

基于曲率点对特征的三维识别算法

郁梦辉¹, 崔西宁¹, 吴霖琪高¹, 伍世虔^{1,2*}

¹武汉科技大学信息科学与工程学院, 湖北 武汉 430081;

²武汉科技大学机器人与智能系统研究院, 湖北 武汉 430081

摘要 针对工业机器人 Bin-Picking 场景中因噪声、遮挡等因素造成的物体识别困难问题, 提出一种新的基于曲率点对特征的三维识别算法。该算法在原始点对特征的基础上, 引入曲率差特征, 使点对具有更强的特征描述性, 提高点云配准率。在预处理阶段, 通过基于距离变换的分水岭算法对场景点云进行分割, 提取候选目标, 加快算法匹配速度。同时, 在位姿投票阶段提出一种新的加权投票方案, 根据曲率差信息将更强点对赋予更大的权重, 进一步提高点云配准率。实验结果表明, 与原始算法相比, 所提算法在精度和速度方面都有明显的提升, 并能满足实际应用场景的要求。

关键词 图像处理; 三维识别; 曲率差; 特征描述; 加权投票

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221223

3D Recognition Algorithm Based on Curvature Point Pair Features

Yu Menghui¹, Cui Xining¹, Wu Linqigao¹, Wu Shiqian^{1,2*}

¹School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China;

²Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China

Abstract To address the difficulties in object recognition caused by noise, occlusion, and other factors in Bin-Picking by an industrial robot, a three-dimensional (3D) recognition algorithm using curvature point pair features is proposed. Based on the original point pair feature, a curvature difference feature is introduced to make the point pair more descriptive and improve the point cloud registration rate. In the preprocessing stage, a watershed algorithm based on distance transformation is used to segment the scene point cloud, extract candidate targets, and accelerate the algorithm matching. Furthermore, a new weighted voting scheme is proposed for the pose voting stage, and it assigns a larger weight to stronger point pairs based on the curvature difference information and further improves the point cloud registration rate. The experimental results show that the proposed algorithm significantly improves the accuracy and speed compared to the original algorithm, and it can meet the requirements of practical application scenarios.

Key words image processing; 3D recognition; curvature difference; feature description; weighted voting

1 引言

近年来, 人工智能发展迅速, 随着机器学习等算法的不断深入, 机器人技术在人工智能背景下获得了较大提升, 已成为工业发展的主流技术。Bin-Picking^[1]作为工业中一个典型场景, 其目的是将杂乱无序的物体分拣出来并按要求进行放置, 而环境的光线亮度、物体表面携带的油污杂质、物体间的重叠遮挡、物体的材质等因素都会对识别产生较大干扰^[2]。因此, 在复杂情况下, 对物体进行快速准确的识别一直是具有挑战

的问题。

位姿估计作为三维(3D)识别的关键一环, 主要应用于机器人抓取、3D重建、无人驾驶^[3]等领域。根据输入的不同, 可以分为基于二维(2D)图像的方法和基于3D点云的方法^[4]。基于图像的方法对目标的纹理特征要求较高, 光照等环境因素对特征提取也会产生较大影响, 而基于点云的方法适用性更强。基于点云的方法又可分为3类: 1) 基于优化的方法, 如 Yang 等^[5]提出的 TEASER 方法, 使用截断最小二乘代价函数重新制定配准问题, 通过迭代优化找到最佳变换矩阵, 对

收稿日期: 2022-04-06; 修回日期: 2022-06-16; 录用日期: 2022-07-14; 网络首发日期: 2022-07-24

通信作者: *shiqian.wu@wust.edu.cn

异常点具有较强的鲁棒性,但是需要很多复杂的策略来克服噪声、密度等变化;2)基于特征描述符的方法,如视点特征直方图(VFH)^[6]等全局描述符和快速点特征直方图(FPFH)^[7-8]等局部描述符,其旋转不变性能很好地描述物体特征,但在应对噪声和遮挡之间很难达到一个平衡;3)基于学习的方法,如Wang等^[9]提出的DenseFusion框架,使用一种新的密集融合网络提取像素级特征进行位姿估计,需要颜色和深度信息,增加了计算成本。

Drost等^[10]根据两点及其法向量关系提出点对特征(PPF)方法,通过类似广义霍夫变换的投票策略获得位姿,并使用位姿聚类进一步提高精度,在整体和局部之间取得较好的平衡。Choi等^[11]在PPF的基础上引入颜色信息,提高对颜色的识别率。Liu等^[12]将切线作为特征点的方向,提出多边缘外观模型,提高了工件识别率并减少了在线计算时间。曲率作为曲面的几何特征具有较强的识别性,但是,3D物体的曲面特性并没有很好地被利用。因此,本文在原始PPF算法的基础上,引入点对的曲率差信息,提高PPF对曲面物体的几何特征描述。同时,在投票阶段提出一种根据曲率差的加权投票方案,赋予更具区分性的点对更多票数。经实验验证,该方法不仅在配准率上有提升,也显著降低了配准时间。

2 基本原理

基于曲率PPF的位姿估计算法可以分为离线建模和在线匹配两个阶段^[13]。离线阶段:利用模型的3D计算机辅助设计(CAD)提取点云,建立哈希表存储模型的曲率差PPF,用来描述模型的全局特性。在线阶段:对场景点云进行分割,提取候选匹配目标,构建和离线阶段相同的曲率差PPF;寻找对应的匹配点对,借用局部坐标系简化位姿计算;利用曲率差对匹配点对

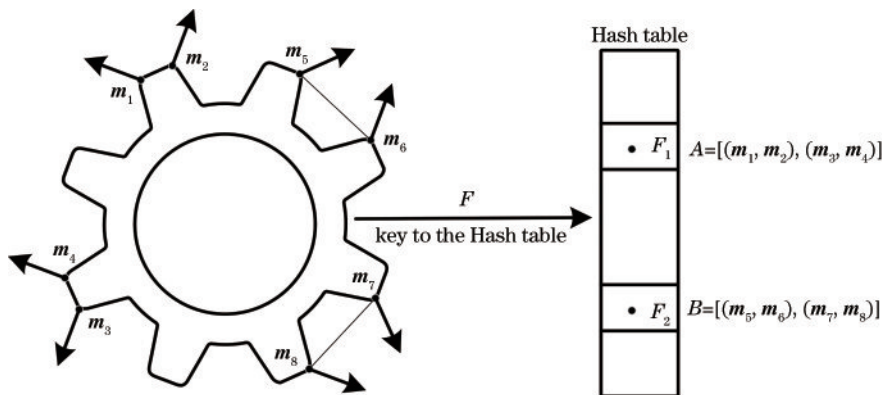


图2 全局模型描述

Fig. 2 Description of global model

2.3 加权投票方案

定义 S 为场景点云集,对场景中的两点 $s_r, s_k \in S$,计算曲率差PPF,即 $F_s(s_r, s_k)$ 。以 $F_s(s_r, s_k)$ 作为键值

进行加权投票,并通过位姿聚类过滤不正确的位姿,提高最终位姿的精度。

2.1 曲率差PPF

原始PPF由两点及法向量关系构成,曲率差PPF在其基础上引入两点曲率差的绝对值,构成一个五维向量,增强曲面物体的几何特征描述,如图1所示。对于物体上的任意两点 m_1 和 m_2 ,定义曲率差PPF为 $F(m_1, m_2)$, n_1 和 n_2 分别为两点的法向量, c_1 和 c_2 分别为两点的平均曲率,计算式如下:

$$F(m_1, m_2) = [\|d\|_2, \angle(n_1, d), \angle(n_2, d), \angle(n_1, n_2), c], \quad (1)$$

式中: $d = m_2 - m_1$; $\|d\|_2$ 为 m_1 和 m_2 的欧氏距离; $\angle(\cdot, \cdot)$ 代表两向量间的夹角; $c = |c_1 - c_2|$,为两点曲率差的绝对值。

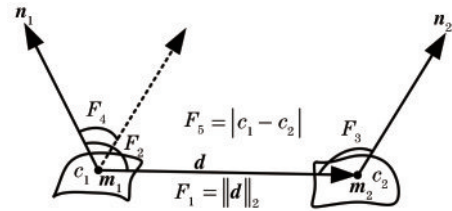


图1 曲率差PPF示意图

Fig. 1 Schematic of curvature difference PPF

2.2 模型描述

离线阶段,需建立模型的特征描述。定义 M 为模型点云集,对任意两点 $m_i, m_j \in M$,计算曲率差PPF,并存储在哈希表中。为了将具有相似特征的点对存储在一起,对计算的曲率差PPF进行离散化,设置距离步长为 d_{dist} ,角度步长为 d_{angle} ,曲率差步长为 $d_{diff-cur}$ 。相似特征点对聚集在哈希表的同一个槽中,离散化的特征 F 作为哈希表索引,如图2所示。

通过哈希表搜索、匹配模型点对 (m_r, m_k) 时,需要计算两个点对的变换关系。为了简化变换矩阵的计算,建立局部坐标系^[14]:首先,将两个点对以各自的参考点

m_r 和 s_r 平移到局部坐标系的原点;其次,将两个点对分别以点 m_r 和 s_r 旋转,使得其法向量 n^m 和 n^s 与局部坐标系的 x 轴对齐;最后,将场景点对 (s_r, s_k) 绕 x 轴旋转 α 角,与模型点对 (m_r, m_k) 对齐。两个匹配点对的变换过程如图 3 所示。

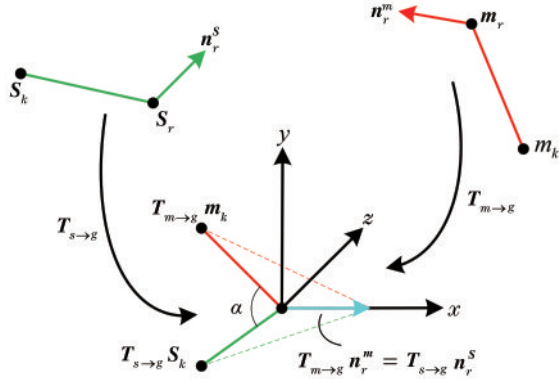


图 3 模型和场景的坐标转换

Fig. 3 Transformation between model and scene coordinates

因此,从模型点对到场景点对的变换关系可以用模型点对上的一个参考点 m_r 和一个旋转角 α 表示,即 (m_r, α) ,其变换如下:

$$s_k = T_{s \rightarrow g}^{-1} R_x(\alpha) T_{m \rightarrow g} m_k, \quad (2)$$

式中: $T_{m \rightarrow g}$ 表示将模型点对 (m_r, m_k) 的参考点 m_r 与局部坐标系的原点对齐,并将其法向量 n^m 与局部坐标系的 x 轴对齐; $T_{s \rightarrow g}$ 表示将场景点对 (s_r, s_k) 的参考点 s_r 与局部坐标系的原点对齐,并将其法向量 n^s 与局部坐标系的 x 轴对齐; $R_x(\alpha)$ 表示绕 x 轴旋转 α 角。

对于每一个计算的场景点对,通过曲率差 PPF 在哈希表中搜索,得到其对应的所有匹配模型点对。根据局部坐标系,求解得到每一个匹配模型点对的旋转角 α 。创建一个 2D 累加器数组进行 α 投票,该数组的行数 N_m 等于模型采样点数 M ,列数 N_{angle} 对应于旋转

角度 α 的采样步长 n_{angle} 。

与原始 PPF 算法不同的是,所提算法在投票环节结合点对的曲率差特征,依据曲率差值的大小赋予 α 不同的权重。点云曲率反映该点所在曲面的弯曲程度,弯曲程度越大则该点曲率越大,曲率越小则该点所在曲面越平缓。因此,两点曲率差的绝对值越大,其所在的曲面弯曲程度相差越大,则认为两点形成的曲率差 PPF 越明显,更能代表模型的形状特点^[15]。曲率差较大点对包含的信息更加显著,且这类点对在模型中一般分布较远,计算的位姿也更为可靠。由于每个模型的曲率分布不同,需要寻找最佳的曲率差阈值和投票的权值。权值计算如下:

$$w_{\text{weight}} = \begin{cases} v, & |c_1 - c_2| > C_{\text{threshold}} \\ 1, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

根据实验,曲率差阈值在模型点数 10%~30% 的低曲率区间,权值在 2~6 之间效果较好。图 4 的 buddha 模型,其曲率差阈值定为 0.075,权值定为 6。基于曲率差的加权投票过程如图 5 所示。

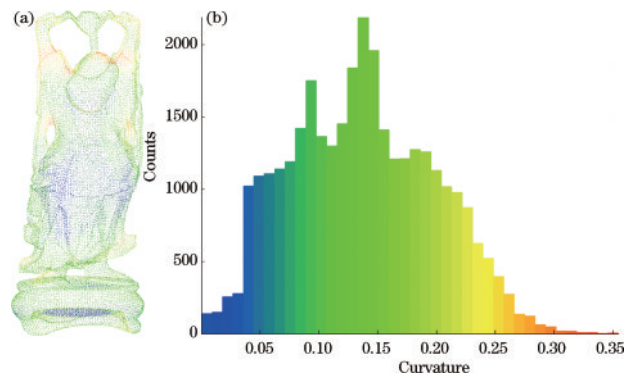


图 4 buddha 模型曲率及曲率直方图。(a) buddha 曲率模型; (b) buddha 曲率直方图

Fig. 4 Curvature and curvature histogram of buddha. (a) Curvature of buddha; (b) curvature histogram of buddha

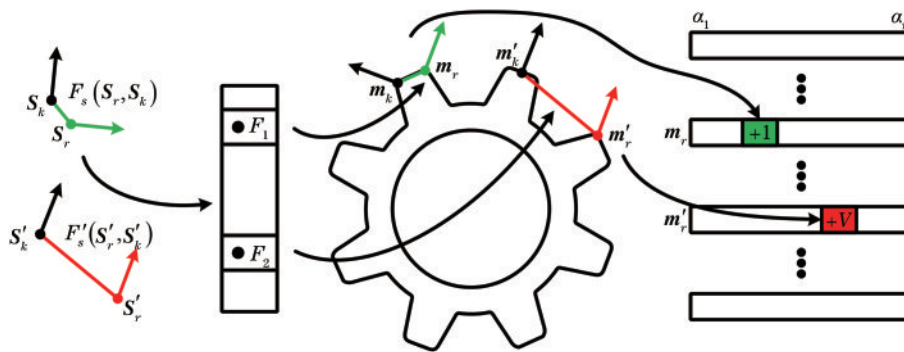


图 5 加权投票的可视化

Fig. 5 Visualization of weighted voting process

2.4 位姿聚类

目标物体上参考点形成的曲率差 PPF,通过特征匹配可能返回一组位姿结果,这些位姿结果对应加权投票的峰

值。对计算得到的位姿进行聚类,以保证每个类中的位姿在平移和旋转的误差不超过设定的阈值。将每个类中的所有位姿票数的累加和作为每个类的票数,寻找票数最高

的一个类进行位姿平均,得到最终的位姿结果。通过位姿聚类,过滤不可靠的位姿,提高位姿计算的准确性。

3 实验

3.1 公开数据集

实验平台为联想笔记本,配置为 IntelCore™ i7-10875H CPU 处理器,基于 Visual Studio 2019 软件和 C++ 编程语言完成实验对比。实验算法为原始 PPF 算法、宋成航等^[16]提出的基于特征点采样一致性算法

的改进迭代最近点(ICP)算法(简称 S-ICP 算法)、曲率差 PPF 算法以及经 ICP 精配准的曲率差 PPF 算法。公开数据集选择斯坦福的 3D 扫描存储库,从算法的时间和匹配率方面验证所提算法的优势。

第 1 次实验对象选择 Retrieval 数据集,该数据集包含 6 个模型和 18 个场景,每个场景包含 1 个物体且具有 3 种不同噪声,避免了其他因素的干扰。6 个模型分别为 armadillo、buddha、bunny、statuette、dragon、chinese_dragon,如图 6 所示。

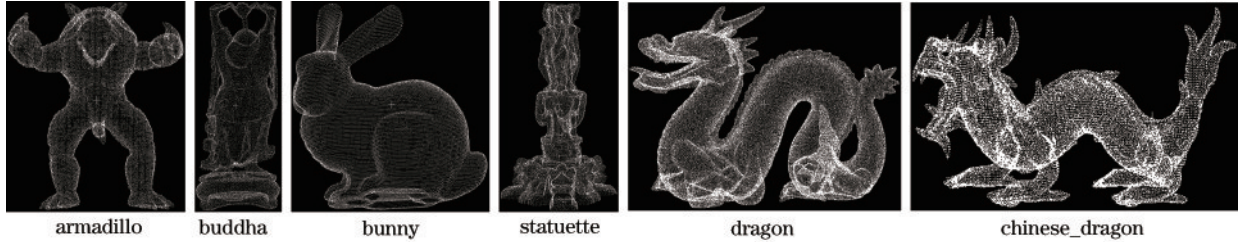


图 6 模型的点云

Fig. 6 Point clouds of models

实验中,部分参数的值参考原始 PPF 算法的设置。其中,采用体素网格对点云进行降采样的参数设为 0.006,法线计算半径设为 0.009,哈希表的角度步长和距离步长分别设为 12 和 0.003,点云数量的 1/5 作为参考点,位姿聚类时的平移阈值分别设为 0.01、0.03、0.03、0.05、0.03、0.01,旋转阈值设为 12。设定匹配成功点的距离阈值为 0.005,匹配率计算公式如下:

$$\delta = \frac{N_{\text{MSP}}}{N_{\text{SOP}}}, \quad (4)$$

式中: N_{MSP} 表示匹配成功点的数量; N_{SOP} 表示场景物体点的数量。

原始 PPF 算法和 S-ICP 算法的匹配效果分别如图 7(a)、图 7(b)所示。在原始 PPF 算法相关参数保持不变的情况下,增加点对的曲率差信息,使用曲率差

PPF 算法进行匹配。6 个模型的曲率计算半径设为 0.015,曲率步长分别设为 0.04、0.02、0.015、0.06、0.11、0.04,加权投票时曲率差的阈值分别设为 0.07、0.075、0.015、0.12、0.06、0.18,加权值分别设为 6、6、6、3、3、3。曲率差 PPF 算法和经过常规 ICP 精配准后的曲率差 PPF 算法的匹配效果分别如图 7(c)、图 7(d)所示,4 种算法的对比结果如表 1、表 2 所示。

为验证所提算法具有识别同一场景中不同物体的能力,第 2 次实验对象选择 Random Views 数据集。该数据集的模型和 Retrieval 数据集一致,包含 6 个场景,每个场景包含 3 个物体和 6 个不同视角,同样具有 3 种不同噪声。4 种算法的匹配效果如图 8 所示,对比结果如表 3、表 4 所示。

公开数据集实验表明,曲率差 PPF 算法不仅在匹配率上高于原始 PPF 算法,而且匹配时间明显降低。

表 1 算法匹配率对比

Table 1 Comparison of matching rates of algorithms

unit: %

Algorithm	armadillo	buddha	bunny	dragon	chinese_dragon	statuette	Average
PPF	86.40	90.25	91.93	92.78	85.90	84.91	88.70
S-ICP	98.67	92.03	97.79	93.94	97.61	94.69	95.79
Proposed algorithm	93.61	91.26	95.08	95.92	87.95	89.89	92.29
Proposed algorithm+ICP	98.96	96.01	98.19	97.83	97.86	96.85	97.62

表 2 算法匹配时间对比

Table 2 Comparison of matching time of algorithms

unit: s

Algorithm	armadillo	buddha	bunny	dragon	chinese_dragon	statuette	Average
PPF	0.301	0.775	0.136	0.712	0.828	0.934	0.614
S-ICP	0.411	0.542	0.536	0.797	0.498	0.576	0.560
Proposed algorithm	0.142	0.178	0.085	0.511	0.108	0.457	0.247
Proposed algorithm+ICP	0.160	0.216	0.101	0.529	0.126	0.473	0.268

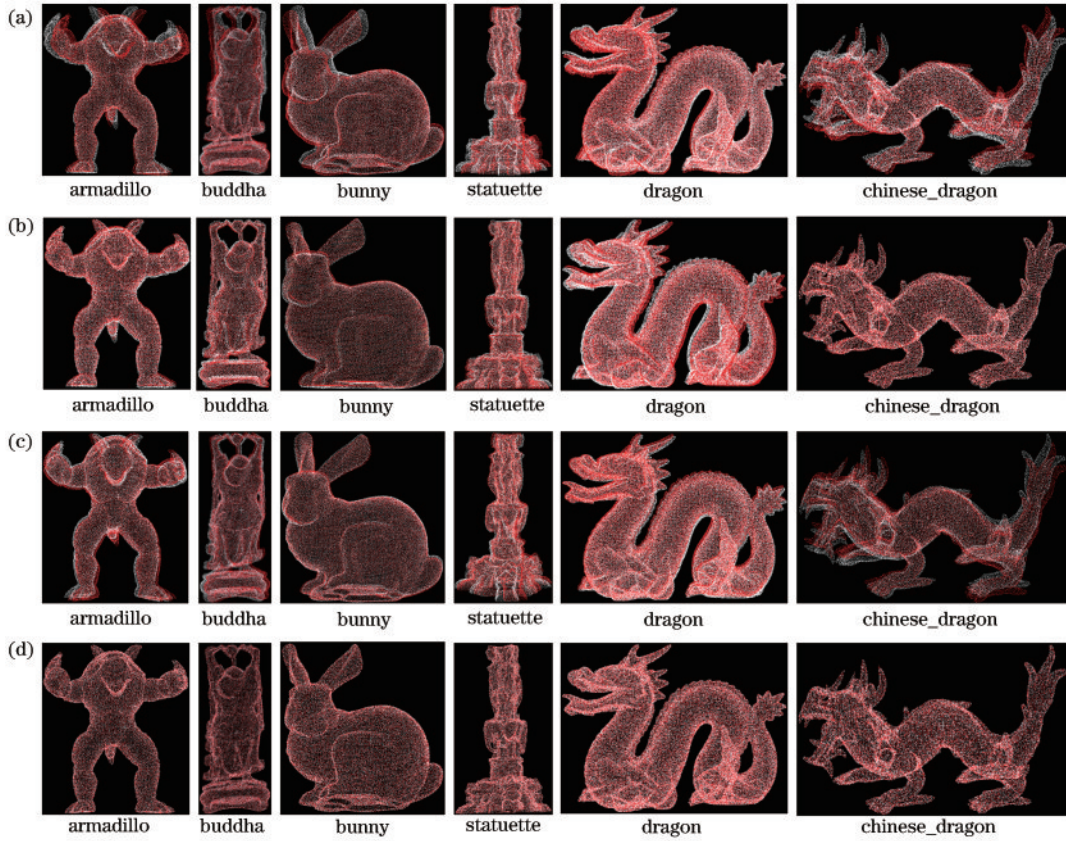


图 7 4 种算法匹配效果。(a)原始 PPF 算法;(b) S-ICP 算法;(c)曲率差 PPF 算法;(d)加 ICP 的曲率差 PPF 算法

Fig. 7 Matching effect of four algorithms. (a) Original PPF algorithm; (b) S-ICP algorithm; (c) curvature difference PPF algorithm; (d) curvature difference PPF algorithm with ICP

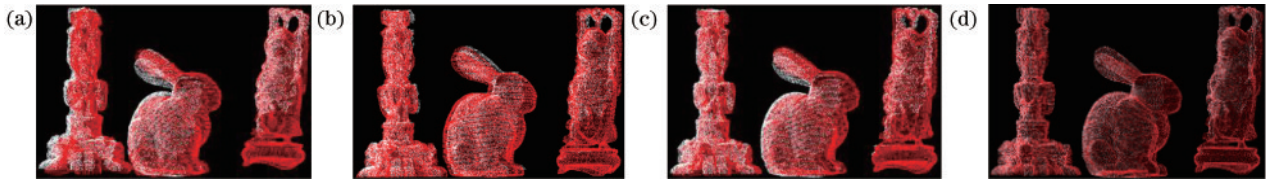


图 8 4 种算法匹配效果。(a)原始 PPF 算法;(b) S-ICP 算法;(c)曲率差 PPF 算法;(d)加 ICP 的曲率差 PPF 算法

Fig. 8 Matching effect of four algorithms. (a) Original PPF algorithm; (b) S-ICP algorithm; (c) curvature difference PPF algorithm; (d) curvature difference PPF algorithm with ICP

表 3 算法匹配率对比

Algorithm	buddha	bunny	statuette	Average
PPF	89.58	83.50	82.45	85.18
S-ICP	93.24	93.98	94.64	93.95
Proposed algorithm	91.81	93.31	94.18	93.10
Proposed algorithm+ICP	96.17	96.23	96.22	96.21

表 4 算法匹配时间对比

Algorithm	buddha	bunny	statuette	Average
PPF	0.721	0.091	1.077	0.630
S-ICP	0.633	0.463	0.875	0.657
Proposed algorithm	0.254	0.044	0.470	0.256
Proposed algorithm+ICP	0.278	0.067	0.537	0.294

引入曲率差信息和加权投票环节,使得点云配准精度提升约 5.75%,达到 90% 以上,匹配时间相对于原始算法缩短约 59.57%,更具实时性。同时,经过 ICP 精配准的匹配率相比于 S-ICP 算法平均提高约 2.05%,匹配时间平均缩短约 42.23%。

3.2 实际场景

Bin-Picking 场景下,物体之间相互重叠遮挡,在计算特征时会产生大量无效点对,不仅使特征计算时间显著增加,而且影响最后投票位姿的精度。因此,在计算曲率差 PPF 之前,对点云进行分割,筛选出候选匹配目标以降低匹配时间。

点云分割主要分为直接 3D 分割^[17-18]和间接 2D 分割^[19]。3D 分割计算复杂度较高,应对实时系统较为困难。因此,采用间接 2D 分割方法,将获取的初始点云

沿 z 轴方向投影到 xy 平面,并将每个像素点的深度值进行类似归一化处理,映射为 $[0, 255]$ 的灰度图像^[20]。

灰度图像素和点云为一一对应的关系,使用基于距离变换的分水岭分割算法对灰度图进行分割^[21]。设定阈值与物体单个视角下所占像素点数相近,将大于阈值的分割子集全部提取出来,成为匹配目标的候选集合。小于阈值的分割子集被认为是被遮挡的物体,

这类物体匹配点数较少且不利于机器人抓取,不被考虑。最后,将候选集合再映射回点云,完成分割。

实际场景的实验对象为三通管,3D 相机型号为 COBOT COMATRIX-IM。由结构光相机获取场景 3D 点云,并以深度值映射为灰度图。通过基于距离变换的分水岭分割算法,对映射后的灰度图进行分割,将大于阈值的分割子集提取出来,如图 9 所示。

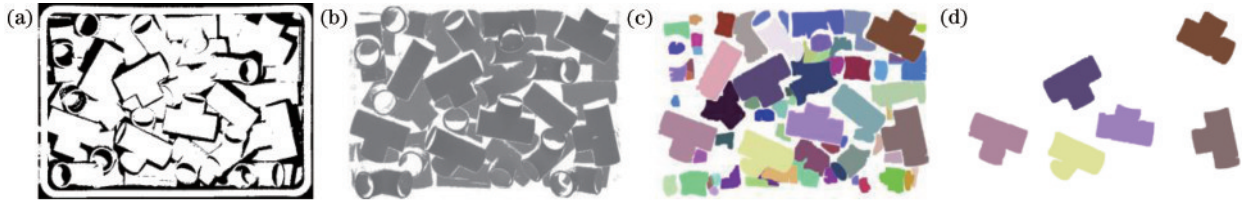


图 9 场景分割过程。(a)场景点云;(b)点云映射的灰度图;(c)分水岭分割;(d)候选目标

Fig. 9 Process of scene segmentation. (a) Point cloud of scene; (b) grayscale image of point cloud mapping; (c) watershed segmentation; (d) candidate target

将分割的候选目标映射回点云,通过曲率差 PPF 算法进行粗配准,使用常规 ICP 算法进行精配准。而原始 PPF 算法和 S-ICP 算法并未对场景点云进行分

割,实际场景的实验中显示位姿计算的结果。4 种算法的匹配效果如图 10 所示,6 个候选目标的匹配率如表 5 所示,算法匹配时间如表 6 所示。

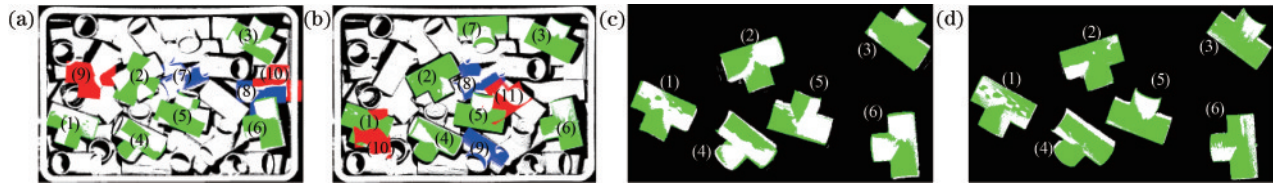


图 10 4 种算法匹配效果。(a)原始 PPF 算法;(b)S-ICP 算法;(c)曲率差 PPF 算法;(d)加 ICP 的曲率差 PPF 算法

Fig. 10 Matching effect of four algorithms. (a) Original PPF algorithm; (b) S-ICP algorithm; (c) curvature difference PPF algorithm; (d) curvature difference PPF algorithm with ICP

表 5 算法匹配率对比

Table 5 Comparison of matching rates of algorithms

unit: %

Algorithm	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	Average
PPF	80.62	57.09	78.54	80.91	84.21	86.05	77.90
S-ICP	94.37	92.22	92.86	91.39	91.94	93.49	92.71
Proposed algorithm	89.72	88.43	91.94	84.33	87.85	85.91	88.03
Proposed algorithm+ICP	95.92	95.60	96.34	91.64	94.73	94.32	94.76

表 6 算法时间对比

Table 6 Comparison of matching time of algorithms

unit: s

Algorithm	PPF	S-ICP	Proposed algorithm	Proposed algorithm+ICP
Total time	9.908	8.368	4.815	5.311

由于原始 PPF 算法和 S-ICP 算法未对场景进行分割,所以这两种算法识别出的物体不一定都处于最上方,如图 10(a)中的(7)、(8)和图 10(b)中的(8)、(9)。虽然部分被遮挡物体也能够计算较多的特征被识别,但对于机器人的抓取并不是一个较好的选择。S-ICP 算法通过计算 FPFH 进行特征描述,使用采样一致性和迭代最近点分别进行点云的粗配准和精配准,对于单目标场景识别效果较好,但对于多目标场景或 Bin-Picking 场景^[22]易陷入局部最优且收敛速度较慢。物

体间形成的点对会对原始 PPF 算法的位姿计算产生影响,相邻物体的重叠遮挡对邻域内 FPFH 特征描述的计算也会造成干扰,从而导致错误的位姿结果产生,如图 10(a)中的(9)、(10)和图 10(b)中的(10)、(11)。所提算法首先对场景进行分割,提取的候选匹配目标基本上都处于最上方,识别出的物体也是处于上方的物体。不同算法的计算特征不同,位姿投票与计算也有所区别,最终目标识别的结果会有所差异,匹配率较高的物体也并不一定相同。

曲率差 PPF 算法在原始 PPF 算法的基础上增加曲率差特征,在线匹配阶段与场景点对匹配到的模型点对相比于原始 PPF 算法会有所减少,滤除了一部分前四维特征相似而曲率差不匹配的点对,降低了计算量,因此匹配时间会缩短。同时,通过匹配上的点对进行位姿投票时,根据两点的曲率差进行加权,特征较显著的点对赋予更多的权值。曲率差较大的点对更能突显两点所在曲面的差异,因此其构成的特征更为显著,

根据这些点对计算的位姿结果也更加可靠,匹配率会有所提高。以 buddha 模型为例,图 11 显示了原始 PPF 算法与曲率差 PPF 算法匹配的中间结果。其中,图 11(a)为场景中的一对点对,图 11(b)和图 11(c)分别为原始 PPF 算法和曲率差 PPF 算法匹配到的模型点对。从图 11 可以看出,引入曲率的确会降低匹配的点对数量,大量减少和场景点对不同方向、不同位置等误匹配的点对。

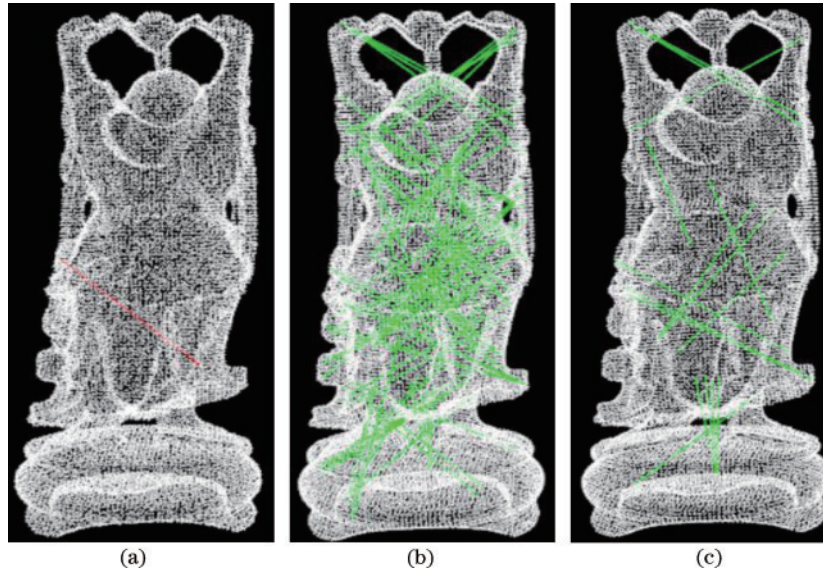


图 11 点对匹配的中间结果。(a)场景中的一个点对;(b)原始 PPF 算法;(c)曲率差 PPF 算法

Fig. 11 Intermediate result of point pair matching. (a) A point pair in scene; (b) original PPF algorithm; (c) curvature difference PPF algorithm

实际场景中,未加 ICP 的曲率差 PPF 算法相对于原始 PPF 算法配准精度平均提高约 10.13%,配准时间缩短约 51.40%。相比于 S-ICP 算法,未加 ICP 的曲率差 PPF 算法在精度上降低约 4.68%,但是算法时间缩短约 42.46%,加入 ICP 的曲率差 PPF 算法在精度上提高约 2.05%,算法时间缩短约 36.53%。实验结果表明,对于 Bin-Picking 场景,在计算目标的位姿之前,对于点云的分割预处理操作也是有必要的,其能够提高 3D 识别的效率和位姿优化的精度。因此,所提算法在提升配准精度和速度方面具有一定的效果,为后续位姿的精配准提供了较好的初值。

4 结 论

提出一种基于曲率的 3D 识别算法,将两点曲率差的绝对值作为 PPF 的第五维。曲率信息反映该点所在曲面的变化程度,相对于平面点对具有更大的识别性,增强了对物体的几何特征描述,降低了误匹配率。曲率差的大小反映两点所在曲面的差异性,在位姿投票环节,结合曲率差信息进行加权投票,对特征显著的点对赋予更多的权重,提高了位姿估计的准确性。在实际 Bin-Picking 场景中,分割作为预处理消除物体间的点对匹配,相比于未分割的匹配算法减少了计算量、

提高了算法的整体速度,具备实时性。同时,分割对于后续位姿的精配准提供了较好的条件,降低了因邻近物体的干扰使得 ICP 等算法陷入局部最优的可能性,配准精度能够满足实际要求。虽然所提算法具有一定优势,但依然存在一些不足。点云分割算法还需完善,减少分割失败的情况。最佳曲率差阈值和权值等参数的设定与模型的曲率分布、相机的位置高度相关,如何根据不同模型与场景确定最佳参数是未来的研究工作。

参 考 文 献

- [1] 刘星余. 面向物流仓储分拣机器人的多目标视觉识别与定位方法研究[J]. 粘接, 2021, 47(7): 109-112.
Liu X Y. Research on multi-target visual recognition and positioning method for logistics warehouse sorting robot [J]. Adhesion, 2021, 47(7): 109-112.
- [2] 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 Y S, Wu Q X, Fu S F, et al. Efficient planar object recognition and localization system based on boundary point pair feature[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(2): 601-605.
- [3] 谭舸, 花向红, 陶武勇, 等. 基于激光跟踪仪的多测站

- 地面激光扫描点云配准方法[J]. 中国激光, 2021, 48(17): 1710002.
- Tan G, Hua X H, Tao W Y, et al. Multiview terrestrial laser scanning point cloud registration method based on laser tracker[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(17): 1710002.
- [4] Zhao H S, Jiang L, Fu C W, et al. PointWeb: enhancing local neighborhood features for point cloud processing [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2019: 5560-5568.
- [5] Yang H, Shi J N, Carlone L. TEASER: fast and certifiable point cloud registration[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(2): 314-333.
- [6] Rusu R B, Bradski G, Thibaux R, et al. Fast 3D recognition and pose using the viewpoint feature histogram [C]//2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, October 18-22, 2010, Taipei, China. New York: IEEE Press, 2010: 2155-2162.
- [7] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 3212-3217.
- [8] 刘玉珍, 张强, 林森. 一种改进的基于快速点特征直方图的 ICP 点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(6): 0611003.
- Liu Y Z, Zhang Q, Lin S. Improved ICP point cloud registration algorithm based on fast point feature histogram[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6): 0611003.
- [9] Wang C, Xu D F, Zhu Y K, et al. DenseFusion: 6D object pose estimation by iterative dense fusion[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2019: 3338-3347.
- [10] Drost B, Ulrich M, Navab N, et al. Model globally, match locally: efficient and robust 3D object recognition [C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-18, 2010, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2010: 998-1005.
- [11] Choi C, Christensen H I. 3D pose estimation of daily objects using an RGB-D camera[C]//2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, October 7-12, 2012, Vilamoura-Algarve, Portugal. New York: IEEE Press, 2012: 3342-3349.
- [12] Liu D Y, Arai S, Miao J Q, et al. Point pair feature-based pose estimation with multiple edge appearance models (PPF-MEAM) for robotic bin picking[J]. Sensors, 2018, 18(8): 2719.
- [13] 徐冠宇, 董洪伟, 钱军浩, 等. 基于点对特征的散乱堆放物体的位姿估计算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(18): 181508.
- Xu G Y, Dong H W, Qian J H, et al. Pose estimation algorithm for random bins based on point pair features[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(18): 181508.
- [14] 李旭宇, 张梓. 基于点对特征的工业零件位姿检测研究[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2021, 18(4): 100-107.
- Li X Y, Zhang Z. Research on pose detection of industrial parts based on point-pair features[J]. Journal of Changsha University of Science & Technology (Natural Science), 2021, 18(4): 100-107.
- [15] 李金涛, 程效军, 杨泽鑫, 等. 基于曲率分级的点云数据压缩方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(14): 142801.
- Li J T, Cheng X J, Yang Z X, et al. Curvature-grading-based compression for point cloud data[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(14): 142801.
- [16] 宋成航, 李晋儒, 刘冠杰. 利用特征点采样一致性改进 ICP 算法点云配准方法[J]. 北京测绘, 2021, 35(3): 317-322.
- Song C H, Li J R, Liu G J. Point cloud registration method using feature point sampling consistency initial alignment and improved ICP algorithm[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2021, 35(3): 317-322.
- [17] 田青华, 白瑞林, 李杜. 基于改进欧氏聚类的散乱工件点云分割[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(12): 121503.
- Tian Q H, Bai R L, Li D. Point cloud segmentation of scattered workpieces based on improved euclidean clustering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(12): 121503.
- [18] 杨晓文, 王爱兵, 韩燮, 等. 基于 KNN-PointNet 的点云语义分割[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(24): 2410013.
- Yang X W, Wang A B, Han X, et al. Point cloud semantic segmentation based on KNN-PointNet[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(24): 2410013.
- [19] 景庄伟, 管海燕, 臧玉府, 等. 基于深度学习的点云语义分割研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(1): 1-26.
- Jing Z W, Guan H Y, Zang Y F, et al. Survey of point cloud semantic segmentation based on deep learning[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2021, 15(1): 1-26.
- [20] 刘瑞, 吕开云, 袁志聪, 等. 基于深度图像与分水岭的平面点云分割方法[J]. 江西科学, 2021, 39(1): 166-171.
- Liu R, Lü K Y, Yuan Z C, et al. Plane point cloud segmentation method based on depth image and watershed[J]. Jiangxi Science, 2021, 39(1): 166-171.
- [21] 张文飞, 韩建海, 郭冰菁, 等. 改进的分水岭算法在粘连图像分割中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(6): 243-248.
- Zhang W F, Han J H, Guo B J, et al. Application of improved watershed algorithm in adhesion image segmentation[J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(6): 243-248.
- [22] 李奇明, 任杰骥, 裴晓寒, 等. 基于多模态数据协同的弱纹理表面高精度点云配准算法[J]. 光学学报, 2022, 42(8): 0810001.
- Li Q M, Ren J J, Pei X H, et al. High-accuracy point cloud matching algorithm for weak-texture surface based on multi-modal data cooperation[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(8): 0810001.