

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108247

基于改进 LCCP 的堆叠物体分割算法*

王瑞丰 朱铮涛 冯端奇
(广东工业大学机电工程学院 广州 511400)

摘要:局部凸连接生长算法(LCCP)存在超像素跨越物体边界,未能利用区域隐含凹凸信息的缺陷,为了改进以上缺陷导致的分割精确度低、物体粘连的问题,提出了结合连通域分割的改进算法。首先采用深度自适应超像素分割法(DASP)根据深度信息和法向量角度将图片划分为超像素;其次根据超像素的法向量夹角判定邻接超像素的凹凸性,合并所有凸连接超像素形成初步结果;最后使用基于超像素的距离变换以及分水岭生长分割方法,把面积较大的凹连通域,快速分割成多个凸区域。在 IC-BIN 数据集进行分割验证,结果表明平均分割精度(AP)相比于 LCCP 和约束平面切割法(CPC)分别提升 25% 和 35%,显著改善了欠分割问题。

关键词:超像素;凹凸性;距离变换;分水岭;图像分割

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Improved LCCP-based stacked object segmentation algorithm

Wang Rui Feng Zhu Zhengtao Feng Duanqi
(School of Mechanical and Electrical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 511400, China)

Abstract: The local convex connected Patches algorithm (LCCP) suffers from the defects of super voxels crossing object boundaries and failing to utilize the regionally implicit concave-convex information. In order to improve the problems of low segmentation accuracy and object adhesion caused by the above defects, an improved algorithm combining connected domain segmentation is proposed. Firstly, the depth-adaptive superpixel segmentation (DASP) method is used to divide the image into superpixels based on depth information and normal vector angle. Secondly, the concave-convexity of neighboring superpixels is determined based on the normal vector angle of superpixels, and all convex connected superpixels are combined to form the preliminary result. Finally, the distance transformation and the watershed growth segmentation method based on superpixels are used to quickly segment the concave connected domain with large area into multiple convex regions. The segmentation is validated on the IC-BIN dataset, and the results show that the average segmentation accuracy (AP) is improved by 25% and 35% compared to LCCP and constrained plane cut (CPC), respectively, which significantly improves the under-segmentation problem.

Keywords: superpixel; convexity; distance transform; watershed; image segmentation

0 引言

机器人随机抓取工作,需要对箱体内散乱堆叠摆放的物体定位。通常使用深度传感器采集深度图像或点云数据然后完成分割和定位操作。准确的分割算法能够降低定位难度,提升定位准确性和可靠性^[1]。三维数据的分割方法中,基于学习的分割算法已经在多种复杂的数据集得到了令人满意的结果,并运用于各个领域^[2-4]。而这种方法的缺点也非常明显,如标注、训练的成本高,通用性差等问题^[5]。其余方法可以分为 3 类:基于边缘、基于模型以及基于区域

的方法^[6]。这些方法无需训练就能实现对一类场景的分割。

基于边缘的方法主要分为两步:1)获取物体的边缘轮廓;2)将封闭轮廓中的点合并为同一类^[7]。Du 等^[8]提出了一种基于曲率的边界提取方法,对大型热锻件的点云图像进行分割和测量。Lin 等^[9]提出了面向大规模点云数据的边缘检测方法并应用于城市场景分割。这类方法会将物体沿棱边分割为不同平面导致过分割,因此使用范围有限。

基于模型的方法适用于简单规则的几何物体,例如平

收稿日期:2021-11-02

* 基金项目:广东省科技计划项目(2020A0505100012)资助

面、柱面、球体等。该方法从点云中随机采样若干点带入模型方程,再根据所得模型做匹配,最后通过多次迭代获取最佳模型。Cheng 等^[10]介绍了一种模型引导的胶原蛋白分割方法。基于预设模型,该方法可以解决已知对象的过分割和欠分割问题。但是这种方法需要针对不同物体选用不同的模型,它的适应性和速度很有限。

在传统方法中以局部凸连接生长算法(locally convex connected patches, LCCP)^[11]为代表的基于区域的分割方法更适用于多物体堆叠的复杂场景。LCCP 方法首先将点云数据过分割形成超体素,再根据凹凸准则将凸连接的超体素合并。自底向上通过局部凹凸性生长得到最终结果。Song 等^[12]将 LCCP 方法与图像轮廓检测方法相结合,完成了对堆叠国际象棋棋子和堆叠管道三通管的分割,但这一方法未能对 LCCP 的缺陷做出改进。

LCCP 算法存在着如下缺点:1)超体素容易越过物体边界,导致分割结果不准确或者出现欠分割^[13-14]。2)该算法只考虑邻接超体素的局部凹凸性,而生长结果中隐含的凹凸信息并未有效利用。基于凹凸性的分割方法适用于凸体分割,凸体在图像中的投影应为凸区域,因此可以认为凹区域是欠分割导致的多个物体粘连在一起的结果。

本文针对以上问题做出改进:1)采用自适应超像素分割算法(depth-adaptive superpixels, DASP)^[15]根据深度信息,以及法向量方向划分超像素,改善超体素跨越物体边界的情况^[16]。2)提出了基于超体素的距离变换和分水岭算法,使用区域分割对生长结果再分割,进一步改善物体粘连的情况。

1 区域生长

1.1 超像素分割

超像素是一种将原图像中位置相邻且纹理、颜色、亮度等特征相似的像素点组成的区域^[17]。将超像素作为后续算法的计算单元,是用一个区域整体的特征信息代表区域内所有点做运算。通过这种方法可以实现数据的下采样,减少噪声的干扰。以 RGB-D 图像作为输入时,超体素区域的划分考虑到每一个像素点在颜色空间和三维空间中的距离以及该点所在平面法向量的方向。

本文采用 DASP 算法将 RGB-D 图像分割成多个超像素,主要包含 5 个步骤:1)计算超体素半径;2)计算超体素密度图;3)根据超体素密度设置采样点;4)优化采样点位置;5)剩余点与特征距离最近的采样点合并为超像素。

首先根据深度图像计算图像中每一点对应的超体素半径。根据相机成像模型,相机坐标系下一平面投影到图像坐标系中,投影半径的大小与该圆心的深度以及该圆所在平面的角度有关。投影模型可以表示为:

$$r_p(p_j, p_i) = \frac{f}{\zeta(p_j, p_i)} R \quad (1)$$

$$A_p(p_j, p_i) = \frac{r_p(p_j, p_i)^2 p}{\sqrt{\|\nabla \zeta(p_j, p_i)\|^2 + 1}} \quad (2)$$

如式(1)所示,相机坐标系中半径为 R 的平面投影到图像坐标系上,投射圆心点的深度为 $\zeta(p_j, p_i)$,相机的焦距为 f ,投射半径 r_p 。此外当物体平面与相机传感器平面不平行时,如式(2)所示,投影半径大小 A_p 通过平面的梯度 $\nabla \zeta(p_j, p_i)$ 和 r_p 计算。这使倾斜平面投影的超体素半径更小,超体素能更好的贴合物体边界。

根据图像中每个点的投影半径大小可以得到超体素的密度图。

$$\rho(p_j, p_i) \propto \frac{1}{A_p(p_j, p_i)} \quad (3)$$

式(3)中超像素密度 $\rho(p_j, p_i)$ 与投影半径 $A_p(p_j, p_i)$ 成反比。

接下来根据超像素密度对原图设置采样点,迭代优化采样点的位置。以采样点作为超体素的圆心,计算特征空间中其他点与圆心点的距离 d_F 。将图像中剩余点与特征距离最近的圆心点合并为同一区域,形成超像素。

$$d_F(f, f') = \sum_{o=v,c,n} \mu_o d_o(p_o, p'_o) \quad (4)$$

式(4)中特征空间 $F \subset R^3$,由每一个点的三维坐标,颜色,以及法向量构成。由于工业产品常常是无纹理的金属制品,本文设置权重 $\mu_v = 1$, $\mu_c = 0$, $\mu_n = 2$,仅考虑三维信息。

具体的特征求解方法如下:首先将图像坐标系中的一点 $[u \ v]^T$ 转换到世界坐标系 $[x_w \ y_w \ z_w]^T$,通过深度相机的内参和外参计算^[18]。

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f/dx & 0 & u_0 \\ 0 & f/dy & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} [\mathbf{R} \ \mathbf{T}] \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式(5)中 \mathbf{R} 是相机外参的旋转矩阵, \mathbf{T} 是外参平移矩阵, z_c 为该点在相机坐标系下的深度。内参部分: f 是相机焦距, dx 和 dy 分别是相机感光芯片中像元的实际宽度和高度, u_0 和 v_0 分别是相机坐标系光轴与图像坐标系交点的横坐标及纵坐标。

$$\begin{cases} x_w = z_c(u - u_0)dx/f \\ y_w = z_c(v - v_0)dy/f \\ z_w = z_c \end{cases} \quad (6)$$

为方便计算令世界坐标系与相机坐标系重合,如式(6)所示,计算每一点的三维坐标。再根据欧式距离计算两点间的空间距离 d_v ,并使用超像素半径 R 做归一化处理。

$$d_v(p_1, p_2) = \frac{1}{R} \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (7)$$

如式(8)所示,对于空间一点 p_i ,其法向量 \vec{n} 使用最小

二乘法,根据临近点 p_i 拟合得到。最后将两法向量夹角 d_n 归一化为 $0\sim 1$ 之间。

$$\min \sum_{i=1}^n ((p_i - p_c)^\top \vec{n})^2 \quad (8)$$

计算图像每一点与采样点的上述特征距离,将所有像素点与最近采样点合并为同一区域,即完成了图像的超像素分割。

1.2 基于凹凸性区域生长

基于凹凸性的区域生长是将所有凸连接超像素合并为同一区域,形成初步的分割结果。具体操作如下:首先遍历原图像的每一个超像素,记录超像素索引值的邻接表。其次对所有相邻的超像素判断凹凸连接关系。

如图 1 所示,假设两个相邻面片 p_i, p_j 的中心点为 s_1, s_2 , 其法向量为 \vec{n}_1, \vec{n}_2 , 以及中心点的差向量 $\vec{d} = s_1 - s_2$ 。

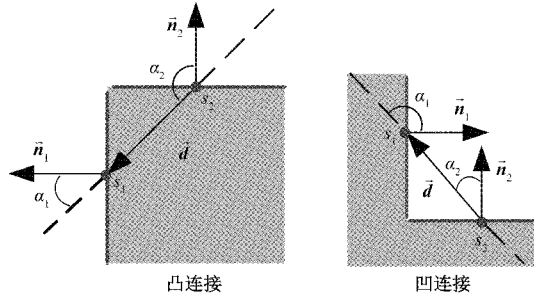


图 1 凹凸判别标准

如式(9)所示,可得当 $\alpha_1 < \alpha_2$ 时两个面为凸连接,否则为凹连接。

$$\begin{cases} \alpha_1 < \alpha_2 \Rightarrow \cos(\alpha_1) - \cos(\alpha_2) > 0 \\ \Leftrightarrow \vec{n}_1 \cdot \vec{d} - \vec{n}_2 \cdot \vec{d} > 0 \\ \alpha_1 > \alpha_2 \Leftrightarrow \vec{n}_1 \cdot \vec{d} - \vec{n}_2 \cdot \vec{d} < 0 \end{cases} \quad (9)$$

设两相邻超像素法向量夹角为 β , 当其夹角小于阈值 β_{th} 时,其通常认为是平坦的表面也合并在一起,因此凸连接准则(convexity criterion, CC)如式(10)所示。

$$CC(\vec{p}_i, \vec{p}_j) = \begin{cases} true, & \vec{n}_1 \cdot \vec{d} - \vec{n}_2 \cdot \vec{d} > 0 \vee (\beta < \beta_{th}) \\ fals, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

最后为了进一步保证凹凸性判别的准确性,凸连接还需满足如下条件:

$$dif \angle(p_1, p_2) = \min(dif \angle(\vec{d}, \vec{c}), dif \angle(\vec{d}, -\vec{c})) = \min(dif \angle(\vec{d}, \vec{c}), \pi - dif \angle(\vec{d}, -\vec{c})) < dif_{th} \quad (11)$$

式中: $\vec{c} = \vec{n}_1 \times \vec{n}_2$, dif_{th} 是角度阈值,在满足了以上标准后,判定两相邻的超像素为凸连接。

如图 2 所示基于凹凸性区域生长的过程,图 2(a)和(b)展示了紧密摆放工件的灰度图和深度图像,图 2(c)将场景划分为超像素,图 2(d),经过凹凸性判别将凸连接超像素合并,完成了初步分割结果。

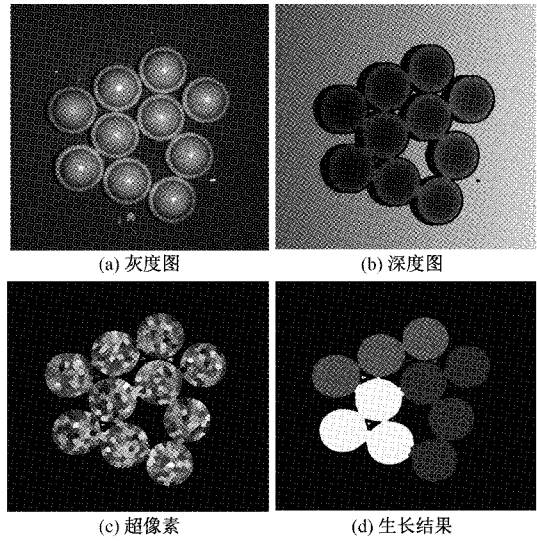


图 2 基于凹凸性区域生长过程

2 基于超像素的区域分割

如图 2(d)所示,基于凹凸性区域生长的结果中有多物体粘连,仅使用邻接超像素的凹凸性特征无法改善这类状况。而将区域分割应用于上述结果中,将大面积的凹区域分割为多个凸域可以改善欠分割,考虑到生长结果是超像素的集合,相比于传统基于像素的区域分割方法,基于超像素更加快速高效。

2.1 基于超像素的距离变换

距离变换是计算图像每一个像素到最近非零像素点的长度,类似于等高线,一般采用欧氏距离计算。假设集合 $P = \{(x, y) \mid v_{xy} = 1\}$ 是目标集合,而背景集合 $B = \{(x, y) \mid v_{xy} = 0\}$, 距离变换将集合 P 每一点像素值替换为每一点到边缘的最短距离:

$$Dist_{ij} = \min(\sqrt{(i-x)^2 + (j-y)^2}) \quad (12)$$

本文以超像素为单元,由于超像素的形状和面积不定,且邻接关系更为复杂,因此通过广度优先搜索的方法由外向内逐层提取出所有超像素,超像素所在层数即为距离变换的结果,具体方法如下。

首先采用滤波操作,将凹凸性生长的结果中零星的超像素合并到更大的区域内,然后对分割结果遍历,筛选出面积在设定范围内的区域。

遍历选定区域中的超像素,当某一超像素的邻接超像素不属于该区域或者与未定义点相邻时,定义该超像素处于所属区域的最外层,对应距离 $Dist_{ij} = 1$ 。同理将该区域中与外层相邻的超像素定义为次外层,对应距离 $Dist_{ij} = 2$ 。这样根据邻接关系把区域内所有超像素分层。

如图 3 所示,该连通域域内的超像素通过距离变换后被分为 4 层。其中颜色较深,位于轮廓中心位置的区域所在区域对应的距离更大。

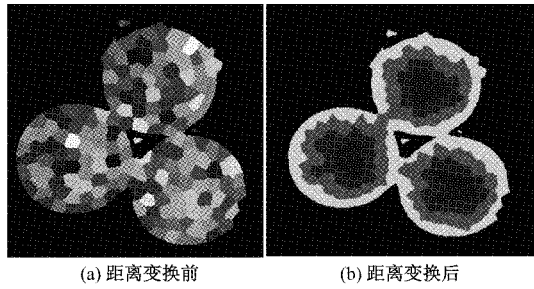


图 3 基于超像素的距离变换

2.2 基于超像素的分水岭分割

分水岭^[19]方法将图像灰度值看做地形图,从地势最低点注水,水流逐渐淹没低地势区域向外部扩散,当多个盆地灌满发生流通时,将汇集点作为分水岭,也就是分割边界。

如图 4 所示,本文以超像素作为处理单元,将距离变换结果作为地势信息。使用分水岭的思想对每一层超像素由内部向外部生长。与传统分水岭不同的是:1)区域分界由单一像素变为超像素,需要根据特征距离判别分界超像素的归属区域;2)由于超像素邻接关系更为复杂,注水生长时易出现空缺奇点,需要将所有空缺点经过面积判断分为新盆地区域或者空缺奇点与相邻区域合并。生长过程如图 5 所示,将最内层超像素合并为连通域,把每一个连通域作为盆地区域向外层生长。

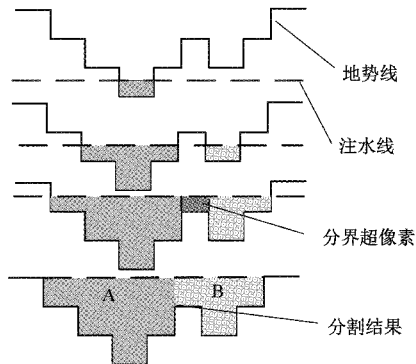


图 4 基于超像素的分水岭算法示意图

首先遍历下一层的所有超像素,根据邻接关系将超像素将分为 3 种类型。第 1 类超像素仅与一个盆地区域相邻;第 2 类超像素与多个盆地区域相邻;第 3 类超像素与盆地区域不相邻。对该层所有超像素分类后,将前两类超像素与盆地区域合并。其中,第 2 类超像素与法向量夹角最小的相邻盆地区域合并,如式(13)所示计算超像素夹角大小。

$$d(\vec{n}_1, \vec{n}_2) = 1 - \vec{n}_1 \cdot \vec{n}_2 \quad (13)$$

最后处理第 3 类超像素。先将这类超像素合并为连通域,再对连通域分类。第 1 类连通域与原种子区域相邻且面积小于阈值,属于奇点区域将与相邻的盆地区域合并;否则为第 2 类连通域,将作为新的盆地区域。不断循环以上步骤逐层将所有超像素生长合并后,即完成了基于超像素

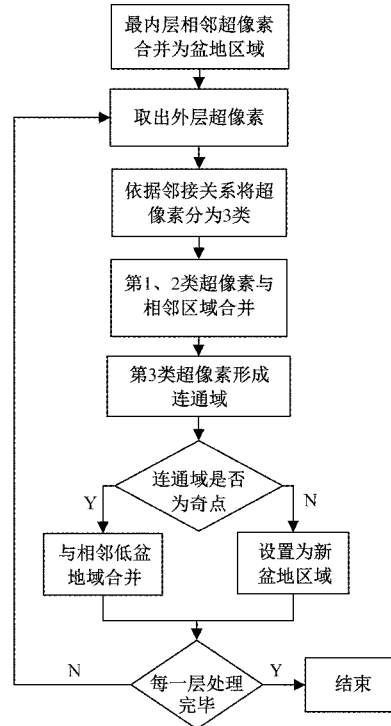


图 5 基于超像素的分水岭算法流程

的分水岭分割。

如图 6 所示,展示了基于超像素的分水岭分割算法的过程,以距离变换的最内层超像素为起始点,向外层生长模拟注水过程,通过奇点判别将空缺超像素划分为新盆地区域和奇点两种情况,通过 4 次注水得到了分水岭结果,改善了欠分割的情况。

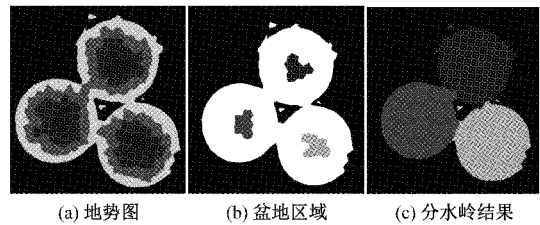


图 6 基于超像素分水岭方法分割

3 堆叠物体分割实验

3.1 实验环境与数据集

本实验所用计算机详细配置为:内存 8 GB, AMD2600X 处理器,操作系统为 64 位 Ubuntu 18.04,选用处理语言 C++,并安装点云库 PCL 1.81,图像处理库 OpenCV 3.4.1。

实验采用 BOP 数据集集中的 IC-BIN 图集^[20]进行检测。该数据集是国际计算机视觉大会 (ICCV) 2017 年召开的关于恢复 6D 物体姿态挑战赛中的一组数据集,包含了彩色图像、深度图像以及每一张图像所出现物体的掩膜图,共计 114 组图像。实验采使用其测试数据集中的堆叠咖啡杯和

堆叠牛奶盒图片分割,其对应的物体掩膜图像作为图像分割的标准结果。由于在侧面拍摄角度,箱体侧面对凹凸性分割结果造成较大影响,本文选择所有从顶部俯拍的 81 组图像作为检测图像。实验中使用 PCL 库中的 LCCP 算法以及约束平面切割法(constrained plane cut,CPC)^[21]进行对比实验。将数据集中 RGB-D 图像通过深度相机模型转化为点云数据,作为其他方法的输入数据。

3.2 实验结果与分析

图 7 与 8 分别给出两种物体的彩色图像以及相应的分割结果。堆叠咖啡杯图像的分割结果中,LCCP 方法共出现 5 次欠分割情况,最多有 5 个不同物体被合并为同一区域;CPC 方法共出现 9 次欠分割情况,最多有 7 个不同物体被合并为同一区域;文本的区域生长结果出现 5 次欠分割情况,最多有 3 个物体合并为同一区域。本文改进后的区域生长结果相比前两种方法的欠分割问题得到了一定改善,并且欠分割区域都属于凹域,通过基于距离变换和分水岭进一步分割后,最终结果只出现了 1 次欠分割情况。在

堆叠牛奶盒图像分割结果中:LCCP 方法共出现 6 次欠分割;CPC 出现 4 次;本文初步分割结果出现 3 次;本文最终分割结果中无欠分割问题。在上述两种物体的分割实验中,本文方法分割结果最为准确。为了客观地评估本方法的结果,下面使用平均交并比、精确度和召回率对所有分割结果评价。

$$MIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{TP}{TP+FP+TP} \quad (14)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \cdot 100\% \quad (15)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \cdot 100\% \quad (16)$$

式中: k 物体个数, TP 该物体正确分割点的数目, FP 属于其他物体的错误分割点数目, FN 属于本物体却划分为其他类别的点。在堆叠咖啡杯图集中,一个杯盖约占 3 500 个像素点,杯身约有 7 000 个像素点,处于底部小于 1 800 像素点被严重遮挡的杯子对于分割结果的参考性不大,但会影响计算结果,因此舍去。

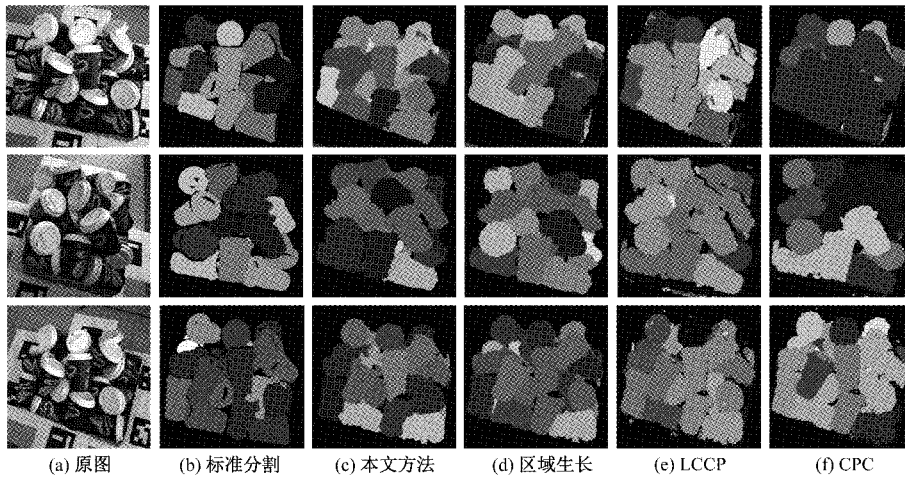


图 7 堆叠咖啡杯分割结果示例

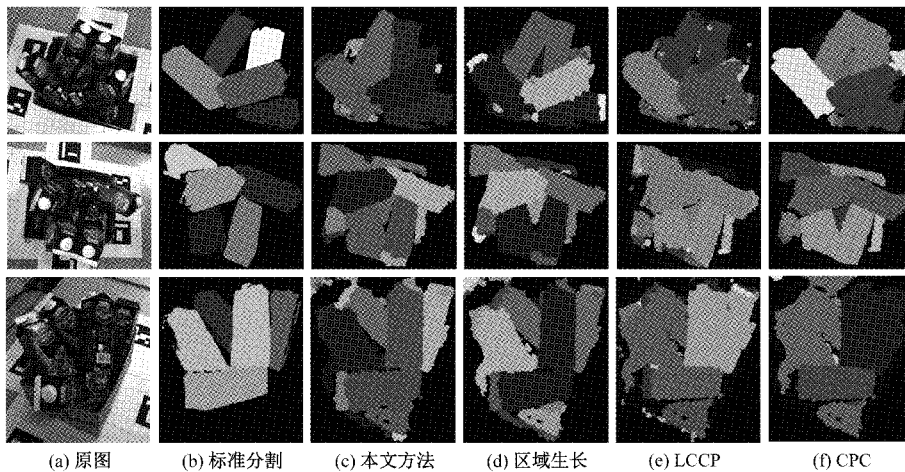


图 8 堆叠牛奶盒分割结果示例

表 1 所示为实验方法对数据集中两种物体分割结果的量化数据。以上几种方法中都不存在过分割情况,因此召回率都达到了 90% 左右。其他指标表明,本文针对 LCCP 方法的两点改进都使分割效果的得到改善。在咖啡杯图像中,由于物体数目较多导致平均交并比结果差异较小,相比于 LCCP 和 CPC 方法,本文结果的平均交并比分别提升了 5% 和 20%;而分割精确度差异更为明显,分别提升了 16% 和 39%。在牛奶盒图像中,由于物体数目较少,平均交并比的差异更为明显,本文结果相比于前两种方法平均交并比分别提升了 18% 和 25%,精确度提升了 34% 和 41%。

表 1 平均分割结果

图像集	分割方法	平均交并比/%	精确度/%	召回率/%
1	LCCP	68	58	87
	CPC	53	35	90
	区域生长	69	66	90
	本文方法	73	74	88
2	LCCP	51	38	90
	CPC	44	31	92
	区域生长	55	57	91
	本文方法	69	72	90

表 2 所示为本文算法与 LCCP 和 CPC 方法分割用时的比较,由于深度图像相比于无序点云数据的邻近点查询速度更快,本文方法用时最短,仅是 LCCP 方法用时的 56%。CPC 方法中有大量迭代运算,因此在以上复杂场景中用时最长。

表 2 平均分割时间比较

图像集	分割方法	超像素/s	区域生长/s	分水岭/s	平均时间/s
1	LCCP	0.43	0.15	—	0.58
	CPC	0.55	—	—	3.25
	本文方法	0.13	0.19	<0.01	0.30
2	LCCP	0.41	0.14	—	0.55
	CPC	0.53	—	—	2.57
	本文方法	0.13	0.17	<0.01	0.31

4 结 论

针对局部凸连接生长(LCCP)方法超体素跨越物体边界,未能利用区域隐含凹凸信息的问题,提出了结合凹凸性生长与区域分割的堆叠物体分割方法。实验表明,与传统基于凹凸性的分割算法相比,所提出的分割算法在速度以及分割精确度上都有明显提升,改善了分割堆叠物体时

存在的欠分割情况。本方法只考虑物体的深度信息,因此适用于工业领域中的无纹理堆叠物体的分割,可配合物体定位方法实现机械手随机抓取功能,具有一定的实用价值。

参考文献

- [1] 郑太雄,江明哲,冯明驰. 基于视觉的采摘机器人目标识别与定位方法研究综述[J/OL]. 仪器仪表学报, 2021;1-23 [2021-11-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2179.TH.20210826.1418.006.html>.
- [2] DONG Z K, LIU S C, ZHOU T, et al. PPR-Net: Point-wise pose regression network for Instance segmentation and 6D pose estimation in Bin-picking Scenarios [C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS), Macau: IEEE, 2019;1773-1780.
- [3] WANG H, SITU H, ZHUANG C. 6D pose estimation for bin-picking based on improved mask R-CNN and dense fusion[C]. 2021 IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, 2021;1-7.
- [4] ZHANG J, ZHAO X, CHEN Z, et al. A review of deep learning-based semantic segmentation for point cloud[J]. IEEE Access, 2019, 7:179118-179133.
- [5] 文沛,程英蕾,余旺盛. 基于深度学习的点云分类方法综述[J/OL]. 激光与光电子学进展, 2021;1-36 [2021-07-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20210208.1127.006.html>.
- [6] GRILLI E, MENNA F, REMONDINO F. A review of point clouds segmentation and classification algorithms [J]. Archives Photogrammetry Remote Sensing Spatial Inform, 2017, 42: 339-344.
- [7] HE Z X, WANG H Y, ZHAO X Y, et al. Inward-region-growing-based accurate partitioning of closely stacked objects for bin-picking [J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(12):1-13.
- [8] DU Z, WU Z, YANG J. 3D measuring and segmentation method for hot heavy forging Measurement[J]. Measurement, 2016, 85:43-53.
- [9] LIN Y, WANG C, CHENG J, et al. Line segment extraction for large scale unorganized point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 102:172-183.
- [10] CHENG H C, YANG T H, THORESON A R, et al. Automatic and quantitative measurement of collagen gel contraction using model-guided segmentation[J]. Measurement Science and Technology, 2013, 24:085702.
- [11] STEIN S C, WÖRGÖTTER F, SCHÖELER M,

- et al. Convexity based object partitioning for robot applications[C]. 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), HongKong: IEEE, 2014:3213-3220.
- [12] SONG Y, WU S, ZHAO J, et al. An object segmentation method based on image contour and local convexity for 3D vision guided Bin-Picking applications [C]. 2018 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics(RCAR), Kandima; IEEE, 2018; 474-478.
- [13] 余洪山, 张文豪, 杨振耕, 等. 一种改进超像素融合的图像分割方法[J]. 湖南大学学报, 2018, 45(10): 121-129.
- [14] 王泉, 杨鹏飞, 田玉敏, 等. 一种基于超体素的点云数据分割方法:CN201611111975.7[P]. 2016-11-11.
- [15] WEIKERSDORFER D, SCHICK A, CREMERS D. Depth-adaptive supervoxels for RGB-D video segmentation[C]. 2013 IEEE International Conference on Image Processing, Melbourne;IEEE, 2013:2708-2712.
- [16] STUTZ D, HERMANS A, LEIBE B. Superpixels: An evaluation of the state-of-the-art [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2018, 166:1-27.
- [17] 吴连耀, 万旺根. 基于超像素分割的实时单目三维重建[J]. 电子测量技术, 2020, 43(11):96-101.
- [18] 付朋, 陈新度, 吴磊. 基于角点的双目视觉绝对定位研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(3):1-8.
- [19] 樊繁, 张艳, 张墨. 基于红外图像的电力设备分割方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(11):98-101.
- [20] DOUMANOGLU A, KOUSKOURIDAS R, MALASSIOTIS S, et al. Recovering 6D object pose and predicting next-best-view in the crowd[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas; IEEE, 2016; 3583-3592.
- [21] MARKUS S, JEREMIE P, FLORENTIN W. Constrained planar cuts-object partitioning for point clouds[C]. 2015 Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2015:5207-5215.

作者简介

王瑞丰(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉应用与点云分割。

E-mail:757340185@qq.com

朱铮涛, 副教授, 主要研究方向为机器视觉应用与自动化技术。

E-mail:gzzzt@gdut.edu.cn

冯端奇, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、深度学习和语义分割。

E-mail:1299920791@qq.com