

PCL 环境下的 3D 点云分割算法研究

周炳南, 闵华松, 康雅文

(武汉科技大学 冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心, 湖北 武汉 430081)

摘 要: 本文在点云库的基础上, 比较经典的欧式距离分割算法、区域生长分割算法和最新的 SegmenterLight 分割算法并对影响分割性能的预处理算法做出对比分析. 根据得到的实验结果, 本文对取得最佳的分割性能的预处理算法给出建议.

关键词: 点云数据; 预处理; 采样; 滤波; 分割; 建议

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)06-0101-05

Research on 3D Point Cloud Segmentation Algorithm in PCL Environment

ZHOU Bing-nan, MIN Hua-song, KANG Ya-wen

(Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Detecting Technology of Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: This paper compares classic Euclidean distance segmentation algorithm and the regional growth segmentation algorithm with state-of-art SegmenterLight segmentation algorithm, and makes a comparative analysis of the preprocessing algorithm that affects the segmentation performance. Based on the experimental results, we give suggestions for the preprocessing algorithm achieving the best segmentation performance.

Key words: point cloud data; preprocess; sampling; filtering; segmentation; suggestions

1 引言

点云分割是指将三维空间中的点划分成更小的、连贯的和连接的子集的过程. 经过分割后, 具有相似属性的点归为一类. 由于低价 RGB-D 传感器^[1]的出现, 三维点云数据集变的越来越普遍, 这些传感器同时捕获彩色和深度图像, 已经引起了机器人界对开发高效点云算法的兴趣^[2].

在计算机图形学中, 对将三维模型分解成功能有意义的区域已经进行了深入的研究. 一般的方法是从输入网格构建图, 通过使用诸如沿着边界的法线方向, 平滑度或凹度等信息来生成分割. Shamir^[3]分析了针对这类问题的不同方法: 凸分解, 流域分析, 层次聚类, 区域生长和光谱聚类. 许多这些方法已经广泛用于分割点云数据, 特别是区域增

长方法. 然而, Anand^[4]表明当 2D 图像从对应的三维世界构成时, 我们将失去有关 3D 形状和对象几何布局的大量有价值的信息.

Trevor 等^[5]提出基于连通分量的有组织点云的有效平面分割. 针对复杂大场景的点云分割问题, 朱晓鑫等^[6]提出了一种快速、准确的基于扫描线的分割算法.

大量的点云数据需要一个专门的库来处理它们, 点云库(Point Cloud library, PCL)^[7]在 2011 年应运而生. 它包含当前最新的三维感知算法, 涉及点云的获取、滤波、分割、配准、特征提取和描述、检索、识别、追踪、三维重建、可视化等. 常见的分割算法如 RANSAC(采样一致性)、欧式距离分割、区域增长分割和基于最小割的分割算法等都可以在点云库中找到.

本文在 PCL 的基础上,对比经典的分割算法和最新的分割算法,分析影响分割性能的因素.

2 场景目标分割算法

2.1 场景目标分割的流程

本文的分割流程如图 1 所示,根据 RGB-D 图像,首先对初始点云进行采样处理,降低点云规模以提高后续点云处理速度;然后,为了提高分割的准确性,进行点云滤波处理;接着为了不影响分割,去除点云中的 NaN(Not a Number)点;最后,采用分割算法得到目标点云.

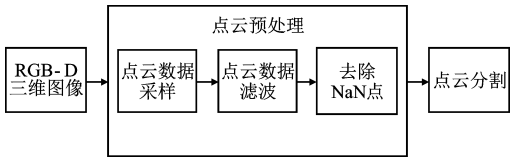


图 1 本文场景目标分割的流程

2.2 场景目标分割算法

点云分割将其分为前景和背景,是三维点云处理的基本步骤.给定一组点云,分割过程的目的是将具有相似性质的点聚集到同类区域,分割过程对分析场景的许多方面如定位和识别物体,分类和特征提取很有帮助.因为 RANSAC 算法分割效率低,基于最小割的分割算法需要预先知道待分割目标物体位置,所以本文的分割算法采用欧式距离分割算法和区域增长分割算法两种经典算法和最新分割算法 SegmenterLight^[8].

2.2.1 欧式距离分割算法

pcl::EuclideanClusterExtraction 是基于欧式距离提取集群的方法,仅依据距离,将小于距离阈值的点云作为一个集群.如果 $p_i, q_i \in P, P$ 是一个点云集,欧式距离 dL 表示如下:

$$dL = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (1)$$

给定一个桌子和桌面上物体的点云,我们想要找到并分割平面上的单个物体点聚类.假设我们使用 kd 树结构来寻找最近邻,下面是算法的步骤:

- (1) 创建一个 kd 树表示输入点云集合 P ;
- (2) 生成一个空表聚类 C 和一个验证队列 Q ;
- (3) 对于每个点 $p_i \in P$,执行下面步骤:

- ① 往当前队列 Q 里添加 p_i ;
- ② 对于每个点 $p_i \in Q$,执行:

以曲面半径 $r < d_n$ 搜索 p_i 的邻点集合 p_i^k ;

- ③ 对每个邻点 $p_i^k \in P_i^k$,检查该点是否处理过,

如果没有加入 Q ;

- ④ 当表中里所有点都处理过,把 Q 加入聚类 C ,重置 Q 为空表;

(4) 当所有点 $p_i \in P$ 都处理过并且是聚类空表的一部分时,算法终止.

2.2.2 区域生长算法

区域生长分割算法适用于特征均匀的连通目标.通过设定的约束条件并结合分割数据的融合需求,利用场景中物体的特征将不同的目标物体从场景中分割出来. PCL 中调用区域生长分割类 pcl::RegionGrowing,实现区域生长分割算法,算法的目标是按照平滑一致性约束条件合并足够近的点,因此算法的输出是一组集群,且每个集群上的点位于同一个光滑表面.该算法是一种基于点的法线角度差的分割,通过比较种子点与其邻域点之间的法线夹角,将小于平滑阈值(人为设定)的作为同一平滑曲面的部分.

算法步骤:依据点云的曲率值对输入点云进行排序,选择曲率最小的点作为初始种子点,因为该点所在的区域即为最平滑的区域,从最平滑的区域开始生长可减少分割片段的总数,提高分割效率.初始化一空的种子点序列和空的聚类区域,从排序后的点云中选好初始种子点添加到种子点序列中,并搜索其邻域点,比较每一个邻域点与当前种子点之间的法线夹角,若所得结果小于平滑阈值,则将当前点添加到当前区域,若该邻域点曲率小于曲率阈值(人为设定),则将其加入到种子点序列中,删除当前种子点,循环执行上述步骤,直到种子序列为空.

2.2.3 SegmenterLight 分割算法

Richtsfeld^[6]将这个分割过程分成两个部分:数据抽象和物体分割.数据抽象在模型选择算法决定一个平面或一个 NURBS 曲面块是否更适合给定的预分割点云数据前,先基于曲面法向量进行预分割.物体分割确定哪些曲面块共同组成物体.它先计算曲面块的关系,建立特征向量,再使用支持向量机从特征向量处获取能量项,图切割算法使用能量项取得全局最优的分割.

点云分割的一个可行方法是计算点云曲面的法向量,然后把具有相似法向量的相邻点聚在一起,但是由于估计的点云数据法向量太繁杂或容易使边界光滑,简单的法向量聚类会导致欠分割. Richtsfeld 提出先过分割点云,然后融合相邻平面来使曲面光滑.对于平面来说参数固定,但是对于 NURBS 来说参数不确定,于是在融合了预分割的平面块后,通

过模型选择和最小描述长度,用 NURBS 替代它们。

模型选择的思想是相同数据点不能属于另一个曲面模型,

$$S_H = \frac{N}{A_m} - \kappa_1 S_m - \frac{\kappa_2}{A_m} \sum_{i=1}^N (1 - p(f_i | H)) \quad (2)$$

式中, N 是假设 H 的数据点数目; S_m 代表不同模型的编码代价; $p(f_i | H)$ 是数据点 f_i 属于 H 的概率; A_m 是代表融合块大小的归一化值; κ_1 和 κ_2 是衡量差异的常量术语。

数据抽象部分解释了怎样找到点云的最佳表示,点云分割部分关心如何将这些曲面块合成一个物体模型。Richtsfeld 引入曲面块的关系,用来区别曲面块是否属于一个整体,并且构建了关系的特征向量。两种不同关系的特征向量, r_{nb} 块间相邻, r_{nnb} 块间不相邻。

$$r_{nb} = \{r_{cu}, r_{di}, r_{vdi}, r_{cb}, r_{ch}, r_{tr}, r_{ga}, r_{fou}, r_{cu3}, r_{di3}\} \quad (3)$$

$$r_{nnb} = \{r_{ch}, r_{tr}, r_{ga}, r_{fou}, r_{nm}, r_{nv}, r_{ac}, r_{dn}, r_{md}, r_{rs}\} \quad (4)$$

式中, r_{cu} 是二维块边界的平均曲率; r_{di} 是二维块边界的平均距离; r_{vdi} 是二维块边界的距离方差; r_{cb} 是二维块边界颜色之差; r_{ch} 是块颜色之差; r_{tr} 是块纹理之差; r_{ga} 是 Gabor 滤波匹配; r_{fou} 是傅里叶滤波匹配; r_{cu3} 是三维块边界曲率; r_{di3} 是三维块边界距离; r_{nm} 是曲面法向量方向之差的平均值; r_{nv} 为法向量方向之差的方差; r_{ac} 为最近轮廓点的法线平均角度; r_{dn} 为最近轮廓点的距离平均角度; r_{md} 为块边界之间的最小距离; r_{rs} 为相关块大小之差。

在估计的向量基础上,为每种类型向量训练 SVM 预测后面曲面块隶属关系的概率。利用曲面块作为节点, SVM 估计的预测值作为边建立一个图。最后,基于能量最小原则,图切割算法全局决定曲面块是否属于构成完整物体假设的一部分。

3 性能评价指标

在 RGB-D object tracking dataset^[9] 上,采用均方根误差和采样时间评价采样算法的优劣,均方根误差的计算方法如下:

$$\delta_{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |P(i, j) - \hat{P}(i, j)|^2}{M \times N} \quad (5)$$

式中, $P(i, j)$ 和 $\hat{P}(i, j)$ 分别表示采样前后位于相同位置处的点的坐标, M 和 N 分别为点云的宽和高。

在 OSD 上,采用精确度 (Precision) 和召回率 (Recall) 评价分割算法的好坏, Precision 和 Recall

的计算公式分别如下:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

式中, TP 为正样本检测为正样本的点的数目; FP 为负样本检测为正样本的点的数目; FN 为正样本检测为负样本的点的数目; 精确度代表真实的正样本中正确分类为正样本所占的比重; 召回率代表检测的正样本中真正为正样本所占的比重。精确度越高表明大多数预测的前景点都在物体上, 召回率越高表明大多数的物体点被预测在前景上。

4 实验和结果

本文的实验平台为 Inter core i5-4700HQ 处理器, 4GB 内存, 运行 Linux 14.04 系统的笔记本。开发环境: 开源的点云库 PCL 1.7.2。

为了比较在真实和合成图像的采样算法误差, 我们选择 Changhyun Choi 等人提出的数据库 RGB-D Object Pose Tracking Dataset 中合成图像和真实图像各一组, 图 2 为该数据库中一帧包含 Kinect Box 的合成图像和一帧包含 Milk 的真实图像。选择 OSD 作为分割测试的数据库, 图 3 左边分别为盒子、堆叠的盒子、遮挡物体、圆柱物体、混合物体和复杂场景中的一帧图像, 右边为对应标注的真实分割图像。



图 2 左边为合成图像的 Kinect Box, 右边为实际图像的 Milk 图像

本文的实验安排如下: 给定初始点云, 对比以不同的采样比率得到的精简后的点云, 分析均方根误差、采样时间与采样比率之间的关系; 接着比较几种不同分割算法的性能; 最后为了提高分割的精度, 对比不同滤波算法之间分割性能的差异。因为滤波算法是为了提高分割精度, 所以先分析分割算法后分析滤波算法以便于比较滤波对分割产生的影响。

4.1 采样对比分析

为了比较在三个采样比率 (0.5, 0.9, 0.95) 下的均方根误差, 我们对每个采样算法设置相同的其它参数。体素网格滤波和近似体素网格滤波设置叶子

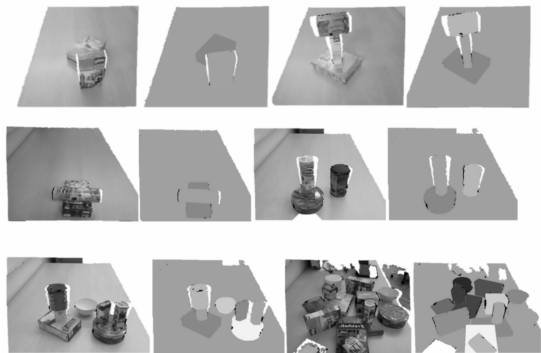


图3 OSD数据库五种不同类别
图像和对应的真实标注

尺寸 3 mm、7 mm 和 12 mm 分别对应三种采样比率,而随机采样和表面法向量采样可以直接设置采样所需的对应比率。

通过实验,可以得到如下结果:总体趋势是随着采样比率的提升,均方误差不断变大,采样时间不断变少;合成场景中,同等采样率下均方误差由小到大为 VoxelGrid, ApproximateVoxelGrid, Random 和 SurfaceNormalSampling, 采样时间由小到大为 Random, ApproximateVoxelGrid, VoxelGrid 和 SurfaceNormalSampling;真实场景中,采样比率为 0.5 时, VoxelGrid 和 ApproximateVoxelGrid 的均方根误差比合成场景下高,其它同等情况下的均方根误差真实场景比合成场景低,均方根误差由小到大趋势与合成场景相同;采样时间由小到大趋势也与合成场景相同。

4.2 分割对比分析

我们设置一个区分前景和背景的阈值 $p(\text{same}|\text{r})=0.5$, 大于阈值的为前景点, 小于阈值为背景点^[8]. Uckermann^[10]等计算一帧图像里每个物体的真正率(True Positive)和真负率(False Positive), 然后计算所有物体的平均值. 而我们使用所有的真正点和真负点, 不管它属于哪一个物体, 只用计算一帧图像总的平均真正率和真负率. 这样的好处在于与 Uckermannn 方法的结果相比, 一个很小的物体没有分割出来不会影响整体结果。

实验可以得如下结果:在相同的阈值下, SegmenterLight 的 Recall 明显高于欧式距离分割算法和区域生长分割算法;在相同的阈值下欧式距离分割算法的 Precision 一般比区域生长分割算法高, 但是 Recall 一般比区域生长分割算法低. 综合考虑 Precision 和 Recall 下, SegmenterLight 取得较好的 Precision 和 Recall; 在相同的阈值下, Segmenter-

Light 的 setFast 为 false 时采用一个 SVM 训练, 与 setFast 为 true 时采用两个 SVM 取得差不多的效果, 由于训练 SVM 需要大量的训练集和时间, 显然选择一个 SVM 更加高效。

4.3 滤波对比分析

我们选择 PCL 中比较常用的直通滤波、半径滤波和统计滤波来对分割性能进行比较. 直通滤波的滤波平面为水平平面, 设置尺寸为 0—1.2m; 半径滤波的半径为 10cm, 半径内允许的最小近邻点数为 50; 统计滤波的近邻点为 50, 设置标准差相乘参数为 0.01, 大于标准差与其参数相乘的结果则为外点, 予以去除。

这样可得如下结果:对于 Richtsfeld 等人提出的分割算法, 相比于不加任何滤波算法, 加入了滤波算法都稍微提高了精确率, 减少了召回率, 减少了分割时间, 说明滤波算法提高了物体中预测的前景点个数, 减少了物体点被预测为前景点的个数. 在三种滤波算法中, 半径滤波提高精确率, 减少召回率的幅度最大. 对于欧式距离分割和区域增长算法, 加入滤波算法对精确度、召回率和分割时间的影响不大。

5 结束语

在上面结论的基础上, 我们提出建议:对于采样, 合成和真实场景下, 要使均方根误差最小, 选择较低的采样比率; 选择体素网格采样的均方根误差较小, 相同采样比率下选择 VoxelGrid 均方根误差较小; 要使采样时间最少, 选择较高的采样比率; 相同采样比率下, 选择随机采样的采样时间最少. 对于滤波, 在保证 Precision 和 Recall 都较高的情况下, 减少分割时间, 选择直通或条件滤波; 在实时性要求很高的情况下, 选择半径或统计滤波. 对于分割, 在相同的阈值情况下, 如果要使 Precision 和 Recall 都保持较高, 选择 SegmenterLight 分割算法; 如果只需要保持较高 Precision, 不考虑 Recall 大小, 选择欧式距离分割算法; 在保证 Precision 最好, Recall 也较高的情况下, 选择区域生长分割算法. 下一步我们将在分割的基础上研究目标跟踪系统中影响其跟踪性能的各个步骤, 并如同本文一样, 对每个步骤给出跟踪性能更佳的建议。

参考文献:

- [1] Kinect, 2016. [Online]. Available. :<http://www.xbox.com/en-US/xboxone/accessories/kinect-for-xbox-one>.
- [2] 李波, 李智, 王祥凤. 基于多角度点云数据的快速配

准方法[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(2): 123-127.

[3] Shamir A. Segmentation and shape extraction of 3D boundary meshes(state of the art report), [C] // In Eurographice, Vienna,Austria,2006;137-149.

[4] Anand A, Koppula H S, Joachims T, Saxena AContextually guided semantic labeling and search for three-dimensional point clouds. InI J R R,2012(0):1-16.

[5] A. J. Trevor, S. Gedikli, R. B. Rusu, and H. I. Christensen, "Efficient organized point cloud segmentation with connected components," Semantic Perception Mapping and Exploration (SPME), 2013.

[6] 朱晓鑫, 谢翔, 李国林. 一种大场景有序点云的快速、准确分割方法[J]. 微电子学与计算机, 2016,33(11): 45-49.

[7] R. B. Rusu, S. Cousins, 3D is here: Point Cloud Library (PCL), in Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Shanghai, China, 2011.

[8] Richtsfeld A, Mrwald T, Prankl J, et al. Learning of perceptual grouping for object segmentation on RGB-D data[J]. Journal of visual communication and image representation, 2014, 25(1): 64-73.

[9] Choi C, Christensen H I. RGB-D object tracking: A particle filter approach on GPU[C]. Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013 IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2013; 1084-1091.

[10] ückermann A, Haschke R, Ritter H. Realtime 3D segmentation for human-robot interaction[C]. Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013 IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2013; 2136-2143.

作者简介:

周炳南 男,(1992-),硕士研究生.研究方向为嵌入式系统及智能机器人. E-mail:13260564932@163.com.

闵华松 男,(1969-),博士,教授,博士生导师.研究方向为嵌入式系统及智能机器人.

康雅文 女,(1992-),硕士研究生.研究方向为嵌入式系统及智能机器人.

(上接第 100 页)

参考文献:

[1] 繆学勤.论六种实时以太网的通信协议 [J]. 自动化仪表, 2005 , 26 (4) ;1-6.

[2] 郇级,刘艳强.工业以太网现场总线 EtherCAT 驱动程序设计及应用[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010.

[3] 李文虎,李叶松,王江城.伺服驱动器 EtherCAT 接口设计[J]. 电气传动,2011,41(7):51-55.

[4] 邹靖波,熊皑. EtherCAT 从站硬件设计方法[J]. 微型机与应用, 2015, 34(07):27-29.

[5] Cena G, Bertolotti I C, Scanzio S, et al. Evaluation of EtherCAT Distributed Clock Performance[J]. Industrial Informatics IEEE Transactions on, 2012, 8(1): 20-29.

[6] 李伟光,李晓曦,余漳,等. 基于 EtherCAT 实时以太网的伺服运动控制系统设计[J]. 现代制造工程, 2014 (3):100-104.

[7] Rostan M, Stubbs JE, Dzilno D. EtherCAT enabled advancedcontrol architecture[C]// Advanced Semiconductor Manufacturing Conference. IEEE Xplore, 2010;39-44.

[8] 刘喆, 郇极, 刘艳强. 基于 XML 的 EtherCAT 工业以太网协议解析技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2011, 37(9): 1086-1090.

[9] 左振领,何方,李霄. 基于 STM32 的 EtherCAT 从站的设计与实现[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2016 (7):1-3.

作者简介:

党选举 男,(1965-),博士,教授,博士生导师.研究方向为非线性系统建模、工业现场总线. E-mail:xjd69@163.com.

谢桧宝 男,(1992-),硕士研究生.研究方向为工业现场总线.

姜辉 男,(1987-),硕士,讲师.研究方向为非线性系统建模与智能控制.

伍锡如 男,(1981-),博士,副教授.研究方向为机器人控制、神经网络、智能控制.