

散乱点云的边界提取

丁承君,孙 刚,尹李亮,齐春辉
(河北工业大学 机械工程学院,天津 300130)

摘 要:基于 Kinect 体感技术获取的周围环境点云数据量大,其中点云的边界是重要特征,是机器人导航的重要参数。为获得复杂散乱点云的边界特征,提出了一种基于点云库(PCL)的物体分割以及边缘轮廓提取算法。该算法通过建立散乱点云的 kd-tree 空间拓扑结构,经直通滤波、表面平滑处理对点云数据进行去噪、填补空洞。由于实际环境包含大量的平面,因此采用基于随机采样算法(RANSAC)可寻找种子点确定平面,进而应用平面分割找出平面上的感兴趣区域,并计算 k 邻域点的法线夹角,若大于阈值则为边界特征点。为验证算法的有效性,基于机器人操作系统(ROS),通过 PCL 点云库,快速、准确地对场景中的物体进行分割以及边缘轮廓提取。实验结果表明,所提出的算法能够快速、准确、有效地提取散乱点云的边界。

关键词:散乱点云;kd-tree;边界特征提取;分割

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2017)07-0083-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2017.07.020

Boundary Extraction of Scattered Point Cloud

DING Cheng-jun, SUN Gang, YIN Li-liang, QI Chun-hui

(College of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: The data of the surrounding environment point cloud obtained by Kinect somatosensory technology is large, and the boundary of the point cloud is an important feature and parameter for robot navigation. A method of an object segmentation and edge contour extraction based on Point Cloud Library (PCL) has been proposed to obtain the boundary feature of complex scattered cloud. By establishing the kd-tree space topology structure of scattered points cloud, the point cloud data have been denoised and filled with holes by pass-through filtering and surface smoothing. The real environment contains a large number of planes, thus the random sampling algorithm (RANSAC) has been employed to find the seed point for determination of the plane used to find the region of interest on the plane. Whether the point is the boundary point is judged by the maximum value of angle difference which has been calculated by the normal direction with the k -nearest points. The experiment of object segmentation and edge contour extraction with the PCL in the ROS (Robot Operating System) environment have been performed rapidly and precisely. The experimental results show that this proposed method has quickly, accurately and effectively obtained the boundary of scattered point cloud.

Key words: scattered point cloud; kd-tree; boundary characteristic extraction; segmentation

0 引 言

PCL(Point Cloud Library)提供了一种先进、应用范围广的方式来感知三维主题,它旨在为所有一般的 3D 应用模块提供支持^[1]。库中包含最先进技术的算法:过滤,特征估计,表面重建,登记,模型拟合和分割。PCL 完全免费,由 BSD 许可,包括 n 维点云库和 3D 几何处理。PCL 与 ROS 机器人操作系统完美结合,并应

用在各种机器人项目中。

离散点云边界提取是移动机器人导航技术研究的热点^[2]。机器人要在未知环境中完成导航、自主抓取等功能,必须对其周围环境有明确的了解,但是机器人并不需要所有的环境点云,只需要边界信息获得障碍物的尺寸位姿,进而做出决策,实现与周围环境的交互^[3-5]。通过 Kinect 摄像头获取周围环境点云,然后

收稿日期:2016-08-25

修回日期:2016-12-01

网络出版时间:2017-06-05

基金项目:天津市科技支撑计划项目(13ZCZDGX01200);天津市产学研合作项目(14ZCZDSF00025);天津市 863 成果转化项目(13RCHZGX01116,14RCHZGX00862)

作者简介:丁承君(1973-),男,教授,博导,研究方向为移动机器人智能控制、嵌入式计算机系统;孙 刚(1992-),男,硕士研究生,研究方向为移动机器人智能控制、机器人视觉。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170605.1509.068.html>

滤波,法线建模,再进行平面分割获取对象,最后提取边界点。在未知环境中,平面是其重要的组成部分,通过对平面特征的提取进行分割提取感兴趣区域,从而减少不必要的运算,使机器人与周围环境进行交互时更为方便、简捷。针对主要由大平面组成的未知环境,提出了在 ROS 架构下基于 PCL 的边界提取算法。

1 物体分割以及轮廓提取方法

Robot Operating System (ROS) 是一种新的得到广泛使用的机器人操作与控制系统软件框架。该框架使用了面向服务 (SOA) 的软件技术,通过网络协议将节点间数据通信解耦。基于这种原理,ROS 可将代码复制到不同机器人上。ROS 采用点对点控制、计算机视觉和语音识别等功能给实时计算造成了很大困难,但是服务和节点管理等机制能够适应这种多机器人遇到的挑战。

提取边界需要通过获取环境点云,点云滤波,表面重建,平面分割,边界提取等几个步骤,如图 1 所示。

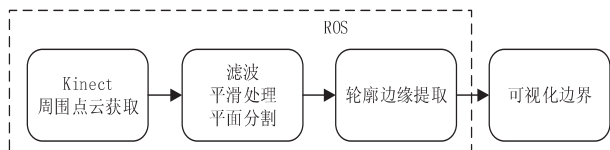


图 1 场景中的物体分割以及边缘轮廓提取系统框图

利用 Kinect 摄像头获取的环境点云有许多噪音,需要先进行滤波,边界提取需要利用点云的法线估计,因此在进行边界提取前需要先进行平滑处理,有利于提高平面分割和边界提取的效率。平面分割采用随机采样一致性算法,计算出平面系数,PCL 提供 `pcl::ExtractPolygonalPrismData` 类,通过给从平面系数计算的凸包,将其拉伸一定的高度然后反馈给内部的所有点完成分割。最后对分割对象提取边界信息,创建可视化界面。

2 边界提取前点云处理阶段

2.1 建立空间拓扑结构

通过雷达,激光扫描,Kinect 等三维测量设备获取的点云数据,具有数据量大、分布不均等特点。点云数据处理中最为核心的问题就是建立离散点间的拓扑关系,实现基于邻域关系的快速查找。`kd-tree` 是一棵二进制树,即在它的每一非叶节点具有两个子节点(“左”和“右”)。每一级都在一个特定的维度上分裂空间。例如,在 3 维空间中,在根节点(第一级)的所有子节点将分离为基于所述的第一维度(即如果第一维坐标小于根节点的值,它将分在左边的子树中,如果大于,将分在右边的子树中)。树的每一级都在下一

个维度上分开,所有其他的维度用完后就回到第一个维度。一般中值点被选择为每一维度的根。重复这个过程,直到用户准备分类的最后一棵树仅仅由一个元素组成。

PCL 点云库提供了 `kd-tree` 库,里面提供了 `kd-tree` 数据结构,采用基于 FLANN 进行快速最近邻检索^[6]。对于最近邻检索在匹配、特征描述子计算中,邻域特征提取是非常基础的操作。`kd-tree` 模块利用三个类与两个函数实现了通过 `kd-tree` 数据结构对点云的高效管理和检索,其依赖于 `pcl_common` 模块^[7]。

2.2 过滤和表面重建

过滤是最重要的操作之一,任何原始点云数据集一般都会先被过滤。滤波的方法有很多,对原始点云最先采用的是直通滤波,利用 `PassThrough` 类可对 x, y, z 任意方向进行设置,进而得到想要的点云区域。

实际上,即使是想要的点云数据,由于深度传感器不是非常准确的,得到的云具有测量误差、离群值、表面空洞等。表面可以通过一种算法重建,即通过所有点进行迭代,插值数据来试图猜测原始表面。PCL 使用 MLS 算法和类,执行此步骤很关键,因为所得云的法线将更加准确,表面曲率得到了很大改善^[8]。

2.3 平面分割

在提取点云模型边界前,需要将感兴趣的模型分割出来,这是关键的一步,否则获得的边界信息会有大量的冗余数据,因此需要有效的分割方法。周围环境会有大量的平面区域,如墙、地面、桌面等,在点云中出现的概率很高。因此,基于平面特征研究三维点云信息的场景分割。首先通过种子点的选取,确定平面参数初值,然后提取出平面特征方程^[9]。

种子点直接影响平面系数的获取,理论上,点云中两个点的距离越近,它们属于同一个模型的概率就越大,只有有效的分割才能进行准确的环境特征识别^[10-11]。PCL 利用创建的 `SACSegmentation` 对象,设置模型和方法的类型。指定距离阈值,它决定一个点与模型的距离在多少范围内被认为是内点。

RANSAC 是一种随机参数估计算法^[12-13]。该算法是一种通过观测数据的随机抽样来估计模型的参数学习技术。给定的数据集的数据包含内点和外点,RANSAC 使用表决方案以找到最佳的拟合结果。在数据集集中的数据元素用于对一个或多个模型进行投票。这个投票方案的实施是基于两个假设:噪音特征将不对任何单一模式(少数异常值)一致投票,并有足够的特征来保证一个好的模型(缺失的数据只占少数)^[14]。RANSAC 算法基本上重复以下两个步骤进行迭代:

(1) 随机选取一个样本子集(包含少数数据)作为输入数据集。一个拟合模型和相应的模型参数计算,

只使用这个样本子集的元素。样本子集的基数应满足最小的模型参数的确定。

(2)该算法检查其全部数据集的元素与从第一步中获得的估计的模型参数实例化的模型一致性。如果一个数据元素与拟合模型的模型参数估计的误差阈值超过了最大偏差,将被视为异常值。种子点确定之后,利用最小二乘法拟合点所在平面,设平面方程在空间中的表达形式为:

$$ax + by + cz + d = 0$$

(1)

根据评价函数估计平面是否满足:

$$E = \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2 < T_{th}$$

(2)

其中, d_i 为种子点到平面的距离; \bar{d} 为距离均值。

$$d_i = \frac{|ax_i + by_i + cz_i + d|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}$$

(3)

$$\bar{d} = (\sum_{i=1}^n d_i) / n$$

(4)

初步获得平面参数模型 $[a, b, c, d]$ 后,要找出数据集中该模型的其他点集内点,即对剩余点是否属于平面进行判断。理论上,若点到平面的距离 $d_i = 0$,则点 P 在平面上。但是,由于 Kinect 采集到的点云数据存在误差,因此难以得到严格意义上的平面,即点及到平面的距离总是在一定范围内波动。

对于一个给定的点集,PCL 可以计算形状的外壳,利用 QHull library 库。有两种类型的外壳可以计算:凸和凹。凸包不能有“洞”,即连接的任何一对点永远不能跨过“空”的空间(不在外壳内部)的段。凸包是计算几何里的一个概念,是指包含平面点集内所有点的最小简单凸多边形^[15-18]并且任意两顶点的连线都在该多边形的内部。

不像局部描述符,全局需要了解对象的概念。它们不是计算单点,而是计算整个集群。由于这个原因,第一步执行分割来检索所有的对象。前面执行平面分割,在场景中找到所有平面和只考虑它的(如果可以假设有一个平面)聚类。PCL 为其提供了 pcl::ExtractPolygonalPrismData 类。通过给从平面系数计算的凸包,将其拉伸一定的高度来创建一个棱镜,然后反馈给内部的所有点。

3 边界提取

点云数据点的边界特征点有其自身特点。图 2 是一个边界特征点,作为边界,其一侧应该不包含点云数据点,这使得以该点为中心的 k 邻域点分布非常不均匀。图 3 作为非边界点,其周围空间被点云数据点包围,观察其 k 邻域点分布相对均匀。一言以蔽之,即利用点云数据点的 k 邻域内点分布的均匀程度来判断边界

特征点。

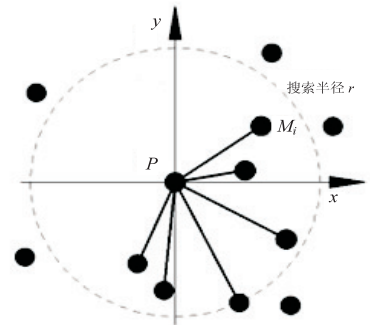


图2 P点为边界特征点

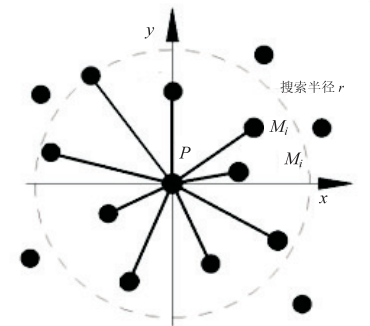


图3 P点在内部

通过图 2 和图 3 可以直观地判断连线之间的夹角差,可以度量这种均匀程度,在这里,设定阈值,超过阈值即为边界特征点,反之则是内部点。

总体思路是计算点与其 k 近邻点组成的向量之间的夹角,然后对 k 个夹角进行排序,计算连续夹角间的最大差值,将这个差值与设置的阈值进行比较,若大于则该点就为边界点,否则不是。如图 3 所示,将点 P 与其 k 邻域点投影到其构造的最小二乘平面上。设 k 邻域点为 $M_i(i \in [0, k - 1])$, M_j 为 P 的 k 邻域最近点,以 PM_j 为基准向量,取 k 邻域点中其他任意一点 M_i ,作有向向量 PM_i 。

(1) 计算 PM_j 与 PM_i 向量间的夹角 $\beta(\beta \in [0, \pi])$ 以及叉积向量 $n_i = PM_j \times PM_i$,并且以此为基准向量。

(2) 当 $n_j \cdot n_i > 0$ 时, β_i 保持不变;当 $n_j \cdot n_i < 0$ 时, $\beta_i = \beta_i + \pi$ 。

(3) 对角度序列 $s = (\beta_1, \beta_1, \dots, \beta_{k-1})$ 进行升序排列并加入两个极值角度,得到新的角度序列 $s' = (0, \beta_1, \beta'_1, \dots, \beta'_{k-1}, 2\pi)$,则每相邻线段之间的夹角: $L_i = \beta'_{i+1} - \beta'_i$,其中 $i \in [0, k]$ 。根据 L_{max} 是否超过阈值来判断 P 点是否为边界点。

不同阈值获取的边界点数如表 1 所示。

阈值大小决定获得的点云效果,阈值越大,则获取的点的形状愈尖锐,所获点数越少,反之则愈平缓。不同阈值的特征区域提取效果如图 4 所示。

表 1 不同阈值获取的边界点数

阈值	点数
$\pi/5$	1 350
$\pi/3$	1 036
$\pi/4$	767
$\pi/2$	492
π	43
1.5π	1

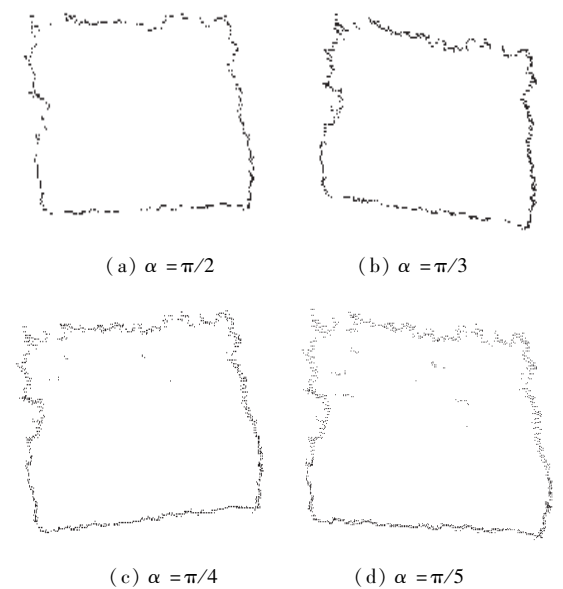


图 4 不同阈值 α 的边界提取效果

4 结束语

围绕离散点云的边界提取问题,重点研究了平面分割、边缘提取的方法。提出的基于 PCL(点云库)的物体分割以及边缘轮廓提取算法,依据 kd-tree 空间拓扑结构,根据 k 邻域点的法线的夹角阈值进行边界点提取。在 ROS 架构下,可利用 PCL 点云库对 Kinect 获取的环境点云进行处理,例如滤波、表面重建等,有利于后续进行快速准确的操作,最后提取分割出的感兴趣区域的边界信息,对点云数据的后续建模处理具有重要意义。

参考文献:

[1] Rusu R B,Cousins S. 3D is here:Point Cloud Library (PCL) [C]//International conference on robotics and automation. Shanghai,China:IEEE,2011:1-4.

[2] 程效军,方 芳. 基于形态学的散乱点云轮廓特征线提取[J]. 同济大学学报:自然科学版,2014,42(11):1738-1743.

[3] Qian K, Ma X, Fang F. 3D environmental mapping of mobile robot using a low-cost depth camera[C]//Proceedings of the 2013 IEEE international conference on mechatronics and automation. Piscataway, NJ:IEEE,2013:507-512.

[4] Hwang Y S, Kim H W, Lee D J, et al. 3D map building for slopes based on modeling of mobile robot[C]//Proceedings of the 2014 IEEE international conference on industrial technology. Piscataway, NJ:IEEE,2014:796-799.

[5] 务战威. 基于特征信息的场景重构及其在遥操作机器人中的应用[D]. 绵阳:西南科技大学,2012.

[6] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//International conference on robotics and automation. [s. l.]:IEEE,2009:3212-3217.

[7] 朱德海,郭 浩,苏 伟. 点云库 PCL 学习教程[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2012.

[8] 钱归平,童若锋,彭 文,等. 基于散乱点云内部特征的网格重建[J]. 浙江大学学报:工学版,2008,42(5):731-735.

[9] 孙金虎. 点云模型分割与融合关键技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2013.

[10] 魏永超,刘长华,杜 冬. 基于曲面分割的三维点云物体识别[J]. 光子学报,2010,39(12):2268-2273.

[11] 张 强. 基于点云库的服务机器人视觉识别算法研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2014.

[12] Sattler T, Leibe B, Kobbelt L. SCRAMSAC: improving RAN-SAC's efficiency with a spatial consistency filter[C]//12nd IEEE international conference on computer vision. [s. l.]:IEEE,2009:2090-2097.

[13] Fischler A M, Bolles C R. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981,24(6):381-395.

[14] Tombari F, Di Stefano L. Object recognition in 3d scenes with occlusions and clutter by hough voting[C]//Proceedings of PSIVT. [s. l.]:[s. n.],2010:349-355.

[15] Wang S, Sun S, Guo Q, et al. Image edge detection based on rotating kernel transformation[C]//Proceedings of the 2014 7th international congress on image and signal processing. Piscataway, NJ:IEEE,2014:397-402.

[16] Chin U, Chhabra A. A hybrid approach for color based image edge detection[C]//Proceedings of the 2014 communications and informatics. Piscataway, NJ:IEEE,2014:2443-2448.

[17] Pavithra C, Kavitha M, Kannan E. An efficient edge detection algorithm for 2D-3D conversion[C]//Proceedings of the 2014 international conference on computation of power energy information and communication. Piscataway, NJ:IEEE,2014:434-436.

[18] 张 林. 改进的多边形凸包算法[J]. 长春工业大学学报:自然科学版,2013,34(5):560-563.