

基于激光雷达的点云数据处理研究

杜超¹ 向亚琪¹ 樊国政¹
DU Chao XIANG Yaqi FAN Guozheng

摘要

激光雷达技术目前已经在商业中得到了广泛的运用,通过激光雷达技术对点云数据处理系统的研究也有了长足的发展。由于激光雷达数据扫描所获取的是大量的离散化三维数据信息,这些以坐标来记录的数据被称为点云数据。点云是表示实际物体三维信息的统计无序数集,包含物体的三维坐标值、颜色值和灰度值。使用激光雷达的信息采集处理系统采集数据时,由于会受到外界干扰因素(如光线反射、阴影环境)、扫描精度、物品机械振动的负面影响,采集到的点云数据存在着很大的噪声和孔洞。这些点云空间密度相差较大,使得分析结果不能直接描绘实际物体的模型。对于上述存在的漏洞,设计了一种基于激光雷达的点云数据的处理算法,实现对点云数据处理的简化、过滤、检索以及可视化。

关键词

激光雷达;点云处理;PCL;包围盒;可视化设计

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.03.020

0 引言

随着科学信息技术发展得越来越好,新能源产品越来越受到人们的重视,尤其在新能源汽车中出现了自动驾驶功能,这种功能具备目标识别的作用。大部分新能源汽车具有目标识别的功能是因为产品装载着激光雷达,通过激光雷达的扫描,进而识别出物体的面貌特征。这种产品的出现已经受到越来越多人的关注。生活中存在的物质都是三维的,并且具有各种各样的几何学形态、色彩、光线等物理信息^[1]。实际生活中可能会因为尺寸、位置、外形以及环境等因素影响,人们无法方便地对其进行观察,但人们却能够利用一些检测仪器对真实世界的物品进行扫描采集,获取物品的三维位置数据,并保存到电脑中。形成三维模型后,再对其进行观察。三维数据可以很精确地记载了一个物品所在空间结构的三维位置数据信息以及物体表面的几何信息,从而可以分析被测物品的三维模型,让人们在各个角度上看到三维物体的相关信息。

要利用三维数据开展一系列的科学研究,最重要的是掌握真实世界中物体的三维空间信息。如图1所示,这种设备主要有两种功能:测距和扫描。测距以平面为基础,捕捉焦点处扫描到的像素行和像素列。依据行列的深度、光照强度来开发3D视图^[2-3]。当雷达使用激光脉冲识别到扫描物体的深度、位置时,可获得当前物体通过激光扫描的反射强度,这和照相机拍摄物体相似。扫描技术通过激光扫描的方位角和倾角的切换来收集、返回信号^[4]。

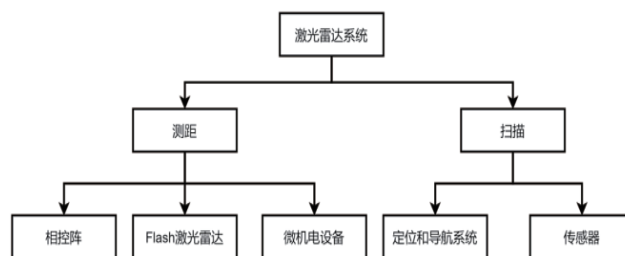


图1 激光雷达系统组成

1 点云数据处理流程

点云数据是基于三维空间,识别物体空间分布和物体本身具有信息量的高度离散点集合^[5-6]。激光雷达识别物体时,通过扫描会捕捉到位置、角度、距离、空间复杂度、深度灰度各种数据。通过激光雷达扫描系统在扫描目标物体的过程中有几种特性,会不断反复地收集数据和处理数据,因此通过雷达扫描模块得到的点云数据具备了如下特征:(1)数据量比较大。大多数情形下,扫描装置都可以在目标物质表面收集到几万至几百万的数据点;(2)数据密度比较高。扫描传感器的扫描角度会影响采集数据的稀疏程度;(3)点云数据中存在噪声点和孔洞。存在外界环境影响,在识别目标物体时,会因为光照、物体遮挡、拍摄角度和人为因素产生的误差的干扰,导致被测物体识别变形;(4)点云数据分布散乱。激光雷达通过扫描带进行扫描,每个扫描带扫出的数据都是均匀分布的,且受到光照影响,光照强的地方扫描密度聚集,光照暗的地方扫描精度弱。

点云数据处理的总体流程分为数据获取、近邻检索、数据简化、数据过滤、点云融合。

(1) 数据获取。通过激光雷达获取点云数据。

(2) 近邻检索。通过使用 kd-tree 结构对点云数据进行检索分析, 为后续点云数据简化、法向量估计打下基础。

(3) 法线估计。通过 kd-tree 检索之后, 可以对邻域点上的点云拟合平面, 使用最小二乘法估计, 将属于同一领域内的点云数据进行单位化, 创建这一点的法向量。

(4) 数据简化。使用体素块算法和中值代替法对点云数据进行简化。体素块通过质点代替邻域点, 中值代替法使用平均距离和标准差的比较来简化点云数据。

(5) 点云过滤。使用静态外联滤波器和半径外联滤波器对点云数据进行过滤, 使得离群的点云数据可以被去除。

(6) 点云分割。使用 RANSAC 算法和欧式聚类分割算法对曲面重建后的点云数据进行分割, 使得物体与物体可以被清晰划分出来。

2 点云数据处理算法分析

2.1 点云数据检索

点云数据检索是根据雷达捕捉到物体后, 进行扫描定位, 进行 kd-tree 检索。 k 维度检索的从 0 开始计算维数, 结构是 n 层的二叉树, 根节点为 0, 不断向下遍历层级^[7]。在建立 kd-tree 时, 针对每一子级, 要定义一条空间层次, 在该层次上可以拆分树的所有子结点。将分布在空间中的点云数据确定好维度, 遵从左小右大的原则, 小坐标归并左子树, 大坐标归并右子树。确定层次, 再次向下划分节点, 一个邻域完成后回到初始位置。然后进行下一维度检索。在设计开发中, 对点云数据进行检索时, 使用 srand() 方法对当前的系统时间默认值对点云数据进行空间划分, 点云在空间中随机分布, 使用 PointCloud::Ptrcloud() 设定需要检索的点云数据大小, 接着创建 PCL::kdTreeFLANN 对象, 并通过 setInputCloud() 方法配置需要检索的空间, 定义 std::vector pointSearch 和 std::vector pointDistance 两个容器用来接收索引和每个邻域点的距离。最终打印检索后的点云信息, 对 std::vector pointSearch 容器等待下一步处理。

2.2 点云数据简化

体素块是对空间包围盒压缩计算加以优化发展的点云简化算法。实现被识别物体的点云数据简化, 首先在包围盒内进行^[8]。该计算的基本原则为: 先定义和扫描方向相等的平坦, 在这些平面内形成了一个均匀网格, 网格的尺寸由压缩比运算确定, 各个网格尺寸必须相等。接着为各个网格平均分配相应数量的节点云数, 再分析并比较网格中的数据, 通过体素块中的点和质点进行比较, 最接近质点的点保留, 其余点舍去, 实现了简化效果。对于设置固定邻域内的点云数据, 使用 AABB 包围盒将识别物体囊括起来, 以立方体为基准建立三维直角坐标系, 使得每个数据点均位于正方形中心。

再分别计算每个点和体素块中质点的距离。在这些立方体中, 可能出现了不包括数据点甚至包括多于某个数据点的情形。最后, 通过选取包围盒内数据结果中最靠近质点的点 C 取代了其它的数据点, 让其它的点被删掉, 这就实现了点云数据的简化, 如图 2 所示。

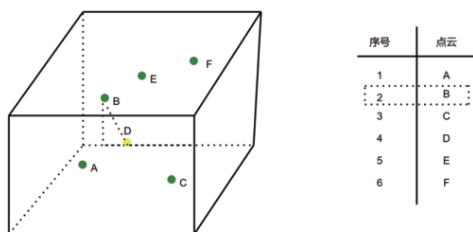


图 2 包围箱体素块简化法

2.3 点云数据过滤

滤波是进行点云处理过程中比较重要的几个环节。PCL 点云数据库系统中的过滤计算模型包括了消除噪声点的多种计算, 并针对点云数据分析的特征选择了适当的过滤方法。图 3 中说明了过滤 (filter) 模型中相应的种类。

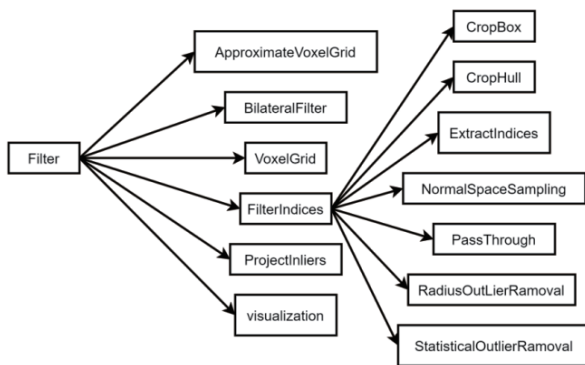


图 3 Filter 模块相关类

ConditionalRemoval 滤波器是通过一次过滤就可以去除满足通过设定的过滤条件, 删除达到这些条件的点云。如规定一点在半径或规定距离为 d 的圆周运动区域内最少必须具有 n 个点, 则不满足的一点将被判定为离群点删除。其主要的实现过程包括: 使用 PCL 中的 ConditionalRemoval 定义过滤的目标对象, 并将点云数据存储在该对象中。

2.4 欧式聚类算法分割

欧式聚类分割流程图如图 4 所示, 定义密度大区域记作集合 S , 在聚类外一点取一点 x , 通过近邻检索, 找出 x 的近邻数据集。存入 Cluster data 集合中, 将这些数据集中的点一一和 x 点的自适应 r 阈值进行比较, 小于 r 将这个数据放入到 S 中, 大于则舍去等待剔除。再取数据集中另一点, 重复上述步骤, 直到这些近邻点和 r 都比较完成。再在 S 集合中寻找除 x 点以外的点, 重复上述流程, 直到找不到当前聚类不满足聚类之间几何关系 d 为止结束。

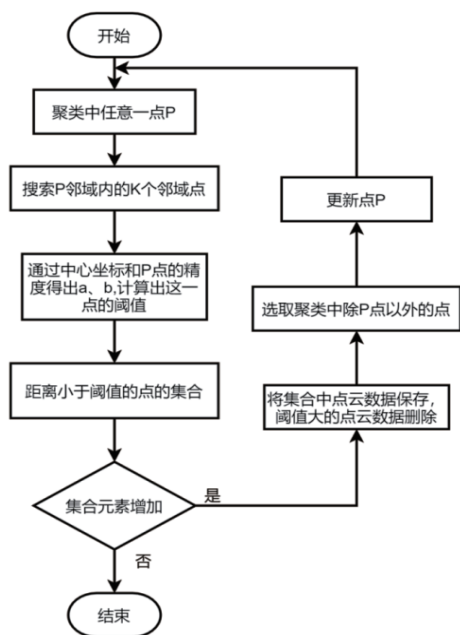


图4 欧式聚类分割流程图

- (1) 以高密度区域或者感兴趣区域(包围盒)为起点, 找到一点 p 。搜索指定大小的近邻数据定义为聚类集合 S 。
- (2) 在 S 外任取一点 x , 前提符合判定两个聚类间的几何条件, 通过近邻检索找到 x 的邻域点, 保存在数据集中。
- (3) 通过计算 p 点当前的阈值 r , 将数据集中的点依次和 p 点的距离与阈值相比较, 小于 r 的点纳入聚类 S 中。
- (4) 在聚类 S 中找到另外一点 p_1 , 重复步骤2。
- (5) 当聚类容纳不下其它点或点云数量小于最小点云原子簇时, 聚类完成。

2.5 RANSAC 分割算法

RANSAC 分割算法的分割原理是指利用随机取样去除局外点, 从而形成一种只由局里点数据结果所构成的基本子集的过程。其思路是: 起初在进行基本参数估算时, 并非不加区分地处理一切可能性的投入数据结果, 而要先根据具体问题设计出一种判别标准模式, 再运用此判断标准迭代地去除一些与所估算的基本参数不相符的投入数据结果, 进而使用适当的投入数据结果来估算模型基本参数。RANSAC 平面分割的操作步骤是: 通过输入输出模块输送检索后的点云数据, 选取密度较高的一点设置模型起点, 设定每个点的距离阈值, 假如点云数据小于阈值值, 则这一点属于内敛点, 否则为局外点; 接着计算每个局里点的数量, 以确定是否超过所设置的距离阈值, 假如是, 则用内点重新计算模型, 并作为模式输出, 接着存储这些内点作为分离结果, 假如不是, 则和当前较大的局里点数量比较, 假如超过则替换当前较大局里点数量, 并保存当前的模型系数, 接着继续进行迭代运算, 直至达到最佳分割效果。

平面分割算法流程为: 对于识别出属于地面的点云数据首先进行分割处理。因为地面数据相对其他点云数据可近似

等于二维模型, 选用任意地面三个点使用 RANSAC 随机一致性算法对地面点云数据进行分割。不满足内敛点的数据剔除。如图5所示, 为使用 RANSAC 一致性算法的流程图。

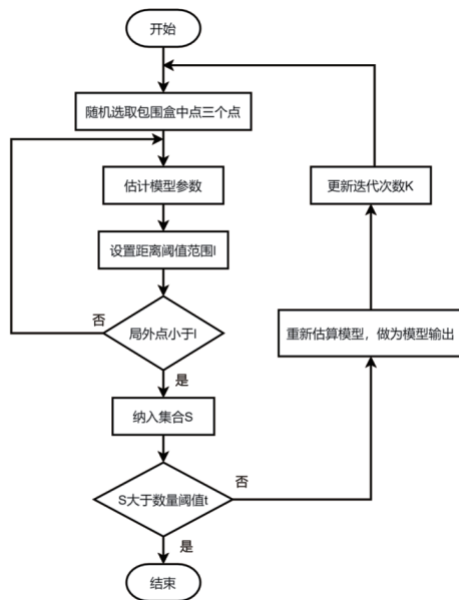


图5 RANSAC 一致性算法的流程图

3 点云数据处理可视化实现

该可视化软件可以设置观测视角, 设置进行点云数据简化时可设置体素块的大小。包围盒用来将 RIO 区域圈起来^[9]。对于 RANSAC 分割, 可设置迭代次数和容忍误差来进行不同程度的分割。欧式聚类可以设置在将外点融合进聚类时的距离阈值、聚类点的最小、最大数量。

点击左上角文件, 打开系统内存储的点云 PCD 文件。可视化软件会将采集到的点云数据进行检索、简化、过滤、分割处理^[10]。将 PCD 文件打开点云处理后的视图如图6所示, 并展示各个观察角度的点云数据。

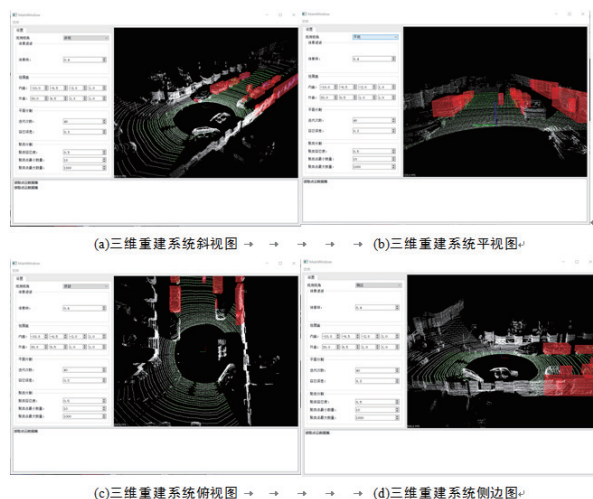


图6 点云数据显示

实验结果图中(a)(b)(c)(d)分别为斜视图、平视图、俯视图、侧边图,它们是从不同观测视角的图像帧,在识别到前方有目标时,用包围盒表示。包围体就是在点云数据处理后形成的包围盒。将识别的物体用包围盒囊括起来。可以进行碰撞检测预防和处理。当识别动态点云数据时,包围盒依然何以实时跟随被检测物体目标移动,不会丢失被扫描到的物体,达到预期效果。包围盒如图7所示。

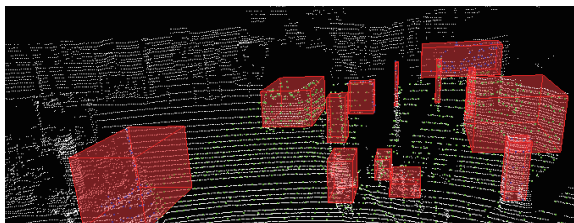


图7 点云处理包围盒显示

图8为对汽车使用欧式聚类 and RANSAC 分割后的小车图像。通过识别结果可知,将人和车已经可以独立分割出来,移动中的人物已完全被包围盒包围,实验达到分割预期效果。

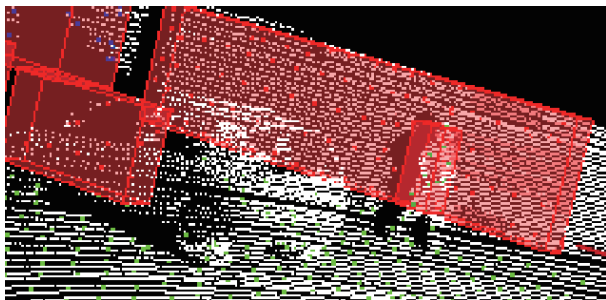


图8 点云分割图

点云数据密度大,将导致后期运算复杂度加大,数据处理效果下降,所以必须对点云数据进行简化后再作后期数据处理。本章采用包围盒体素简化和曲面变分简化点云数据,对于囊括了包围盒的物体设置体素块立方体大小,对边界点的物体通过曲面变分简化边界点点云数据。包围盒体素块简化后对被识别物体有明显的简化效果,而且简化后的点云数据几何特性和形状特点都没有产生变化,很好地保留了原始物体的特点。不同体素值对点云数据简化后点云数量如表1所示。

表1 简化前后的点数对比

数据处理情况	邻域点个数 K	比例系数	点云数量
原始点云数量	30	1	23 566
体素值为 0.4	30	1	14 863
体素值为 0.1	30	1	19 972

4 总结

经过可视化软件的处理流程,包括简化、检索、过滤、

曲面重建、分割,最终将数据变为图像的可视化。经过对软件系统的试验,软件系统在处理点云数据时效果与准确度都比较优秀,软件系统也很稳定,且具有良好的交互性。软件也具备调节和选择的功能,如体素块初始化大小、选择包围盒的大小、内盒外盒的比例分配、RANSAC 分割时迭代次数、分割误差的初始化手动设置、聚类分割时手动输入内敛点的最大值和最小值等一些功能。

本文主要进行了如下几个方面的研究工作。(1)开发出点云数据分割的功能,通过平面分割和欧式聚类算法,分割效果显著。(2)完成了点云数据的可视化与应用中的基本交互操作功能。(3)完善了点云数据的简化使用功能。通过包围盒体素块算法达到了点云数据的简化,效果明显。(4)实现了点云数据信息的滤波功能。

参考文献:

- [1] 王睿,李言俊,张科.基于不变矩和 SVM 分类的三维目标识别方法[J].计算机仿真,2011,28(1):242-245.
- [2] GUO Y, BENNAMOUN M, SOHEL F, et al. A comprehensive performance evaluation of 3D local feature descriptors[J]. International journal of computer vision, 2016, 116(1): 66-89.
- [3] 宁奖.激光雷达点云数据处理与三维可视化平台的设计开发[D].西安:西安电子科技大学,2017.
- [4] 许天会.不规则三角网的建立与应用[D].武汉:华中科技大学,2017.
- [5] MARTON Z C, RUSU R B, BEETZ M. On fast surface reconstruction methods for large and noisy point clouds[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 2009. Piscataway: IEEE, 2009: 3218-3223.
- [6] NICK RANDOLPH. Visual studio 2010 高级编程[M].北京:清华大学出版社,2012.
- [7] 刘芳.基于 3D 点云的可操作对象识别方法研究[D].北京:华北电力大学,2015.
- [8] 陈治睿.基于地面激光扫描的建筑物三维模型重建[D].南昌:东华理工大学,2016.
- [9] 陈思环.基于散乱点云数据的表面重建关键技术研究[D].北京:中国科学院大学,2018.
- [10] HORN B K P, SCHUNCK B G. Determining optical flow[J]. Artificial intelligence, 1981, 17(1): 185-203.

【作者简介】

杜超(1997—),男,陕西西安人,硕士,助理工程师,研究方向:点云数据处理。

(收稿日期:2023-12-14)