

# 硕士学位论文

## 激光雷达点云数据的滤波和分割处理

### **FILTERING AND SEGMENTATION OF LIDAR POINT CLOUD DATA**

杨 旭

哈尔滨工业大学

2020 年 6 月

国内图书分类号: TN958.98

学校代码: 10213

国际图书分类号: 621.38

密级: 公开

## 工程硕士学位论文

# 激光雷达点云数据的滤波和分割处理

硕 士 研 究 生: 杨旭

导 师: 王春晖 教授

申 请 学 位: 工程硕士

学 科: 光学工程

所 在 单 位: 光电子信息科学与技术系

答 辩 日 期: 2020 年 6 月

授予学位单位: 哈尔滨工业大学

Classified Index: TN958.98

U.D.C: 621.38

Dissertation for the Master Degree in Engineering

# **FILTERING AND SEGMENTATION OF LIDAR POINT CLOUD DATA**

<b>Candidate:</b>	Yang Xu
<b>Supervisor:</b>	Professor. Wang Chunhui
<b>Academic Degree Applied for:</b>	Master of Engineering
<b>Speciality:</b>	Optical Engineering
<b>Affiliation:</b>	Dept. of Opto-electronics information Science and Technology
<b>Date of Defence:</b>	June, 2020
<b>Degree-Conferring-Institution:</b>	Harbin Institute of Technology

## 摘 要

近些年来,随着三维信息获取能力的不断提高,人们对三维数据的研究也越来越深入。相比于传统的二维图像,三维数据包含了更多具有空间特征和物体特性的信息。三维数据可由多种方式获取,其中激光雷达因具有高分辨率,强鲁棒性和不受环境光影响等优点,广泛应用于无人驾驶等环境感知的各个领域,因此,研究激光点云数据的分析与处理方法具有重大意义。目前的研究中,从数量庞大的点云数据中选取并重构目标模型是激光雷达点云处理技术的关键,如何通过对去噪及分割算法的研究,提高点云数据处理效率,并保证模型的真实性和完整性,是目前研究的热点问题。针对这一问题,本文研究了激光点云数据的处理方法,主要包括:

(1) 介绍了激光雷达系统组成和激光成像原理,对激光点云数据特点和噪声进行分析,针对激光雷达在扫描时系统自身及目标物体所在环境引入的噪声,提出对于激光点云采用统计滤波与双边滤波结合的去噪方法,其中统计滤波用来去除激光点云存在的大量离群噪点,双边滤波在保持点云特性的前提下对激光点云进行平滑去噪,并对于数量较多的点云进行体素栅格滤波,在保持点云特征的同时进行点云数量精简,采用 Kdtree 结构作为激光点云拓扑关系,加快点云滤波速度,进而提高激光点云数据处理效率。

(2) 由于激光点云的分割效果对于后续目标识别、地图构建具有重要意义,在激光点云滤波后,对于含有大量地面点云的点云数据,采用随机一致采样算法提取出平面几何模型的地面点云。并针对不同场景下的激光点云进行分割处理,对于激光点云分布较为稀疏的室外场景,提出改进的自适应欧式聚类算法,使距离阈值随点云坐标改变,达到较好的分割效果,对于分布紧密甚至有重叠部分的室内内场景,采用对超体素标记凹凸关系,并沿着凸面区域生长的分割,实现激光点云的准确分割。

(3) 分析激光雷达测距原理,搭建点云上位机平台。将激光雷达系统测距采集到的数据和 MEMS 振镜二维坐标结合为激光三维点云数据,并利用 PC 端实现点云可视化平台搭建,实现激光雷达系统具有点云实时显示,坐标变换等功能,加入点云滤波和分割算法模块,实现激光点云数据处理的,对后续目标分类、障碍物检测、三维地图构建等提供了良好的平台,在实际应用中具有良好的前景。

**关键词:** 激光雷达点云; 点云滤波; 点云分割; 上位机

## Abstract

In recent years, with the continuous improvement of the ability to obtain 3D information, people are more and more in-depth research on 3D data. Compared with the traditional two-dimensional image, three-dimensional data contains more information with spatial characteristics and object characteristics. Three dimensional data can be obtained in many ways, among which lidar is widely used in various fields of environmental perception, such as unmanned driving, because of its advantages of high resolution, strong robustness and not affected by ambient light. Therefore, it is of great significance to study the analysis and processing methods of laser point cloud data. In the current research, the key of LIDAR point cloud processing technology is to select and reconstruct the target model from a large number of point cloud data. How to improve the efficiency of point cloud data processing and ensure the authenticity of the model through the research of denoising and segmentation algorithm is a hot issue. To solve this problem, this paper studies the processing methods of laser point cloud data, including:

(1) This paper introduces the composition of lidar system and the principle of laser imaging, analyzes the data characteristics and noise of laser point cloud, and puts forward a denoising method of combining statistical filtering and bilateral filtering for laser point cloud, in which statistical filtering is used to remove a large number of outliers in the laser point cloud, aiming at the noise introduced by the system itself and the environment of the target object during the scanning of lidar Point and bilateral filtering smooth denoise the laser point cloud on the premise of maintaining the characteristics of the point cloud, and carry out voxel grid filtering for a large number of point clouds, while maintaining the outline of the point cloud, simplify the number of point clouds, and adopt the kd-tree structure as the topological relationship of the laser point cloud, so as to speed up the filtering speed of the point cloud and improve the data processing efficiency of the laser point cloud.

(2) Because the segmentation effect of the laser point cloud is very important for the subsequent target recognition and map construction, after the laser point cloud filtering, for the point cloud data with a large number of ground point clouds, the random consistent sampling algorithm is used to extract the ground point cloud of the plane geometry model. For the outdoor scene with sparse distribution of laser point cloud, an improved adaptive Euclidean clustering algorithm is proposed, which makes the distance threshold change with the point cloud coordinates to achieve a better segmentation effect. For the indoor scene with close distribution or even overlapping parts, the hypervoxel is used to mark

the concave convex relationship, and along the convex region The segmentation of growth can realize the accurate segmentation of laser point cloud.

(3) The principle of lidar ranging is analyzed and the upper computer platform of point cloud is built. The data collected from lidar ranging and the 2D coordinates of MEMS galvanometer are combined into the 3D point cloud data of laser, and the visualization platform of point cloud is built by using the PC end. The lidar system has the functions of point cloud real-time display, coordinate transformation and so on. The point cloud filtering and cutting algorithm modules are added to realize the visualization of laser point cloud data processing, and the subsequent target classification and obstacles are realized Object detection and three-dimensional map construction provide a good platform and have a good prospect in practical application.

**Keywords:** LIDAR point cloud; point cloud filtering; point cloud segmentation; host computer

# 目 录

摘 要 .....	I
Abstract.....	II
第 1 章 绪论 .....	1
1.1 课题研究背景及意义 .....	1
1.2 国外研究现状 .....	2
1.2.1 激光雷达技术研究现状 .....	2
1.2.2 点云滤波研究现状 .....	3
1.2.3 点云分割研究现状 .....	5
1.3 本文主要研究内容 .....	6
第 2 章 激光点云数据滤波处理 .....	7
2.1 引言 .....	7
2.1.1 激光雷达系统组成 .....	7
2.1.2 激光雷达测距原理 .....	8
2.1.3 激光点云数据和噪声 .....	9
2.2 点云的邻域搜索 .....	10
2.2.1 点云的邻域 .....	10
2.2.2 点云的邻域搜索 .....	10
2.3 点云精简 .....	13
2.4 点云统计滤波算法 .....	15
2.4.1 算法原理 .....	15
2.4.2 算法步骤 .....	16
2.5 点云统计双边滤波算法 .....	17
2.5.1 算法原理 .....	17
2.5.2 算法步骤 .....	19
2.6 实验结果及分析 .....	20
2.6.1 点云下采样 .....	20
2.6.2 点云统计滤波 .....	21
2.6.3 点云统计双边滤波 .....	24
2.7 本章小结 .....	25
第 3 章 激光点云数据分割处理 .....	26
3.1 引言 .....	26

3.2 随机一致采样剔除点云地面 .....	27
3.2.1 算法原理 .....	27
3.3.2 算法步骤 .....	28
3.3 点云欧式聚类算法 .....	29
3.3.1 算法原理 .....	29
3.3.2 算法步骤 .....	30
3.4 点云凹凸性分割算法 .....	31
3.4.1 算法原理 .....	31
3.4.2 算法步骤 .....	35
3.5 实验结果及分析 .....	36
3.5.1 随机一致采样 .....	36
3.5.2 点云欧式聚类分割 .....	38
3.5.3 点云凹凸性分割 .....	39
3.5.4 激光雷达点云数据分割对比 .....	42
3.6 本章小结 .....	44
<b>第 4 章 激光雷达上位机搭建 .....</b>	<b>45</b>
4.1 引言 .....	45
4.2 点云数据获取 .....	45
4.3 上位机平台搭建 .....	48
4.3.1 激光雷达功能控制模块 .....	48
4.3.2 数据采集、处理模块 .....	49
4.4 本章小结 .....	52
结论 .....	53
参考文献 .....	54
哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限 .....	59
致谢 .....	60



# 第 1 章 绪论

## 1.1 课题研究背景及意义

三维数据有很多用途,从感知环境<sup>[1]</sup>、精密零件测量<sup>[2]</sup>,到城市建模<sup>[3]</sup>、环境地图构建<sup>[4]</sup>、三维建图汽车智能导航<sup>[5]</sup>等多种用途。目前已经提出并实现了多种获取三维数据的方法,许多现有技术严重依赖于使用结构化或红外照明提取深度数据,结构照明技术因其在准确性和易用性方面的诸多优点而被广泛应用于计算机视觉中。而在最近的十五年内,三维激光雷达由于技术不断的成熟和发展,成本降低,其已经发展迅速成为作为主动遥感设备,可以快速扫描场景中的数千甚至数百万个三维云点。

三维激光雷达成像技术是由激光雷达发射出一个脉冲信号或者一系列的成像光束,通过目标的二维平面信息和激光雷达测距得到的距离信息来得到三维图像的技术<sup>[6]</sup>。激光雷达通过得到目标的三维坐标来进行成像, $x$ 、 $y$ 方向坐标是通过扫描线系统得到的、与发射光垂直的二维信息坐标,而待测目标距离信息则需要通过测量脉冲信号和接收信号的时间间隔计算,进而可以在世界坐标系下形成三维点云<sup>[7]</sup>。由于激光雷达发射的脉冲激光在方向性、相干性、单色性和亮度等方面的优越性,其信号抗干扰能力强于普通的微波雷达,所以激光雷达可以探测远距离的物体,同时对于被测物体的细节特征又能较好的捕捉。并且由于激光具有较小的衍射角和光束发散角,因此与微波雷达相比更具有优势,它可以更好地识别相邻物体。对于大多被动成像系统来讲,往往会受工作环境影响,对于黑暗,外界光源较少的地方无法很好的成像,而环境光对激光雷达的影响非常小,并且激光雷达体积近些年逐渐集成化,小型化<sup>[8]</sup>。激光雷达早已广泛地应用于诸如地面机器人及工业机器人的视觉导航、三维空间识别、航天飞机自主对接以及防卫警戒等应用领域。近些年来,随着对激光器硬件的深入研究,激光器成本逐渐下降,激光雷达已经成为无人驾驶导航系统中的一个重要的组成部分<sup>[9-10]</sup>。

受不同设备的采集、光线强度的影响,由于受设备移动、操作不当、被测物体表面材料特性不同以及周围客观天气环境等诸多因素影响激光雷达所接收到的点云数据不可避免会出现误差、非采集点以及噪点<sup>[11]</sup>。而由于周围环境或其他物体引入,会使得采集点云分布不均匀以及产生多余噪点,对于点云多种特性计算产生影响,导致后续处理错误<sup>[12]</sup>。一旦获得了三维数据,就需要进行数据处理,以提取有用的信息,并去除噪声、异常值或任何不必要的信息,因此需要对获取的激光点云数据进行一定的处理。滤波处理作为点云处理的第一步,对后续处理十分重要。点

云数据每一个点都表达一定的信息量, 某个区域点越密集有用的信息量越大<sup>[13]</sup>。点云滤波是在使模型的固有属性不变的前提下, 将所有有用信息通过, 将周围的离群点和噪声滤除的一种方法。只有对点云中存在的离群点、缺失点以及各种噪声通过滤波算法进行处理, 才能在对点云后续处理中, 如法向量计算、曲率计算、点云配准、三维重建等有良好的处理效果<sup>[13]</sup>。点云分割是点云处理的关键步骤, 也是三维图像相对二维图像优势的体现, 点云分割是提取点云中的不同物体, 从而达到分而治之, 突出重点, 单独处理的目的<sup>[14]</sup>。在滤波后, 将点云信息按照需求进行分割, 为后续地图重建或目标识别等处理提供良好的点云数据集。所以点云滤波和分割对于点云数据的使用具有重要意义。

## 1.2 国外研究现状

### 1.2.1 激光雷达技术研究现状

激光雷达成像技术按成像方式分类主要可分为扫描成像探测、非扫描成像探测, 按探测方式则可分为直接探测、相干探测、按激光器分类可分为二氧化碳激光成像、半导体激光成像、二极管泵浦固体激光成像等<sup>[15]</sup>。

1960 年激光雷达探测已经有初步的理论探究, 进入 1970 年代, 欧美地区等发达国家已经开始利用激光雷达进行测距, 并对激光成像展开了研究, 陆续实现了点扫描、线扫描、点阵扫描等多种激光雷达系统<sup>[16-18]</sup>。其中 Riegl 公司率先研究激光扫描技术并实现成品化, 其中 LMS-Q560 的全波形扫描仪被研发成功, 完成了脉冲信号发射后, 接收到回波脉冲并保存计算为距离数据, 实现了激光将物体扫描物体的数字化功能<sup>[19]</sup>。并且, 后来推出的激光扫描仪还能对被测目标的结构, 地面形态以及脉冲接受率等情况进行计算<sup>[20]</sup>。进入 1990 年代, 随着激光雷达成像技术的不断研究和发展, 激光扫描成像逐渐发展为机载激光雷达用于水下探测、地形勘察、目标查找等商业用途, 1995 年 Fibertek 公司研制出了两个硅棱镜型机载扫描系统, 精度和分辨率有较大提升, 探测距离可达 400 米以上, 可以进行电力搜寻, 发现直径一米的电线<sup>[21]</sup>。随着技术的发展, 近些年来无人驾驶技术的提出使得激光雷达技术受到了大家的关注, 2007 年全球最大的车载激光雷达公司——Velodyne LiDAR 旗下的 HDL-64E 型机械激光雷达, 图 1-1 左图, 被广泛应用于自动驾驶车辆的测试中, 不过其高昂的价格也说明车载激光雷达的低成本化和量产化相当关键, 这也正是激光雷达方案一直不能广泛应用的原因。在 2016 年 Velodyne LiDAR 已经推出成本更低、线数更多的 128 线的 VLS-128 型固态激光雷达, 图 1-1 右图, 这款激光雷达有更高的分辨率、安全性以及更低的成本, 并且可以实现量产。



图 1-1 Velodyne 公司部分激光雷达设备

对于国内激光成像技术发展,我国技术起步较发达国家稍晚,研究方向主要是沿用和进一步发展了国际上的先进激光成像雷达技术,随着我国综合国力和国际地位的增强,国家对科技投入逐渐加大,激光成像技术发展迅猛,众多高校、科研单位及企业都有了较大成果。2009 年哈尔滨工业大学利用波长为 532nm 的激光,通过增强电荷耦合器进行接收成像,通过对调制信号的增益由原先的线性改为指数型增益,实现了较高的分辨率和较好的成像效果<sup>[22]</sup>。2011 年浙江大学在原有的基础上研发了利用凝视激光为激光源的双通道面阵激光雷达三维成像系统,对于普通激光雷达相比,设计出了分辨率更高、抗噪声干扰能力更强的线性增益调制模型,并对模型进行了建模与实验验证,实验显示成像响应更快,更加准确,对于与野外环境有较好的成像效果<sup>[23]</sup>。2015 年南京大学立体成像技术实验室研制了新型阵列激光雷达成像系统,利用推扫式激光编码进行成像,现已推出两代,探测目标物可达到 4096 个像素点;探测距离可达到 4km;探测精度 15cm,南京大学立体成像技术实验室的激光雷达系统仍在改进中,逐步从线阵扩大到面阵,预计未来可达  $4096 \times 4096$  像素。近些年来,由于自动驾驶的火热,近些年国内众多公司纷纷加入激光雷达研究中,如 SureStar 公司,它在 2016 年发布了首个 16 线扫描激光雷达 R-Fans-16。2017 年发布 32 线扫描激光雷达 R-Fans-32 和 R-Fans-32G,主要应用于车辆前装市场 64 线产品 C-Fans 系列。

### 1.2.2 点云滤波研究现状

由于不可避免的收到测量误差和仪器采集或操作失误的影响,采样点云并非完全落在,并往往带有许多无用信息,这些噪声数据将直接影响点云成像的品质。为了降低或消除测量过程中人为或随机因素引起的误差,对于采集到的点云的数据进行滤波处理是十分关键一个步骤,国外较早的就开始对点云滤波算法进行研究。其中 Fleishman 提出建立点云网格模型,通过网格之间关系对其中噪声进行双边滤波去噪,运用了在各个方向上应该应用不同的高斯核函数,高斯函数标准差的

不同,使各个方向上距离相同的点对中心点的影响权值不同,可以对点云的特征进行保持,对各项异性的噪声进行去除,但其算法会导致中间点云过于平滑模糊<sup>[24]</sup>。Weyrich 等对于离群点定义了两个特征,第一定义其点到邻域一定点数所拟合的平面内的距离过远,第二特征为当点不是其他任何点的邻域范围的时候,将不符合这两类特征的点定义为离群点去除,对于点云中存在的离群点有了较好的去除<sup>[25]</sup>。Chen 等先对点云进行去平面化,将其与主体点云分开后,在利用剩余点云进行均值统计处理,可以消除一部分平面对去噪效果的影响,去掉了主体周围的离散点云,但是对于内部噪声没有很好的去除<sup>[26]</sup>。Gu 等利用高斯曲率将点云模型进行分类,然后采用改进的中值滤波算法和双边滤波算法进行分区域滤波,其对于场景下不同模块的点云使用单一的参数,会使得去噪效果不好,容易去噪不全或过度平滑<sup>[27]</sup>。Schall 等首先计算含有噪声的点云和整体点云的贝叶斯分布,其中点云的噪声由部分核函数来定义,再通过将点云内所有点按照概率最大的可能空间分布进行移动,达到平滑光顺的作用<sup>[28]</sup>。W.Huang 将图像去噪理论中的二维图像过域平均法应用于三维点数据,达到了散乱点云去除离群点的效果,但是网格化的大小对处理效果有较大的影响<sup>[29]</sup>。Liu 基于了点云的三维重建后数据,利用双向数据进行点云滤波,去除噪声,算法较为复杂<sup>[30]</sup>。Alex 应用移动最小二乘法拟合任意点的  $k$  邻域,然后将该点移动到其相应的拟合处来达到表面去噪,方法需要用移动最小法求出拟合曲面平方法,需要求解一个非线性优化问题,这个方法需要大量的计算和较高的复杂度<sup>[31]</sup>。

国内学者们也对点云滤波进行了深入的研究,苏志勋改进中值滤波算法,对比二维图象利用点云法向量代替像素值排序选则,但由于点云法向量计算和排序都需要较多时间,对于分布散乱点云时间较长<sup>[32]</sup>。杨永涛等提出一种对于散乱场景的离群点去除算法,主要是先对小范围点云数据进行直通滤波处理,对于检测的阈值用  $K$  邻域内的密度来约束控制,利对密度分布较大的散乱点云,达到了对离群点较好的处理效果,但是部分噪声没有得到去除<sup>[33]</sup>。胡国飞在双边滤波的基础上又计算了点云的曲率特征进行加权滤波,提出的三边滤波算法<sup>[34]</sup>。王丽辉提出对于不同噪声采用分别处理,先利用模糊均值聚类算法进行聚类,后再对利用双边滤波进行平滑,对于不同噪声都有较好的去除效果,但聚类算法和双边滤波结合的计算量较大<sup>[35]</sup>。戴士杰等提出了一个对于处理散乱的三维点数据处理算法,对在有效点云邻域内的点云中进行张量投票从而获得采样点的特征方向,接着对点云沿着特征方向调整,应用了扩散仗张量的特征值,使其速率自适应调整<sup>[36]</sup>。

### 1.2.3 点云分割研究现状

对于计算机视觉来说无论是二维还是三维图象，将物体从场景中分割出来都一直是难点和重点，而三维点云包含的信息较多，对点云分割比较具有优势<sup>[37]</sup>。而对于激光雷达而言，对获取到的点云数据进行分割是激光点云处理中很重要的方向，对于一些在室内场景中，对点云分割可以方便机器人完成避障、物体抓取等任务。在室外场景中，点云分割可以有效的提取地面、路沿、车辆行人等障碍物，方便对于三维环境的感知等。

国外学者运用的数学和物理知识进行点云分割算法研究，Ismail 等通过分析物体边界特征属性并采用平滑双边滤波对三维点云进行分割，最大程度地降低了噪声对边缘属性的干扰，但对密集的点云会有分割不足的情况<sup>[38]</sup>。Gorte 等受到光栅化算法的启发，提出利用不断合并三角网格将小面片组合成一定规则面片的方法进行点云分割，但是对于不规则曲面点云会出现过分割<sup>[39]</sup>。Chehata 等将聚类方法运用到点云分割中，通过 K-means 聚类完成对地面场景点云的分割，利用点云数据中点的三维坐标、法向量、高斯曲率与平均曲率等，把拥有相似的局部几何特征点集聚成一类，以完成对点云数据的分割，分割效果较为理想，但是计算量较大，难以实现实时分割<sup>[40]</sup>。Golovinskiy 等人通过先构建邻接图，后用最小分割算法，构建点云点和点之间的关系，将背景和物体进行分割<sup>[41]</sup>。Klasing 等通过将利用模型拟合，利用距离作为拟合参数，对点云进行分类分割，算法对于点云较为集中场景分割效果不好<sup>[42]</sup>。Nurunnabi 等通过将点云数据转换为距离图像，提出了基于距离邻域的快速算法来加快距离图像的分割速度<sup>[43]</sup>。Li 等人提出了一种基于物体几何特征和介质属性的快速分割算法，适用于稀疏点云<sup>[44]</sup>。

国内对点云分割研究也十分广泛，其中林祥国等采用特征空间 K-means 聚类实现了单档电力线激光雷达点云分割，但 K-means 聚类需要手动给出簇数 K，这对于动态变换的复杂环境并不合适，而后提出基于密度的聚类的分割算法 (DBSCAN)，但是 DBSCAN 的计算量过大，运行时间过长，且有时会错误分割<sup>[45]</sup>。程兵等人基于随机场学习，同时加入点云表面纹理特点对点云进行分割，对于散乱点云有较好分割算法，但是计算量较大，对实际应用有所约束<sup>[46]</sup>。庞世燕等人提出先将点云进行不规则三角网格划分为多个小块区域，后对这些三角网格进行区域生长算法，对于点云有较好分割效果，但算法应用于建筑点云有较好效果<sup>[47]</sup>。夏冰，等人提出了对目标的几何特性进行分析，结合其纹理边缘信息对其进行分割，但对于激光雷达精度要求较高<sup>[48]</sup>。范小晖等提出一种基于深度图的点云目标快速分割算法，从深度图的角度对点云数据进行处理，保证算法的实时性，但使用深度图像的聚类分析需要大量数据，在实验过程中甚至需要多个 32 行 3D 激光雷达，

成本太高<sup>[49]</sup>。黄镇提出了一种基于凹凸性分割点云的算法，此算法无需迭代，分割速度较快，对于凹陷的物体有较好的分割效果，但其主要应用于具有 RGB 信息的彩色点云<sup>[50]</sup>。

### 1.3 本文主要研究内容

由于受不同设备的采集、光线强度的影响，激光雷达所接收到的点云数据需要进行处理。其中点云数据会有较多的噪声和离群点，需要进行剔除离群点和去噪，点云的密度不规则需要使其平滑，点云数据过多导致点云数据处理上的计算量过大需要进行下采样减少点云数据。点云的后续处理需要进行点云分割处理。所以为了保证点云后续处理的准确性和高效性，需要解决几个问题：点云噪声分类中离群点剔除，点云平滑去掉内部噪声以及点云在不同环境下的分割处理。并通过构建点云实验平台，经过本文提出的算法处理，来验证算法正确性和可行性。本文主体部分分为四个章节，其中每个章节主要研究内容如下：

第一章主要介绍了激光雷达数据处理的研究背景和意义，通过介绍了国内外激光雷达成像系统起源、发展现状及趋势，分析了多种国内外对于三维点云滤波算法和分割算法，并对论文整体结构进行了介绍。

第二章分析了激光雷达点云成像系统原理和噪声类型与来源，利用激光点云统计滤波和双边滤波的算法对不同尺度噪声进行的滤波，并利用 KDtree 构建点云之间拓扑关系来提高激光点云邻域搜索速度，并对于数量过多的点云采用体素格滤波进行处理，使其精简，从而加快运行速度，并实验分析算法处理结果。

第三章分析了激光点云数据的分割，先对具有地面或墙面的点云集进行随机采样一致算法剔除无用平面后，对于不同的环境下的激光点云数据采用不同的分割方法，对于分布较稀疏的激光点云采取自适应欧式聚类分割算法，而对于分割较紧密有重叠部分的激光点云采用基于凹凸性的分割算法，实验分析算法处理结果。

第四章为了方便直观的进行激光雷达点云数据观察，搭建激光雷达上位机平台，将激光雷达扫描数据实时传入上位机端，并对激光测距和扫描系统信息结合转化为三维点云坐标，加入对点云数据分割和滤波的处理模块，实现点云可视化，点云坐标变化等功能。

## 第 2 章 激光点云数据滤波处理

### 2.1 引言

#### 2.1.1 激光雷达系统组成

激光雷达是采用激光特性和光电探测手段相结合的成像方法，相比于相机等，是一种采用激光作为载体的主动成像设备。大多数激光雷达主体由四个组成部分分别为：发射，接收，控制，信号处理和显示。其中激光发射系统，主要由激光器和光学扩束单元组成，其中激光器按照介质可分为早期使用的二氧化碳激光器，到后来使用半导体激光器和混合激光器等。激光接收系统主要由各种光电探测器构成。激光控制系统主要有高性能控制器构成，主要控制激光脉冲光发送，回波信号接收和扫描振镜转动等。激光信号处理和显示部分是将回波信号进行转化为激光点云做出数据处理并在电脑端显示<sup>[51]</sup>。激光雷达原理框图如图 2-1 所示，可以看出，其工作原理与微波雷达类似，激光雷达系统主要利用了激光测距的原理。发射部分是由激光器和光学发射系统组成，激光器按一定频率产生激光脉冲，在经过一系列光学变换和扫描系统后射出，激光射出后遇到待测物体，会产生回波信号，利用探测器对回波激光进行探测，后通过信号的来回时间差计算物体与激光器之间的距离，控制系统主要控制激光器发射、扫描系统以及数据计算处理模块中的各种信号。通过扫描系统的二维信息和激光测距的距离信息进行三维成像。

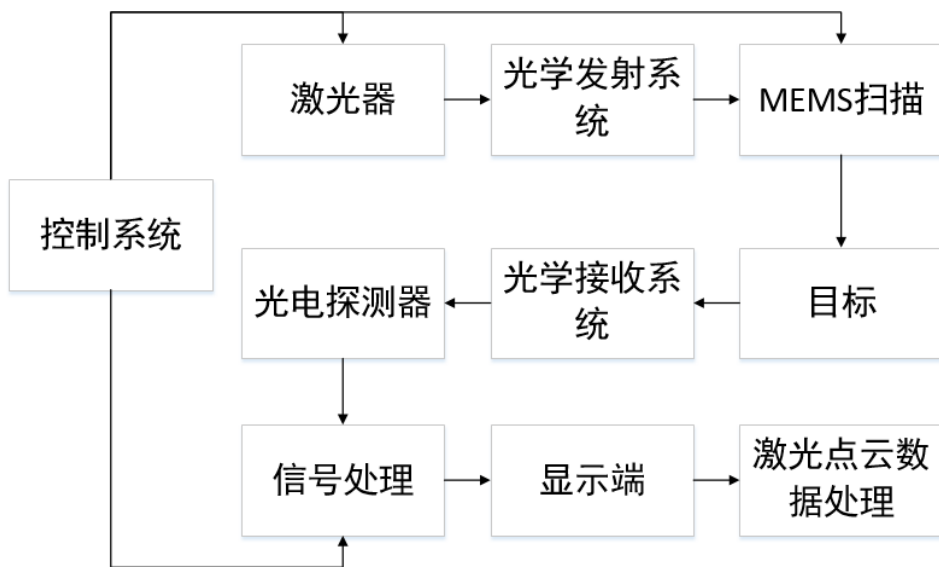


图 2-1 激光雷达原理框图



## 2.1.2 激光雷达测距原理

激光雷达成像系统主要是由通过激光进行对物体距离的测量，同时利用控制系统和扫描系统对激光发射角度和位置进行调整而成像。其中激光测距主要由激光器和探测器组成。其中激光雷达测距主要是通过激光飞行时间计算物体和激光器之间的距离如图 2-2 所示，激光器发射激光器后会由计时电路出发，等收到回波信号后结束计时，通过计算发射和接收到的时间差  $\Delta t$ ，从而计算出目标距离。

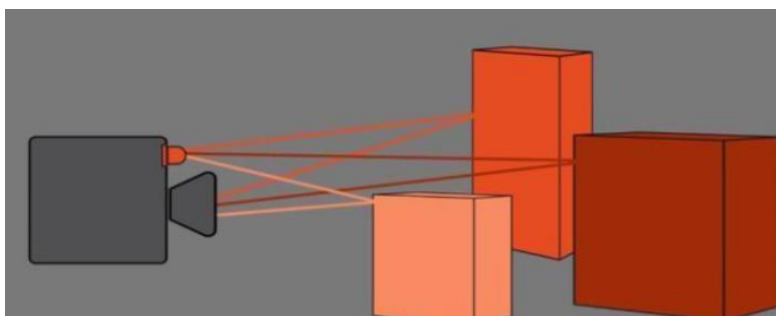


图 2-2 激光雷达测距图

激光测距雷达由激光发射模块，激光接收模块，信号处理模块，时间间隔测量模块组成控制器模块组成。按探测方式可以分为相干探测和非相干探测，按照计时算法可以分为属于相干探测的相位法和非相干的脉冲法和三角测量法。

脉冲探测法的原理是从激光器发射激光脉冲到目标和从目标返回到接收器中，计算时钟脉冲数的乘积的光脉冲的时间差  $\tilde{N}$  和脉冲间隔  $\tau$ ，计算距离  $R$  如公式 2-1 所示：

$$R = \frac{1}{2} c n \pi = \frac{c}{2f} n = l n \quad (2-1)$$

其中  $f$  是时钟脉冲频率，每个时钟脉冲的  $l$  代表距离基准； $n$  是通过计算时钟脉冲数，从而获得目标的距离  $R$ 。

相位测距法是通过发射固定频率的激光，通过对发射光波长和物体回来信号之间的相位差进行计算时间，由于频率固定所以利用波长和相位之间的关系就可测出目标距离<sup>[52]</sup>。

激光三角法测量中，是利用物体和测距仪中间移动后接收系统所产生的位移差值来计算，通过物体位移后，成像也会产生相应的变化，可以构成三角形，利用三角函数等相关关系来进行物体实际和激光发射端的距离，而由于三角法成像中成像的电荷耦合接收器件通常分辨率有限，所以三角法对于较远的物体会有较大误差，一般可以准确测量十米之内的距离，过多则可分次测量，但会增加计算成本。



### 2.1.3 激光点云数据和噪声

图片所展示的二维信息,只是世界在二维平面的一个投影,而不能描述物体之间的距离,使得人们无法分辨图像中物体的距离,所以会造成误差,而三维点云数据由于能表示空间信息而进入人们的视野<sup>[53]</sup>,通过激光雷达可以获取点云的距离坐标,再结合扫描系统得到三维数据,通过点云图,可以获取物体的三维信息,可以得到反映场景内结构和物体表面信息的离散空间点数据。而激光雷达除了可以获取点云三位信息外,一些激光雷达还可以获得扫描角度,信号回波附带的信息例如目标不同材质反射回来的强度等信息<sup>[54]</sup>。对于这些信息可以计算目标点云之间的多种参数,例如法向量、曲率、点云直接的结构以及表面纹理等信息,所以三维点云相比二维图象提供了更好的空间和各种信息。

常见得激光点云数据特点有以下四点:1.激光雷达点云数据用三维描述了分布在物体表面的三维点坐标的集合。2.点云数据在对比其他数据时可以更方便地提取出空间内的信息,同时由于点在三维空间的关系,点云数据能够反映一些位置关系。3.在三维空间中点云数据的分布是非连续的,点云数据展现了目标或多个目标体之间的位置、点云的分布是离散的。4.每个激光雷达系统的扫描方式不同,同时由于扫描物体的外观和材质不同,可能有部分激光被吸收或散射掉,也会造成扫描数据分布不均匀。

激光雷达扫描数据后会由于多种原因产生噪声,激光点云中噪声主要分为三种情况:1.由于激光雷达系统产生的误差,在激光雷达成像过程中,每个系统都有可能引入噪声,例如发射系统发射的激光脉冲含有噪声,探测器也可能产生到噪声;2.待测物体材质所产生的噪声,对于一些特别材质的物体,在成像时可能会产生噪声,例如对于玻璃材质的物体,激光会有较大镜面反射,产生噪声;3.对于扫描过程中的误差,在对物体进行扫描时,可能收到外界因素干扰而产生误差,例如周围光源对探测器的影响可能会产生误差,扫描时机械振动也会产生误差。对于多种因素产生的误差,如果不对点云进行处理,将噪声点当成有效信号进行处理,将对后续的处理产生影响,例如法向量计算中,将噪点计算为邻域拟合平面,会影响法向量计算,对后续的分割,特征提取以及目标识别都有很大影响。对于第一类和第三类噪声通常离待测目标点云较远,而对于第二类点云,通常与目标点云在一起,所以需要采用合理的算法对点云进行多种噪声的去除,为后续的处理提供良好的点云数据。

## 2.2 点云的邻域搜索

### 2.2.1 点云的邻域

通过激光雷达、激光扫描、立体摄像机等三维测量设备获取的点云数据，如果点与点之间没有任何的拓扑关系，即为无序点云。而点云的多种处理点云的算法，如滤波、点云分割等，都是基于邻域，这些都需要使用采样点以及与采样点相邻的区域进行计算。这就需要对点云进行邻域划分，以实现点云邻近点的快速查询，这就是建立点云拓扑的重要性。

一般对于点云的邻域有两种定义：一种是通过半径距离对点云中的点选择邻域，主要通过点的空间欧式距离来定义半径，具体步骤为，选定需要选择邻域点  $p$ ，以  $p$  点为球心，欧式距离  $r$  为半径，对整个球体内点云进行搜索，对于球内的点云称之为点  $p$  的邻域点，这种邻域也因为距离固定而叫欧氏邻域，这样计算邻域的较为简单，但同时有较大的缺点，对于一些分布不均匀的点云而言，某些点的邻域数目可能较多，而某些点云数目可能过少，即使对于分布较为均匀的点云，半径  $r$  的定义也对邻域的选取有较大影响，会影响通过邻域计算的点云特征等，这是固定邻域距离的选取方法。而另一种邻域选取方法时固定邻域点的数量，通过选区距离点最近的  $k$  个点来定义点的邻域，这样选择固定个数的邻域，对于这种选取方法称之为  $k$  邻域， $k$  邻域的选取只有该点有关。

### 2.2.2 点云的邻域搜索

为了快速的找到一个点  $k$  邻域，和进行快速的邻域搜索，对点云数据结构进行存储方法，有普遍采用的方法有三维栅格法、Octree 法、Kdtree 法和 BSP 树法等。

栅格化法是利用小型的正方体对点云进行切分，如图 2-3 所示，按照一定正方体边长对点云数据进行计算，设置边长为  $L$  的正方体称之为栅格，计算整体点云在  $x, y, z$  方向上分别划分的正方体个数，将每个点云都有对应的栅格进行放置。首先求出包围点云数据的最小长方体，后定义栅格边长  $L$ ，将最小长方体分割为  $n_x$  个边长  $L$  的栅格，其中  $n_x, n_y, n_z$  分别表示在  $x, y, z$  方向上的栅格数。 $n_x, n_y, n_z$  计算式 2-2:

$$\begin{aligned} n_x &= \frac{|x_{max} - x_{min}|}{L} \\ n_y &= \frac{|y_{max} - y_{min}|}{L} \end{aligned} \quad (2-2)$$

$$l_z = \frac{|z_{max} - z_{min}|}{L}$$

对点云进行栅格化后,对每个栅格进行编号处理,栅格内的点云与栅格编号对应,每个点都有对应的栅格号,建立拓扑关系,在对点进行 k 邻域计算时,需要选取 k 个与之距离最近的点云,由于栅格较小,点云数量较小,所以先对周围边相邻包括自身栅格内的 26 个栅格进行搜索,如果搜索到点云数量仍然每到达 k 给,则继续将栅格进行延申,继续搜索与那 26 个相邻栅格的邻域,直到找到 k 邻域点云结束。栅格法对于点云拓扑关系建立其原理简单,适用于小型点云的处理,因为栅格法对于数目较多的点云计算量较大,操作较为困难,栅格边长 L 的选取十分重要,栅格边长较大则数目较少,影响精度和计算邻域时的点云选取,栅格边长较小则栅格较多,会产生大量计算,影响算法运行速度,所以目前常用点云拓扑关系一般不选取栅格法。

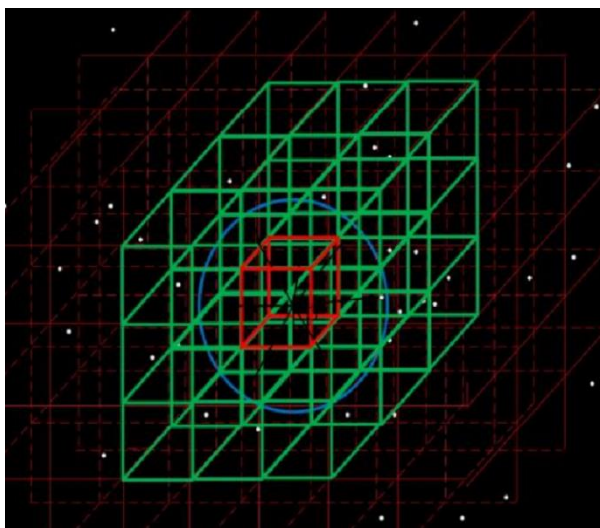


图 2-3 点云栅格法示意图

Octree 结构是一种较好的点云数据结构,其是在对二维二叉树的一种在三维点云中的拓展,是一种空间树状的数据结构。对于直线,可以将其分为两段,在二维信息而言,则每个数据都分为四份,类似的 Octree 的每个节点都有八个子节点,其中每个子节点都表示一个正方体的体积元素,每个节点有八个子节点,通过将父亲节点的正方体元素进行均等分割,则可分割成八个子节点,所以也叫做八叉树法。对于点云的中心点,通常定义是分叉中心,如图 2-4 所示,通过对三维空间的划分,实现了点云拓扑关系构建,对于搜索而言,其中每个点的时间和空间复杂度都一样,通过递归的方式将整个点云数据进行了拓扑关系建立,从而构成一个具有方向的图结构。对点云数据一直进行划分下去,如果被划分出具有一样属性的体元,则其

可构成叶子点，否则一直继续分下去，对于大小为 $(2n)^3$ 的点云，最多分割次数为 $n$ ，对于 Octree 结构进行  $k$  邻域查找，其方式简单，查找速度较快。

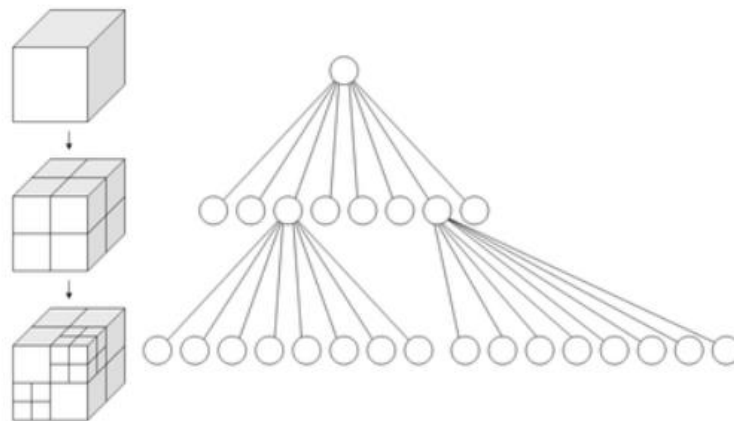


图 2-4 点云 Octree 树示意图

Kdtree 是一种在欧式空间点云数据结构，是一种特殊的二叉树结构，可以依据数据分解为  $k$  个维度，将点云中所有的点按某一属性将其构建为一个，每个子节点也都是二叉树，因为可以构建任意维度的，所以又称为  $k$  维搜索树。对于点云内所有的点，都是利用一个平行于坐标轴的超平面进行分割，在对每个子空间进行继续分割，从而使每个超平面中都有至少一个点存在。如图 2-5 所示二维 Kdtree 构建如图所示，对于二维 Kdtree 构建，第一步选择根节点，通常选择适当点作为根节点，为后续子节点划分提供便利，根节点的选取一般选取每个维度中方差最大的点，方差表明在该维度下点的分布情况，方差越大则点越分散，以此点作为根节点就分辨率越高，越能更好的构建 Kdtree 结构；第二步对于所有点按对于维度值进行排列，从数值中间的点将整个数据分为两类，通常选择为坐标轴中间的点，是由于 Kdtree 左右子树均衡，有利于计算，这样剩余所有的数据就被分为不相关的两个子集，分别对应为左右两子树；第三步为对前两步进行递归，一直重复前两个步骤划分左右子树，直至所有点都被编入 Kdtree 结束。三维 Kdtree 如图 2-6 所示，原理和二维相同，只不过将分割手段从直线变为了平面，通过平行于坐标轴的平面对整个三维点云空间进行切分，变为左右两个子空间，在进行递归划分直至所有点云都被纳进 Kdtree 中，直至分割最后的三维空间内只有一个点，也就是没有子节点后停止。

由于算法需要多次使用点的  $k$  邻域搜索，所以使用 Kdtree 进行点云拓扑关系构建。对于 Kdtree 数据结构的邻域搜索，由于在构建 Kdtree 时通常采用距离值对点进行划分，所以只需点的父节点和子节点查找邻近点即可，这样可以加速邻域搜索速率，要对某一点进行邻域搜索，主要使在 Kdtree 中找到该点的对临近点，由

于搜索树的结构可得,每个左子树的点都小于根节点,右子树的点都大于根节点,所以从根节点开始查询,对比该点,小于则进入左子树,大于则进入右子树,直至找到该点或最近似该点的点,并进行回溯,看回溯路径中是否有与目标点更近的数据点,如果有,则进入其他子树去查询,直至搜索路径为空。点云数据大部分处理步骤都需计算邻域,如果邻域计算需要耗费较多计算,会影响算法速度,通过 Kdtree 构建点云的拓扑关系,可以加速点云的邻域搜索速度。

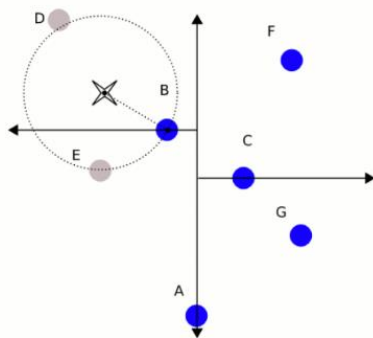


图 2-5 点云 Kdtree 树构建图

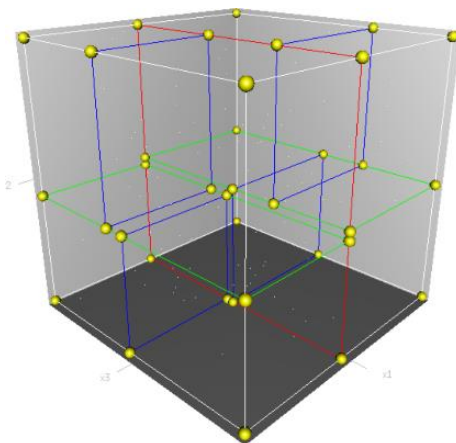


图 2-6 点云三维 Kdtree 树示意图

## 2.3 点云精简

为了加速激光点云算法处理速度,对激光点云简化的必要性越来越高。对于一些海量的点云数据会对数据处理会产生较大的压力,为了防止这种情况,可以找寻一些方法对海量的点云数据进行压缩精简,在保证点云的主体特征的前提下,尽可能减少点云的数据量大多数点云简化方法都会减少了模型中的顶点数量,从而加速算法运行速度。

点云数据简化通常使用的方法是采样法,即对整体点云按照某些方法对一些原始数据点云进行替代,用一个或几个点代替部分区域内得点云。点云下采样是一种

适当更改视觉细节级别的方法,从而改善了应用程序的整体性能。按采样规则的不同,可以分为均匀采样法、栅格采样法、弦偏离采样法以及倍率缩减采样法等多种方法。这些基于采样法的简化算法计算简单,可以得到相对分布均匀的简化结果。

体素格下采样通过在点云数据中创建三维体素栅格,然后用每个体素的重心来近似表达体素中的其它点体素化对点进行采样,如图 2-7 所示。

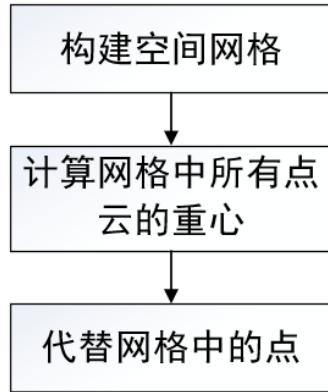


图 2-7 点云精简示意图

它的主要思路是:体素栅格法是基于栅格法,是对点云整体分割为数个大小相同的体素栅格,通常分割为边长为  $L$  的正方体,将所有点云都包含在栅格内,同计算栅格内所有点云的重心,用重心来代替整个栅格内的其余点云,达到将点云数量压缩的情况,对于分布较为均匀的点云有较好的精简效果,如果点云密度分布不均,有可能会影响点云特征。具体步骤如下:

1) 首先根据初始点云的数目和体积确定体素栅格的大小,由于需要保证点云的整体特征大致不变,所以栅格大小的选取十分重要,其中体素栅格的边长  $L$  设置定义为式 2-3, 2-4 所示。

$$L = a^3 \sqrt{s/g} \quad (2-3)$$

$$g = \frac{N}{L_x L_y L_z} \quad (2-4)$$

其中  $a$  是栅格边长的调节因子,可以通过其对栅格大小进行调节,  $g$  表示每个单位体积之中平均的点云数量,通过数量来控制边长,而  $s$  是比例系数。 $N$  为总体点云模型中点云数目,  $L_x$ ,  $L_y$ ,  $L_z$  分别表示在  $x$ ,  $y$ ,  $z$  轴方向上点云的最大跨度,乘积为点云整体体积,边长  $L$  通常在保持几何特征情况下进行选取,由待测物体的大小距离及所需精简后点云数量决定。

2) 在对点云数据进行栅格化后,对栅格中的数据点进行计算,将所有点云在栅格中的重心作为代替所有栅格内点,重心可以体现点云在栅格中分布情况,从而在很大程度上保证点云特征,实现点云的下采样进行精简。对于栅格中的点云,重

心计算为式 2-5:

$$\begin{aligned} x_{center} &= \sum_{i=1}^h \frac{x_i}{h} \\ y_{center} &= \sum_{i=1}^h \frac{y_i}{h} \\ z_{center} &= \sum_{i=1}^h \frac{z_i}{h} \end{aligned} \quad (2-5)$$

体素栅格法对于点云密度较为均匀模型，原理简单且算法易于实现，有较好的精简效果，不需要建立过多点云关系就可以简化点云，实现点云处理加速。

## 2.4 点云统计滤波算法

### 2.4.1 算法原理

激光雷达产生的点云数据集时有时会错误的接收回波信号，这个会导致产生一些错误的值时，而由于扫描结果所造成的测量误差的影响，在对点云进行其他处理时必然会产生误差，而由于设备的精度、周围环境等因素，点云数据中将不可避免的出现一些噪点，只有在滤波处理中将点云中的离群点及噪点进行去除，才能对后续点云数据进行更好的处理，例如点云分割、配准、重建等操作。为了去除掉这些误差，采用统计滤波方法进行处理激光点云数据统计滤波是对每个点的邻域进行统计分析，将超出正常范围值的点定义为离群噪点进行去除。离群点云通常是在大部分点云之外的零散点云，这种噪声对点云的成像、分割和后续目标识别都有较大影响，这类点的空间距离要大于普通点云之间的距离，在点云成像中，点云数量可以表示一块空间中的成像物体，一块区域内点云数量越多，越密集，则可以说明这块区域内所包含信息越多，越有可能含有物体，而数目越少则越有可能不是被测目标，而为噪声点。通过对点云内平均距离计算在，在一定范围之外的点，可以视为离群点去除。如图 2-8 为点云统计滤波示意图，在此计算点云模型如图 2-8 所示，计算点四邻域内的平均距离为黑圈，而计算阈值为绿圈，a, c 两点均为有效点云，而超过阈值距离的点 b 被视为离群点剔除。

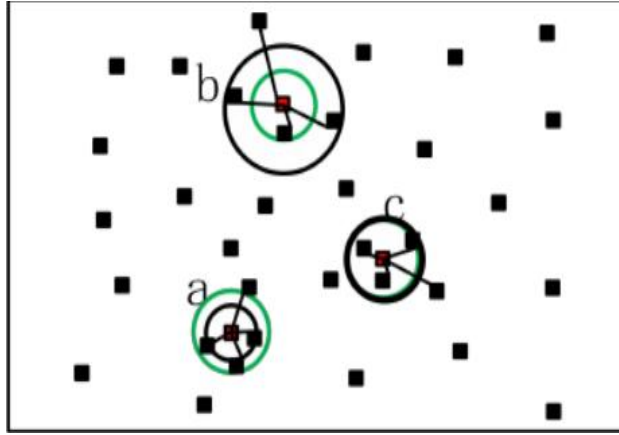


图 2-8 统计滤波示意图

### 2.4.2 算法步骤

算法流程图如图 2-9 所示,对所有点云进行邻域计算,计算每个点与其  $k$  邻域之间的距离集合,再计算所有点到其  $k$  邻域距离的均值  $\mu$  与标准差  $\sigma$ ,则距离阈值  $d_{\max}$  可表示为  $d_{\max} = \mu + \alpha \times \sigma$ ,  $\alpha$  是比例系数;对所有点云进行处理,对比剔除与  $k$  个邻居点的平均距离大于  $d_{\max}$  的点。算法的步骤为:

- 1) 计算点云总数目  $n$ , 对于点  $p$  通过  $k$  邻域搜索找出它邻域,并计算出  $p$  点距离其邻域每个点的平均距离;
- 2) 将得到的  $n$  个距离集合  $\{d_1, d_2, d_3, \dots, d_n\}$ , 进行均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$  的计算,公式如 2-6, 2-7 所示求得其均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$ ;

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i \quad (2-6)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (d_i - \mu)^2} \quad (2-7)$$

- 3) 根据均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$  得到基于高斯分布的最大阈值  $d_{\max} = \mu + \alpha \times \sigma$ , 其中  $\alpha$  为标准差系数,  $\alpha$  的大小决定阈值取值范围, 对于不同的点云分布和不同程度的噪声,  $\alpha$  的取值也需变换, 如果系数取得过小会将部分有用点云也视为离群点去除, 如果过大则去噪效果会不好, 需要选取适当的参数, 才能得到较好的滤波效果。

- 4) 比较每个平均距离  $\mu$  与阈值  $d_{\max}$  的大小并对点进行处理, 将超过阈值  $d_{\max}$  值得点定义为离群噪声点去除。



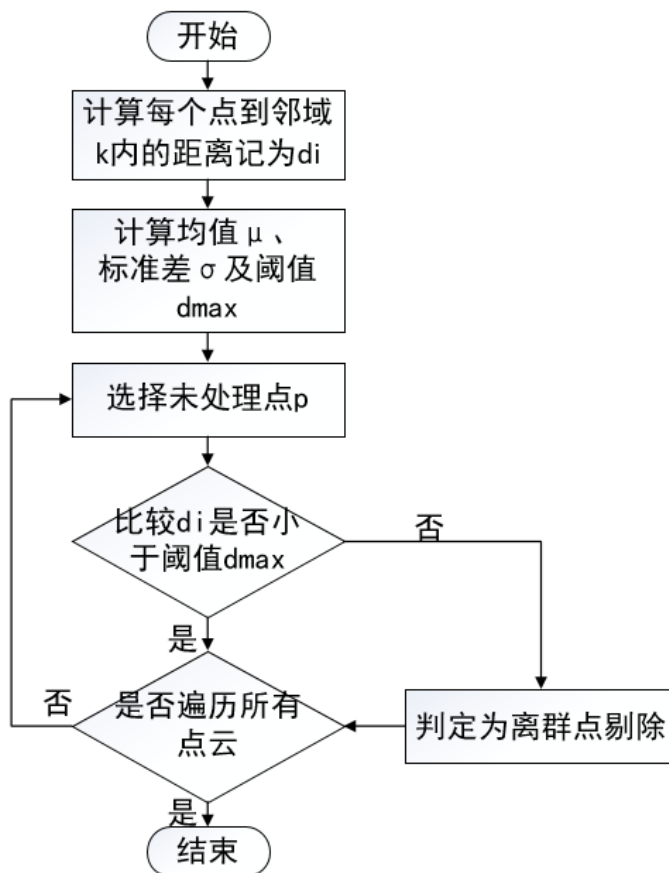


图 2-9 统计滤波流程图

## 2.5 点云统计双边滤波算法

### 2.5.1 算法原理

双边滤波算法最初用于对二维图像进行去噪，是在高斯滤波基础上，除了对像素点周围距离模糊外，像素值同时也会占一定权重比，是一种非线性滤波，对于边缘保持有很好得效果。最重要的是，双边滤波的权重不仅考虑了像素的欧氏距离（如普通的高斯低通滤波，只考虑了位置对中心像素的影响），还考虑了像素范围域中的辐射差异（例如卷积核中像素与中心像素之间相似程度、颜色强度，深度距离等），在计算中心像素的时候同时考虑这两个权重，如图 2-10 所示。双边滤波的好处是可以做边缘保存，一般过去用的维纳滤波或者高斯滤波去降噪，都会较明显地模糊边缘，对于高频细节的保护效果并不明显。

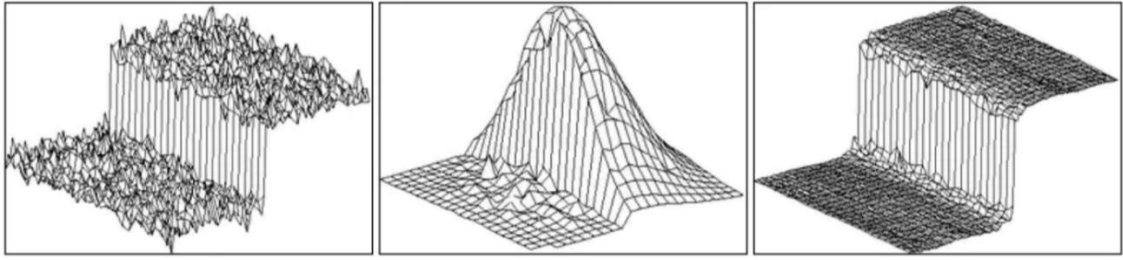


图 2-10 双边滤波示意图

点云的双边滤波，是采用加权平均的方法，通过加权平均来减小噪声，双边滤波的权重是同时考虑了空间域和特征域，可以在保持边缘的前提下对内部点云进行去噪。对比二维图象，双边滤波算法重新计算当前像素灰度值，将噪声平滑掉，而计算灰度值时，权重因子会由与其得像素距离和灰度值差共同该决定。而在计算点云时，法向量反映了点云模型在该点处的局部几何特征，通过邻域点间法向量的变化来描述实物表面特征信息，点云双边滤波的主要思想是使点云的数据点沿着法向量向其边缘移动这，样能够去除一些点云内部噪声，使其向表面移动同时增强边缘信息，以此来光顺噪声。

在点云模型中对于一点  $p$ ，其  $k$  邻域搜索得到点集合，并要求其法向量  $n$ ，可以通过基于主元分析方法 (PCA) 来估算点云得法向量，我们在此假设点云的  $k$  邻域组成的平面是光滑的。那么，所有邻域内的点都可以近似为一个平面，对于点云中某一点，找到邻域点，然后计算这些邻域点构成的平面。这样确定  $p$  点的法线问题可以通过估计  $N_k$  组成的平面的法线问题来近似，从而又可以转化为最小二乘平面拟合估计问题。因此估计表面法线的解决方案就变成了分析一个协方差矩阵的特征矢量和特征值的问题，式 2-8。此平面可以表述如下对于每个点  $p_i$ ，我们如下构建它的协方差矩阵  $C$  式 2-9，将最小特征根  $\lambda$  对应的特征向量  $v$  作为  $p$  点的法向量近似估计。

$$E(n, d) = \arg \min \sum_{i=1}^k (n \cdot p_i - d)^2 \quad (2-8)$$

$$C = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T \quad (2-9)$$

双边滤波算法不仅考虑了一个点与其邻域之间的空间关系，而且还考虑了其法向量与其邻域之间的方向关系，从而在一定程度上保持了各点的局部特征。与图像双边滤波相类似的，双边滤波的主要计算为式 2-10，是使模型内点云沿着法向量向外表面进行移动，其中双边滤波因子式 2-11，主要同时考虑了法向量夹角和空间距离。

$$\hat{p}_i = p_i + \lambda n \quad (2-10)$$

$$\lambda = \frac{\sum_{p_j \in N_k(p_i)} W_c(\|p_j - p_i\|) W_s(\|<n_j, n_i>\| - 1) \langle n_i, p_j - p_i \rangle}{\sum_{p_j \in N_k(p_i)} W_c(\|p_j - p_i\|) W_s(\|<n_j, n_i>\| - 1)} \quad (2-11)$$

$$w_c(x) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma_c^2}}$$

$$w_s(y) = e^{-\frac{y^2}{2\sigma_s^2}}$$

$W_c, W_s$  为双边滤波得两个高斯核函数，分别对应着空间域来控制光顺平滑和频域来控制边缘保持。当  $\sigma_c$  值较大时，双边滤波器的平滑效果较好，当  $\sigma_s$  值较大时，特征保持则越好。

## 2.5.2 算法步骤

算法步骤流程图如图 2-11，首先通过 Kdtree 邻域搜索找出当前点得  $k$  邻域，后通过主成分分析 PCA 法估计处点云法向量，在通过计算  $W_c$  和  $W_s$  核函数计算双边滤波因子，最后数据点会沿着点云法向量法向移动，达到保持特性滤除噪声。具体步骤如下：

- 1) 构建点云 Kdtree 拓扑关系，后计算每个数据点  $p_i$  的  $k$  邻域的集合  $N(p_i)$
- 2) 通过最小二乘法将  $p_i$  点的  $k$  邻域点云  $N$  拟合为平面，后估算  $p_i$  点的法向量  $n_i$ ，构建协方差矩阵  $C$ ，将最小特征根  $\lambda$  对应的特征向量  $v$  作为  $p_i$  点的法向量近似估计。
- 3) 对  $p_i$  的每个临近点计算  $W_c$  和  $W_s$  参数  $\|p_j - p_i\|$  和  $\|<n_j, n_i>\| - 1$ 。
- 4) 计算高斯核函数  $W_c(x)$  和  $W_s(y)$ 。
- 5) 求出双边滤波因子  $\lambda$ 。
- 6) 计算出滤波后的数据点，直到更新了所有的点结束。

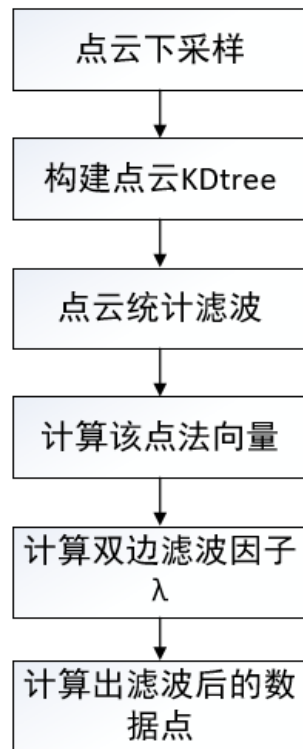


图 2-11 统计双边滤波结构图

## 2.6 实验结果及分析

### 2.6.1 点云下采样

对于激光雷达点云数目较多的数据，需要进行下采样的点云精简，通过使用体素栅格法对点云进行精简，点云下采样前如图 2-12 所示，精简后如图 2-13 所示。在此，体素三维栅格为边长等于 1cm 的正方体，下采样之前点的数量为 460400，滤波之后点的数量为 67194，点云的数量大大减少，与此同时，下采样前后点云的轮廓形状基本保持不变，为后续的各种操作节省了大量的计算资源，如表 2-1 所示，可以看出通过对点云进行精简后，点云滤波时间大幅度减少，激光点云的精简对实现点云滤波的实时性有重要作用。在点云精简过程中，由于随着激光雷达扫描线数目得增加，点云数量也会大量增加，所以可以根据实际需求调节体素栅格系数，进行合理精简。

表 2-1 点云精简前后滤波时间

数据处理情况	栅格边长 (cm)	桌子点云滤波时长(s)	走廊点云滤波时长(s)
点云精简前		27.32	6.70
	0.2	16.81	3.69
点云精简后	0.5	7.54	1.63
	1	2.98	0.53

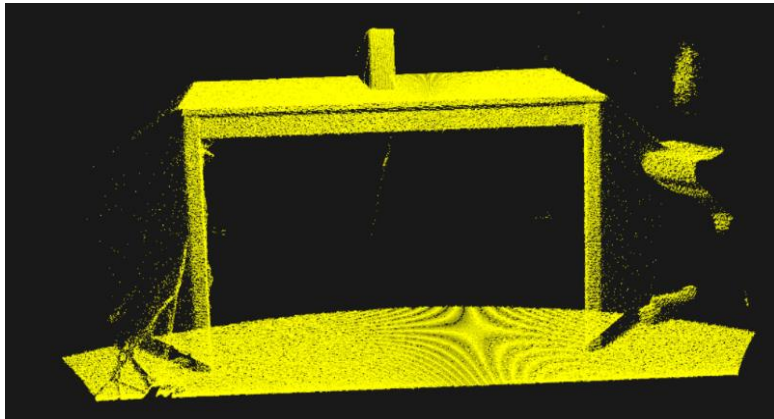


图 2-12 点云原始数据图

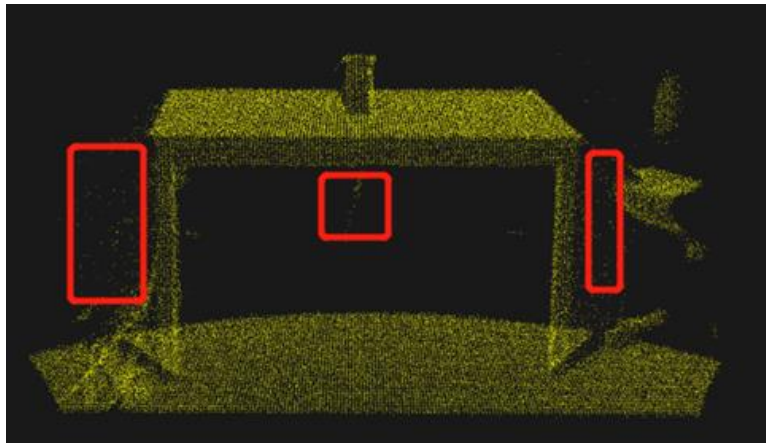


图 2-13 点云精简后数据图

### 2.6.2 点云统计滤波

对于具有较多噪声的点云数据，首先用统计滤波剔除离群点，点云统计滤波前如图 2-13 所示，点云统计滤波后如图 2-14(a)(b)所示，可以看出图 2-13 圈出的大部分离群噪点都已被滤除。

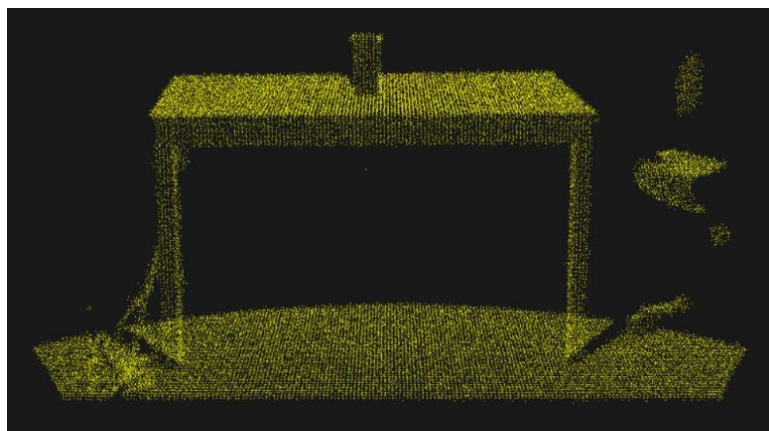


图 2-14(a) 统计滤波后效果图  $k=30$ ,  $a=1$

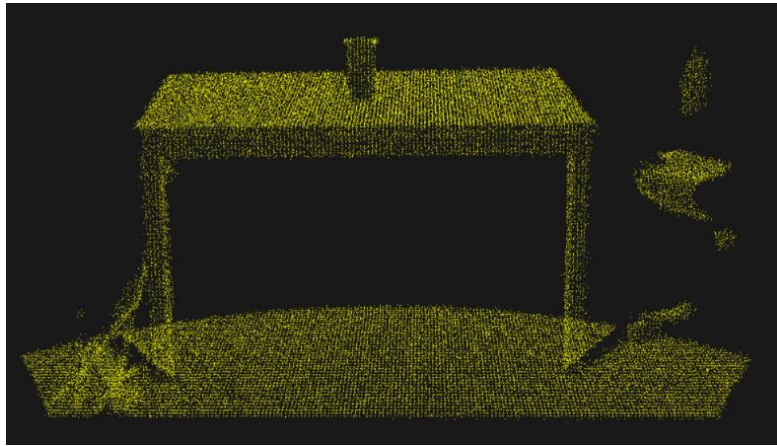


图 2-14(b) 统计滤波后效果图  $k=50$ ,  $a=2$

激光雷达实物图如图 2-15 所示，激光雷达扫描图如图 2-16(a)所示，可以看出有较多的离群点和噪声，通过每个点分析的临近点的个数  $k$  和标准差的倍数  $a$  的不同点云图如图 2-16(b1)-(b4)所示，对比滤波前后发现统计滤波可以很好的去除点云离群点，但对与点云内部的噪声不能去除。



图 2-15 走廊点云实物图

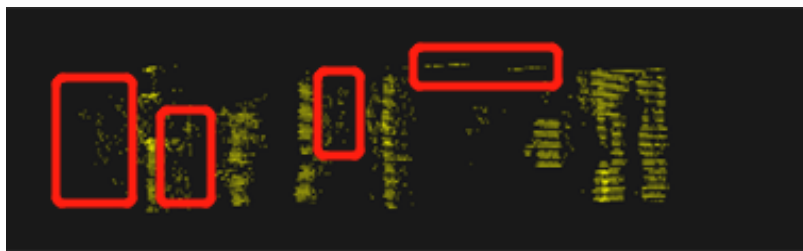


图 2-16(a) 走廊点云原始数据图

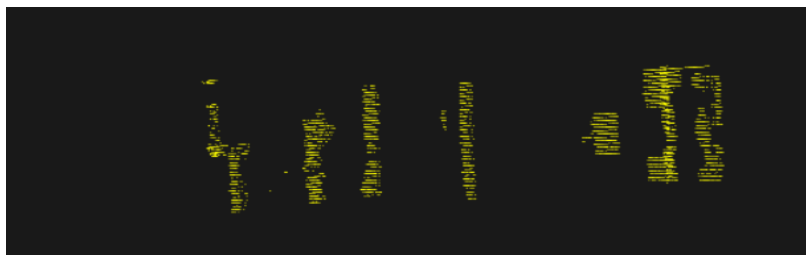


图 2-16(b1) 统计滤波效果图  $k=30$ ,  $a=1$

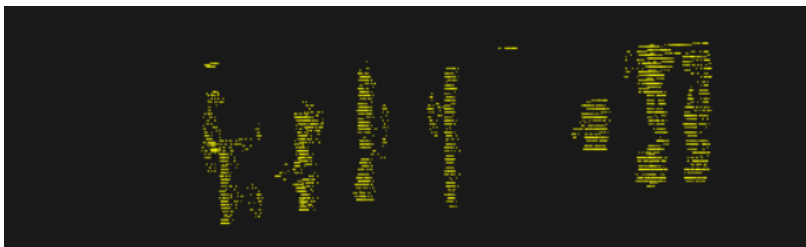


图 2-16(b2) 统计滤波效果图  $k=30$ ,  $a=2$

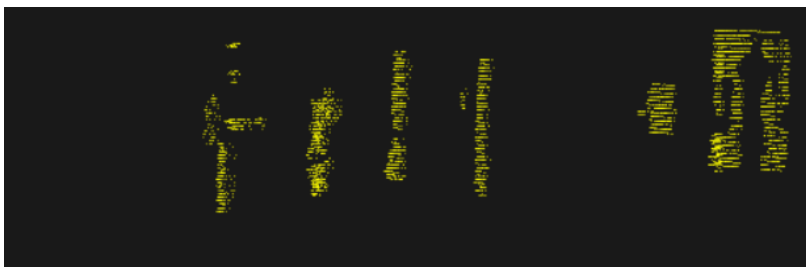


图 2-16(b3) 统计滤波效果图  $k=50$ ,  $a=1$

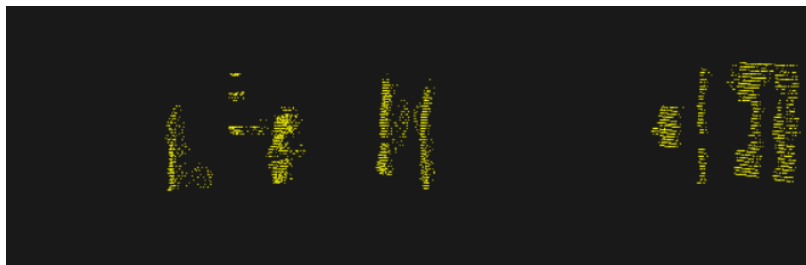


图 2-16(b4) 统计滤波效果图  $k=50$ ,  $a=2$

通过图 2-15 可以看出统计滤波对于激光雷达在扫描时产生的离群噪点有较好的去除, 而且在不同参数下有不同的滤波效果, 从表 2-2 对统计滤波前后点云数量对比可以看出, 统计滤波有效的滤除了一部分离群噪声点, 同时可以看出邻域所查询的点个数越少, 滤掉的点云数量越多, 是由于计算邻域的点数越多, 则计算出的阈值会越大, 使得定义的离群点范围越宽, 滤掉的点云数量就越少。而比例系数选取的值越小, 定义离群点范围越小, 滤除点越多, 如果过小, 可能会误判一些有用信息点云, 将其视为噪声去除, 如果过大, 则不能对大部分噪声进行去除, 影响后续点云处理。对于桌子点云, 在合理参数选取范围内, 有 1.8%-3.2%的点云定义为离群点剔除, 对于走廊激光雷达点云, 有点云中 2.6%-6.3%的离群点被剔除。



表 2-2 滤波前后点云数量

数据处理情况	邻域点个数 $k$	比例系数 $a$	桌子点云数量	走廊点云数量
滤波前			67194	28160
	30	1	65016	26370
滤波后	30	2	65909	27328
	50	1	65063	26744
	50	2	65935	27424

### 2.6.3 点云统计双边滤波

通过点云统计滤波可以很好的去除离群点，但是由于点云内部噪声混在点云有用信息中，导致在点云内部杂乱的噪声并不能通过统计滤波去除，所以使用双边滤波对点云内部噪声进行去除。在使用统计滤波去除离群点后的点云细节图如图 2-19(b)所示，为一个人物点云图，可以看出噪声较多，通过不同参数下双边滤波进行光滑去噪处理效果图如图 2-17(a)-(c),2-18(a)-(c)所示,可以看出双边滤波算法可以有效地去除点云内部噪声,使得点云更加光滑。

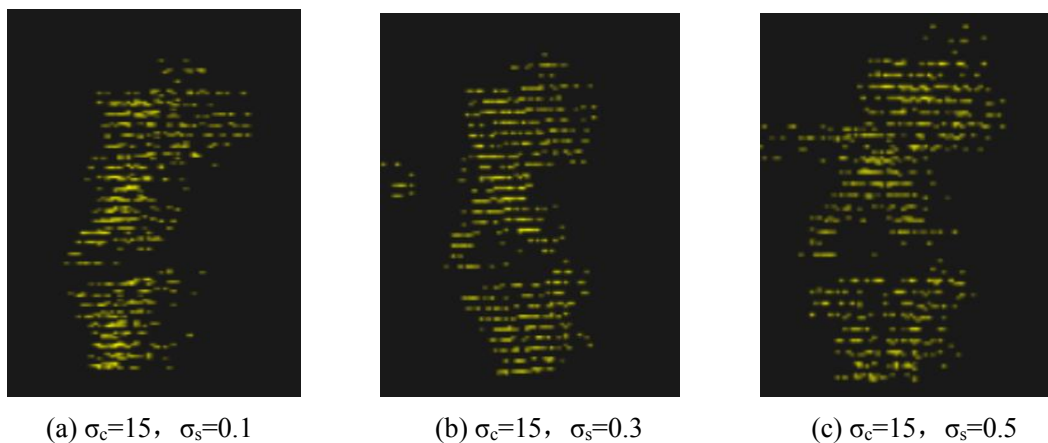


图 2-17 不同参数下滤波后点云图细节

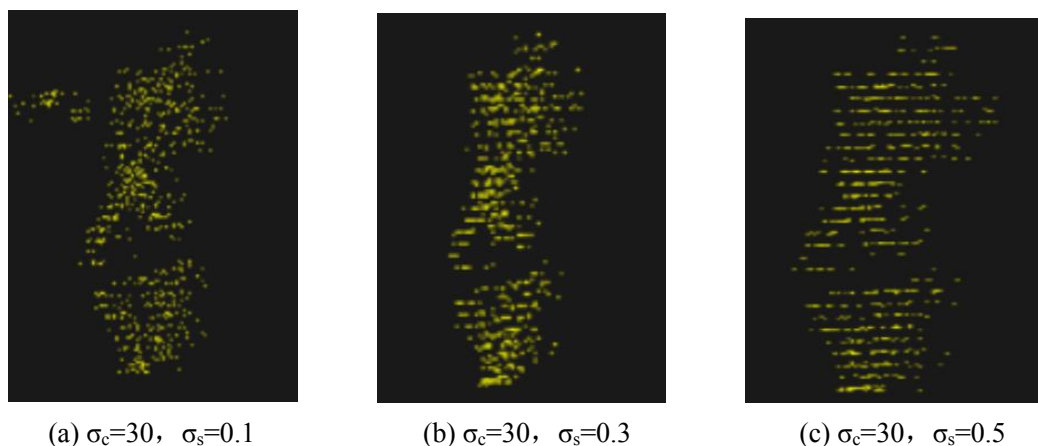


图 2-18 不同参数下滤波后点云图细节



可以看出,点云双边滤波明显有效的去处理点云内部噪声,对于激光点云的保持特性光滑去噪有很好的效果,对于不同的 $\sigma_c$ 和 $\sigma_s$ 对于噪声去除效果也不同, $\sigma_c$ 和 $\sigma_s$ 分别对应了双边滤波在两个方向上的权重计算, $\sigma_c$ 是控制点云平滑光顺的参数,反映了双边滤波在距离空间中的占比,其值越大则点云越平滑模糊,可以看出对比 2-17 和 2-18 在 $\sigma_s$ 一定时, $\sigma_c$ 越大,人物点越平滑光顺; $\sigma_s$ 则是控制点云特征保持的参数,表示法向量角度对双边滤波的影响,其值越大,则表明对边缘特性保持越好,如图 2-17、2-18,在 $\sigma_c$ 一定时, $\sigma_s$ 越大,小人点云的轮廓越清晰,点云的保持特性越好,在对激光点云进行统计双边滤波去噪后,点云大部份噪声都被去除。

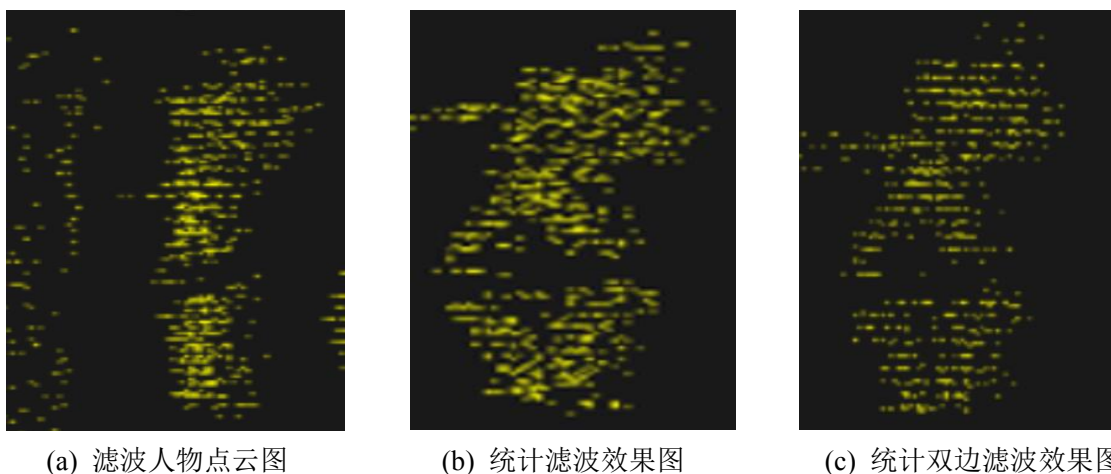


图 2-19 滤波前后点云图对比

通过对比 2-19(a)-(c)人物原始点云图,统计滤波后点云图以及统计双边滤波后点云图,可以明显看出,统计滤波对点云离群点噪声进行了较好的去除,统计双边滤波不但对离群点去除,并且在保持边缘同时对点云内部进行光顺去噪,达到了较好的去噪效果。

## 2.7 本章小结

本章介绍了激光雷达系统组成和激光雷达测距方法原理,通过利用 Kdtree 构建点云之间的拓扑关系,来进行点云的邻域搜索,通过使用体素栅格法对点云数量较多的数据进行下采样处理,加快了算法的运算效率,减少了运行时间。针对激光雷达点云数据提出基于统计滤波和双边滤波结合方法去除点云噪声,统计滤波可以有效去除激光点云中离群点,点云双边滤波可以在保持激光点云特征条件下平滑去噪,并通过实验证明对激光点云数据有较好的去噪效果,可以为激光点云的后续处理提供了良好的数据。

## 第3章 激光点云数据分割处理

### 3.1 引言

近些年来,随着三维技术不断更新,激光雷达精度、分辨率不断提高,成本降低,通过激光雷达获得数据已经成为热点,对于周围的环境准确而快速的进行感知现如今已经越来越成为重点话题,其中关键部分的无人系统的决策是由周围环境感知所提供,重要的一个步骤是三维点云分割,三维点云分割是一种针对三维点云数据的一种处理方法,处理手段是将具有相同的属性或相似属性的三维点云数据划分为同一种类别,其中可以按多种属性例如有点云在空间中的位置,距离远近、多种几何特征、点云边缘形态等各种属性进行分类。点云分割是对周围环境认知,目标识别等操作之前的重要操作,分割的准确和快速往往对后续点云处理有重要的作用。在目前多个领域种种点云分割都有重要的应用,如在逆向工程三维重建中,要想较好的进行表面缺陷复原和三维曲面重建,需要对扫描出的点云表面信息进行分割处理后提取特征后再表面重建。在激光遥感领域中,如果对某一地形进行了激光成像,在分析该地貌特征时候,同样需要对点云图象进行分割处理,然后才能进行后期的地貌的识别和三维模型重建等处理。对于智慧城市和建筑三维构建中,也需要对城市中不同的建筑区域进行分割,后进行不同建筑的识别等后续工作。在自动驾驶中,在激光雷达系统扫描数据后,对激光点云数据进行分割是汽车导航无人驾驶部分的重要步骤,后续的地面检测,目标识别,障碍物检测,三维建图等环境感知任务等都需要分割作为前提,可以说,分割是点云处理中的重要操作。

相比于二维图片分割,激光点云有更多的信息,激光点云分割可以更加准确的分割出不同的物体,从激光点云成像发展以来一直受到研究者的重视。由于点云分割对于机器人运动,避障,抓取物体等操作有重要作用,并且近些年来激光雷达作为无人驾驶不可或缺的一部分,激光点云的分割对识别路障,车辆等有着重要意义。而点云分割总体可以分为两种类型,其中一种是从大到小,思路是将大块点云分割为小块,再对小块点云继续分割,另一种方法是从小到大,对于点云中每个点去寻找属于它的类别,不断地将点加入其类别,直至所有点都有了类别,分割结束。而随着发展,激光雷达所面临的环境也越来越复杂,所以,在不同的场景中不同的质量以及不同稀疏性的点云下进行分割的研究是十分有必要。

## 3.2 随机一致采样剔除点云地面

### 3.2.1 算法原理

有时激光雷达扫描的点云图中会显得较为杂乱，是由于其中包含了大量的地面点，这些地面点一般为无用点，而且会对后续点云的分类、障碍物识别和目标跟踪带来麻烦，所以需要首先去除。随机一致采样算法可以提取出具有固定几何特征得某一类，定义地面点为一个无用的平面，用随机一致采样算法去除地面无用点云。

随机采样一致算法的输入是一组观测数据（其中包含需要剔除的噪声），对整个点云随机选取  $n$  个点云（ $n$  为最少能拟合模型点云数目），通过拟合模型将一定范围内的点都放入子集中，子集中点云数目过少则被认为选取失败，选择能更好描述设定模型的子集进行提取。如图 3-1 在点云中筛选直线是先选择两点连接直线，将直线一定阈值范围内得点都放入局内点，继续选择其他两点，重新得到局内点，对比之前局内点，选择更好用的模型。随机一致采样算法具有很好的鲁棒特性，可以在很多其余点的条件下准确的选出目标点云。

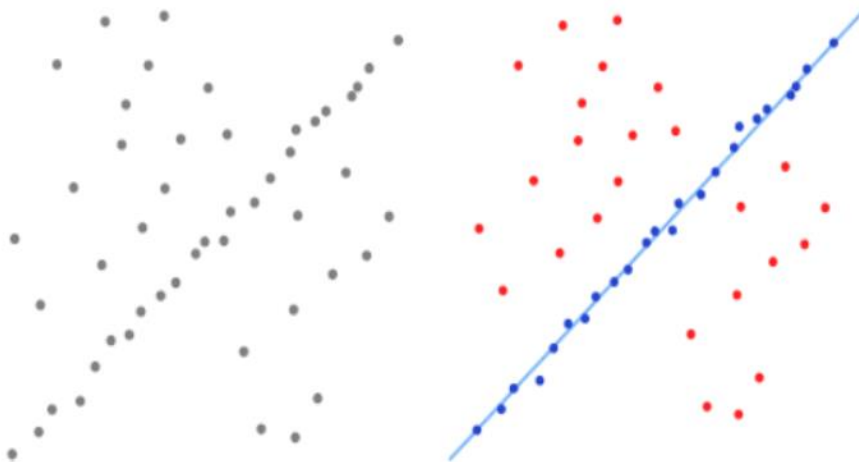


图 3-1 随机一致采样算法筛选直线

随机一致采样算法由于依据采样点的数量合拟合模型不同，可以提取出不同形状状态的点云子集，一般常见模型参数较好拟合，所需采样点也较少，计算量少，所以通常用来拟合直线、平面、球体等数学模型较简单的规则几何模型。其可以在较多的其它点云种将其分开，有较好的鲁棒性。在用随机一致采样算法对于地面点云进行去除时，先对集合特性较好的物体进行建模，后通过搜索平面附近周围所有点，找到符合数学模型参数的局内点数据，从而构建出在误差阈值范围内符合地面模型的所有点的子集合，通过迭代选取出多个子集合方式后对比最终选择最优数据点集合。其基本思路为：首先考虑构成所求模型的最少构成的子集，子集内点云数为  $n$ ，在样本集种  $S$  中随机选出最少构成子集。集合  $S$  内的点云数  $S_n$ ，从  $S$  集

合中随机挑取  $n$  个点，用最少构成子集拟合所求模型；从集合  $S$  中筛选出与拟合模型误差小于阈值  $t$  的点云集  $S_1$ ，如果  $S_1$  集合中点云数量大于一定阈值  $K$  则定义找到了目标点云，否则重新进行采样；在一定次数采样后，选择对比每次的  $S_1$  集合，选择最优解定义为所求目标点云。

### 3.2.2 算法步骤

对激光雷达点云的初始分割用于检测无用的地面点云并剔除，由于激光雷达点云属于三维数据，所以在提取平面时，可以选取三个点的随机一致采样算法进行地面点云剔除。适用于含有大量无用平面点云的激光雷达数据，该方算法的流程图如 3-2 所示。

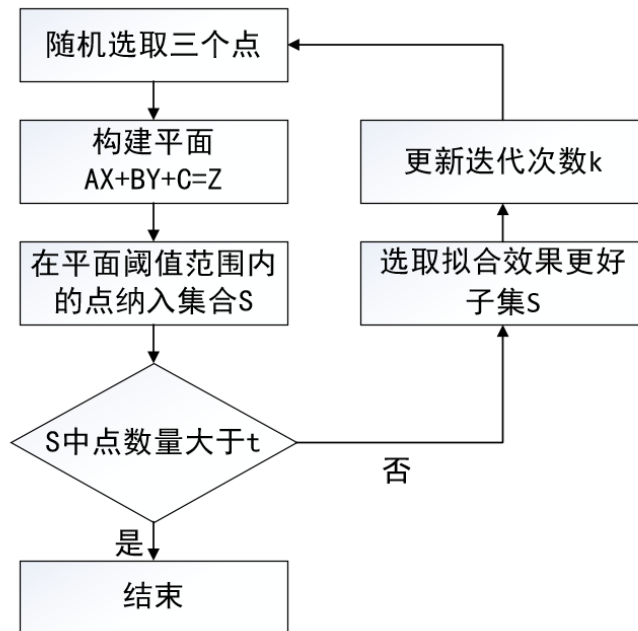


图 3-2 随机一致采样算法流程图

算法具体步骤如下：

- 1) 随机在激光点云中选择一个点作为平面子集点
- 2) 构建平面  $AX+BY+C=Z$ ，根据三个预选点确定平面的三个参数  $A$ ， $B$ ， $C$ 。
- 3) 使用创建的平面确定共识集  $S_1$ ，寻找在  $S_1$  内的其余点，使  $S_1$  包含与该平面一致的点。对两个参数距离和角度进行算法分析，以确定一个点是否与创建的平面一致。距离参数是指所创建的平面与所点之间的距离，角度参数是指所创建平面的法线与点处定义的坡度之间的角度。给定点越接近所创建的平面，则两个参数都将越小。

- 4) 在经过阈值筛选后的  $S_1$  集合，设定阈值  $t$ ，如  $S_1$  中集合数量大于  $t$  则定义

为所需的地面点云平面，否则重新进行步骤 1。

5) 对比这次选出的集合  $S1^*$  和之前的集合  $S1$  下个比较，具有更好的拟合效果，主要是判断拟合点数较多则定义平面拟合效果更好，则用  $S1^*$  代替  $S1$  集合当作选择的平面，设定迭代次数  $k$ ，重复以上过程，直到迭代结束选择最好的拟合地面平面点云集合进行剔除。

### 3.3 点云欧式聚类算法

#### 3.3.1 算法原理

在剔除掉激光地面点云后，为了对后续的目标识别，环境感知等做出良好的数据集，需对点云进行分割处理，点云的聚类分割是一种较综合的统计分析方法如图 3-3 所示，是通过点云数据的不同特征指标，将具有相同或相似特征的点云聚在一起，将其分为一个类别，在这类别中的点云都具有相同或相似的属性，例如距离、密度、法向量、曲率等，聚类是将点周围具有相似或相同属性的点聚集在一起的过程，从单点逐步聚合到两个点云团聚集直至互相每团聚类之间的属性不同。聚类分割的基本原理为：对数据集  $S$  中  $n$  个点云，选择点云一种特征来进行分割，设定特征阈值，合并两个特征最相近且小于阈值的类，依次进行合并，当有两个类之间特征小于阈值时，继续进行合并，直至都大于阈值，或类的数目小于最小聚类数目时聚类完成。目前比较常用的聚类分割方法有基于欧式距离的聚类，基于密度的聚类，但计算量较大， $K$  均值聚类，聚类前需要确定好点云类的个数不利于动态聚类，基于网格聚类和超体聚类等多种聚类方法。

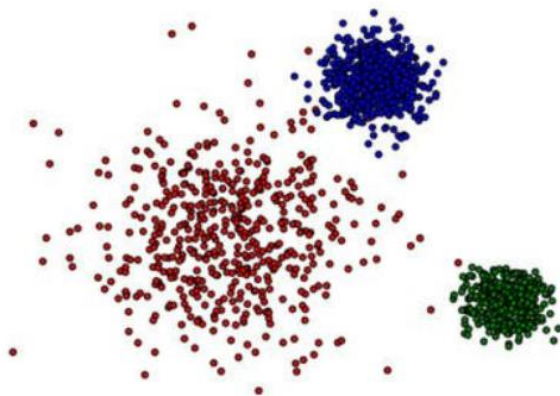


图 3-3 点云聚类示意图

物体点云之间的距离通常可以表明点云是否属于同一物体，如果两团点云之间最近两点的距离小于单个点云内部点之间的距离，则可以由算法判断其分为两类。欧几里德聚类算法可以通过建立的拓扑关系搜索每个点云的相邻点，并计算出

每个点与其相邻点之间的欧氏距离。将距离最小的点分类为一个聚类，然后计算新聚类之间的距离。重复上述过程，直到任意两个聚类之间的距离大于预先设置的阈值，或者聚类数量小于预先设置的数量。至此，欧几里德聚类已经完成。欧几里德聚类算法对距离阈值的选择提出了很高的要求。如果未正确选择距离阈值，则在处理密度不均匀的点云时，通常会导致附近的错误检测，这是因为在距离阈值始终恒定的同时，点云在附近密集并且在距离上稀疏。传统的欧氏聚类算法需自己设定阈值，于是提出自适应欧氏聚类算法，将阈值和点云空间中位置和整体点云疏散程度结合，实现阈值的自适应。

### 3.3.2 算法步骤

为了完成欧式聚类、一个欧式距离需要定义。这种欧式距离用于描述之间距离的两个不同的群集在几何之间的距离，式 3-1 所示， $i$  和  $j$  是群集包含可以被计算的点：

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - y_{jk})^2} \quad (3-1)$$

对阈值实现自适应计算，式 3-2 为阈值  $r$  定义：

$$r = a \sqrt{X_i^2 + Y_i^2 + Z_i^2} + b \quad (3-2)$$

$X_i$ ,  $Y_i$ ,  $Z_i$  是待处理点云类的点或中心点的坐标， $a$ 、 $b$  是调整参数，其值通常随激光雷达的角度精度而变化。角度精度越高，它们的值就越小，反之亦然。这是实现自适应变化最重要的部分。从方程中可以看出， $r$  随数据点坐标的变化而变化。也就是说，每当我们计算数据点或簇与其相邻点或簇之间的欧几里德距离时， $r$  会根据点和簇中心点的坐标来调整其值。

点云欧式聚类流程图如图 3-4 所示，对于一个聚类集合  $S$ ，加入随机点云中随机一点  $p$ ，计算出  $p$  点的  $k$  邻域点云，将这些邻域点云和自适应阈值  $r$  对比，将小于阈值的点云加入  $S$  聚类集合中，在  $S$  集合中寻找除  $p$  点以外的点，进行重复步骤，直至再也找不到可以加入  $S$  聚类中的点云，聚类结束。具体步骤为：

- 1) 定义聚类集合  $S$ 。
- 2) 找到空间中某点  $p$ ，将  $p$  点加入  $S$  集合，在  $kdTree$  在它的邻域找到  $k$  个邻域，分别判断这  $k$  个点到  $S$  类别的距离。
- 3) 通过计算聚类  $S$  中心点和待处理点的坐标来计算阈值  $r$ ，分别对比  $k$  个点和  $p$  点之间距离，将距离小于阈值  $r$  的点放在聚类  $S$  中。



- 4) 在聚类  $S$  中寻找一点除了  $p$  点之外的点  $p_1$ ，重复步骤 2。
- 5) 在聚类  $S$  中寻找除了  $p$  和  $p_1$  点外的另一点  $p_2$ ，重复步骤 2，将符合条件的点全部放进  $S$  里。
- 6) 当  $S$  再也不能有新点加入了或  $S$  中点云数量小于最小点云簇时，完成聚类。

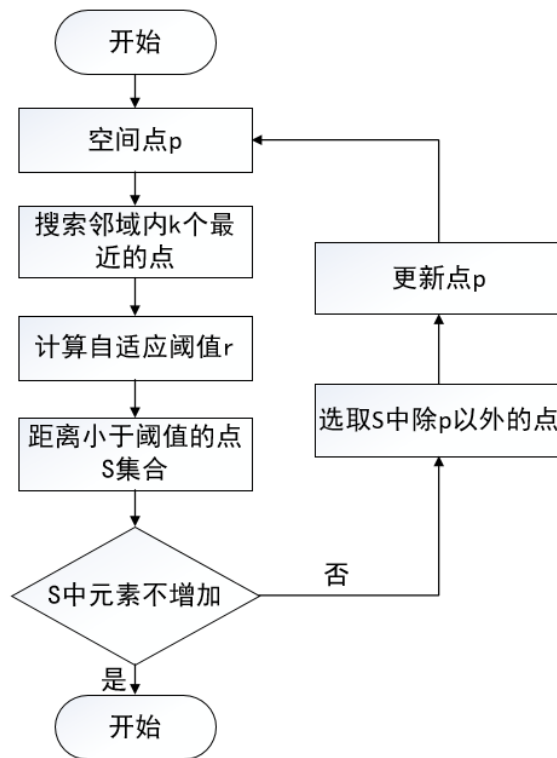


图 3-4 自适应欧式聚类流程图

### 3.4 点云凹凸性分割算法

基于欧式聚类的分割对于点云分布较稀疏的室外场景应用能起到较好的分割效果，但是对于室内分布紧密甚至有部分重叠的点云会产生错误分割，于是对室内分布紧密点云采用基于凹凸性的点云分割算法。凹凸性的计算是区分两个相邻超体素是否连接的重要步骤，当物体距离较近且许多特征参数较为相似的时候，将其分开具有了很高的难度。对于同一物体表面互相关系为图，而不同物体表面之间的接触部分而为凹，因此可以把凹凸性作为区域增长算法的判别依据，结合点云超体素聚类，可以得到很好的分割结果。

#### 3.4.1 算法原理

基于凹凸性的点云分割算法的过程主要包括如下三个部分：基于超体素聚类进行分割、采用一定的判定方法对相邻的超体素之间的凹凸性进行确定、对于标记好凹凸性的超体素利用区域生长算法沿着凸的方向生长。

### (1) 超体聚类

超体聚类，通过定义晶核，所有的晶核同时开始生长，最终填满整个空间，使物质具有类似晶体结构的超体素。超体聚类的过程是在点云中定义多个晶核，晶核的分布是由晶核距离决定的，对晶核中种子体素进行周围生长，再由最小晶粒控制体素的大小，使得形成过程就是种子不断从周围吸收类似的点或过小的晶粒。

其类似是计算生长点的周围数值最小的点，对于激光点云而言，由于超体聚类种相似定义通常由像素值、距离等因素组成，对于激光点云，由于不能采集到物体的像素值信息，但由于其法向量可以表示物体的表面特征，所以利用激光点云之间的距离和法向量权值计算点云相似度，所以在此定义类似如式 3-3:

$$D = \sqrt{\frac{w_s D_s^2}{3R} + w_n D_n^2} \quad (3-3)$$

公式中的  $D_s$  代表点距离上的差异， $D_n$  表示法线上的差异。 $w_s w_n$  表示权重系数。在晶核周围寻找一圈，其中与其相邻  $D$  最小的体素被认为是类似的体素，其生长顺序如图 3-5 所示。

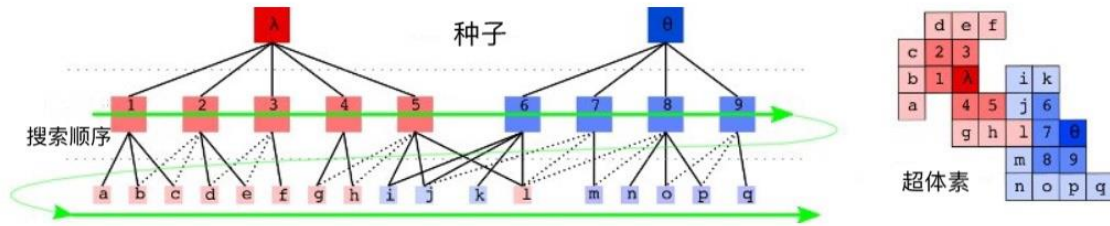


图 3-5 超体聚类示意图

在超体聚类时，通过八叉树构建点云拓扑结构，构建点云的点邻接，可以更好的实现晶体的生长，而对于相似性判别时，是计算相邻体素于超体素中所有体素相似值得平均值，这样可以增加相似性的准确，以免错误分割。这里利用 K 均值聚类方法，进行种子的聚类形成超体素，而由于无法区分物体边界，晶核通过距离定义，是会造成物体进行过分割。

### (2) 凹凸性判别

定义两个超体素之间是否属于同一个物体，则可以通过它们之间的几何关系来判定，超体聚类后，判别相邻超体素之间的关系如图 3-6 所示，显然，如果图 3-6 中  $a_1 > a_2$  则为凹，反之则为凸。



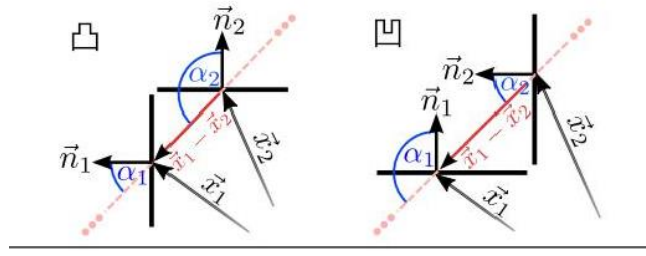


图 3-6 凹凸性计算示意图

判别邻接的超体的凹凸性，可以利用两个超体质心连接的向量，和每个超体素向外法向量之间的夹角的大小所判断，如图 3-6 所示，其中  $\vec{n}_1, \vec{n}_2$  分别为两个超体素向外的法向量，分别求得法向量与两个相邻的超体质心连接，对于两个任意矢量  $\vec{a}$  和  $\vec{b}$  之间的夹角  $\theta$ ，利用下面公式 3-4，3-5 计算：

$$\vec{a} \cdot \vec{b} = |\vec{a}| \cdot |\vec{b}| \cdot \cos(\theta) \quad (3-4)$$

$$\cos(\alpha_1) = \frac{\vec{n}_1 \cdot (\vec{x}_1 - \vec{x}_2)}{|\vec{n}_1| \cdot |\vec{x}_1 - \vec{x}_2|} \quad (3-5)$$

用  $\hat{d}$  来表示  $\frac{(\vec{x}_1 - \vec{x}_2)}{|\vec{x}_1 - \vec{x}_2|}$ ，则  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  的大小可以通过  $(\vec{n}_1 - \vec{n}_2) \cdot \hat{d}$  来求得，则可以推出夹角关系式 3-6。

$$\begin{aligned} \alpha_1 < \alpha_2 &\Rightarrow \cos(\alpha_1) - \cos(\alpha_2) > 0 \Rightarrow (\vec{n}_1 - \vec{n}_2) \cdot \hat{d} > 0 \\ \alpha_1 > \alpha_2 &\Rightarrow \cos(\alpha_1) - \cos(\alpha_2) < 0 \Rightarrow (\vec{n}_1 - \vec{n}_2) \cdot \hat{d} < 0 \end{aligned} \quad (3-6)$$

这些是可以互相推出条件，所以可以用  $(\vec{n}_1 - \vec{n}_2) \cdot \hat{d}$  来确定两个超体素之间的凹凸性，由于在实际计算中可能存在稍微误差，所以在定义为凸时，需要定义两个角度的差值在大于一定范围内才有效。从而得到式子 3-7 的 CC 判据：

$$CC(k_i, k_j) = \begin{cases} 1 & (\vec{n}_1 - \vec{n}_2) \cdot \hat{d} > 0 \cup (\beta < \beta_0) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3-7)$$

而不是所有相邻超体素的凹凸关系都可以通过上面判据进行判别的，有一些连接由于接触线很短，如图 3-7 所示，及时满足判别，仍然不属于同意物体，会导致凹凸性计算失误，从而导致分割错误。

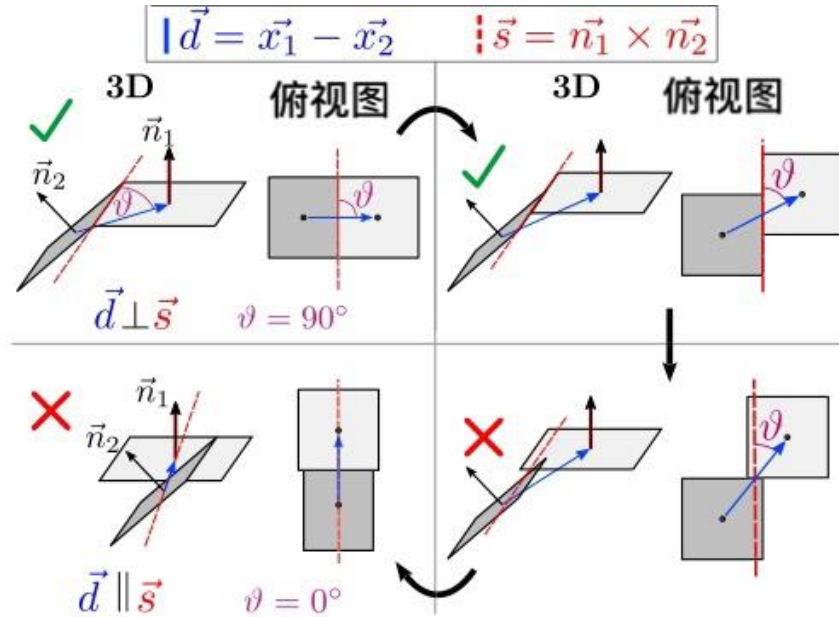


图 3-7 奇异点凹凸性计算示意图

所以，为了识别这种无效连接，对特殊情况进行分析，可以利用相邻超体素法向量叉积  $\vec{s} = \vec{n}_1 \times \vec{n}_2$  和超体素之间质心向量的夹角进行判断，如图 3-8 所示，上面两幅图为真凸关系，而下面则为假凸关系。可以看出，当两个夹角趋于直角时，为统一物体，当夹角非常小时，则为虚假的连接，令  $\theta(\vec{d}, \vec{s})$  为向量  $\vec{d}$  和  $\vec{s}$  取小于  $180^\circ$  的角度。于是定义角  $\theta$  越大，则越有可能为真实的同一物体，两个超体素之间定义为凸。同样对于奇异点具有非常相似法线的超体素，为了补偿传感器等其他噪声，对其条件进行放宽。可以得到下面公式：

$$SC(k_i, k_j) = \begin{cases} 1 & \theta(k_i, k_j) > \theta_0(\beta(\vec{n}_1, \vec{n}_2)) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3-9)$$

$$\theta_0(\beta) = \theta_0^{max} \cdot (1 + \exp[-\alpha(\beta - \beta_{off})])^{-1} \quad (3-10)$$

$$\text{conv}(k_i, k_j) = CC(k_i, k_j) \cap SC(k_i, k_j) \quad (3-11)$$

### (3) 区域生长

区域生长是采用将具有相同或相似特征参数的一系列点云进行合并的一种算法，在物体分割中属于较为实用的一种算法，特征参数可以以为法向量，颜色，距离等多种特征，算法核心是在对象中生成种子，并从种子计算周围特征，种子会沿着和其具有相同或相似的某一特征进行蔓延生长。在点云中，在整体点云内寻找种子后进行邻域搜索，计算邻域内特征距离，沿着某一特定参数方向生长并将其分为不同区域。对于点云分布较紧密甚至有多种物体堆叠在一起的场景下，欧式聚类不能通过距离进行分割，利用超体聚类形成超体素过分割，再计算相邻超体素是否相连，如相邻超体素为凸则定义为一个物体，如为凹则定义为两个物体，按次计算

方法进行生长。区域生长中的主要影响分割条件主要是种子点的选区和区域生长的特征参数，种子的选取也会对分割效果有重要影响，对通常选取的种子时对于所有点云中随机的，而有可能会选择到噪点或边缘，会对分割效果造成影响。选择的方式一般是选取在物体表面上，比较光滑的平面数据点，在激光雷达环境感知时，需要对多帧不同场景点云数据进行处理，种子通常选为平面中的点，方便后续增长。生长规则是影响区域增长分割效果的重要因素，在此由于定义物体表面凹凸来判断物体是否连接，所以设定沿着标记为凸的两个超体素之间生长，而定义为凸则采用（2）中凹凸性判据来判定，如果种子体素和邻域体素之间法向量和中心向量之差的夹角小于一定阈值，且去除奇异点所带来的误差影响时，定义两个超体素之间为凸。

通过对超体素之间的凹凸性判断，沿着凸边进行区域生长，选取周围法向量变化较小的一个超体素作为种子体素，后沿着判断好的超体素之间的凹凸性进行生长，因为凸边对应着两个超体素属于同一物体，所以沿着凸边进行生长，凹边则不进行生长，直至所有种子体素周边都是与之相凹的超体素后，则一个物体已被分割开，后对剩余点云中的重心选择种子目标，重复过程，直至所有点云都分割完成。

### 3.4.2 算法步骤

对室内场景尤其近距离点云分布较为紧密的情况采用基于凹凸性分割算法，主要分为三个主要步骤，点云超体聚类、计算并标记超体素之间的凹凸度和对之前标记的点云沿着凸超体素进行区域生长算法，具体步骤如下：

- 1) 随机选取一点  $p$  作为起始种子进入种子队列，在以  $p$  为圆心、 $r$  和  $2r$  为半径的同心圆区域内，随机选择候选采样  $q$ ，若  $q$  与已有种子点  $p$  的距离大于  $r$ ，则将  $q$  加入种子队列；如果尝试多次仍没有找到符合标准的种子采样点，则将  $p$  点剔除种子队列

- 2) 从最近的种子体素开始，进行邻域的扩展搜索，对种子和邻域体素的相关距离  $d$  进行计算，将相关距离最小的体素并入种子体素中，同时添加到聚类中心，第一次迭代结束。

- 3) 再加入种子体素后，重新计算聚类中心，后进行邻域搜索，将相关距离  $d$  最小的体素定义为最类似体素并入聚类中心重复迭代过程，直至结束。

- 4) 所有的种子是同时进行象外聚类，从聚类中心考虑所有种子体素一同聚类，直到遍历了所有点或到达了体素边缘。聚类采用广度优先遍历的放法，所有种子同时生长聚类第一次，第一次都聚类完成后同时聚类第二次，将最类似的点纳入体素中，计算每个体素点对于旁边种子的相关距离，用相关距离最小的种子作为聚类

中心。

5) 根据公式计算点云超体素之间凹凸度并标记。

6) 选择平面上的种子点  $s$ ，作为初始点。判断  $s$  点和计算邻域超体素中的凹凸情况，若满足两个超体素为凸，则将两个超体素合并并作为种子体素继续生长。直到所有的点都被划分好区域，任意两个体素之间都是凹的，则结束生长过程。

## 3.5 实验结果及分析

### 3.5.1 随机一致采样

激光点云采集时会有地面点云的噪声干扰，从而影响点云后续分割识别工作的进行，随机一致采样算法对具有明显几何特征的模型有较好的拟合提取效果，具有良好的鲁棒性。采用 kitti 数据集中激光雷达数据，kitti 数据集是卡尔斯鲁厄理工学院利用汽车无人驾驶的研究时采集的数据，其中汽车中搭载了四个相机，其中两个为深度相机，两个为彩色相机，一个激光雷达，激光雷达采用的是 Velodyne 公司生产的 HDL-64E 型号的激光雷达，能 360 度测量环境，最多测距可达 120m。采集结果如图 3-8 所示，图中为一个街道的俯视图，有较多的地面点云，周围有汽车、树木、及行人，点云图中的地面点云，不仅让整个地图显得很杂乱，而且对后续障碍物点云的分类、识别和跟踪带来等处理带来较大影响。

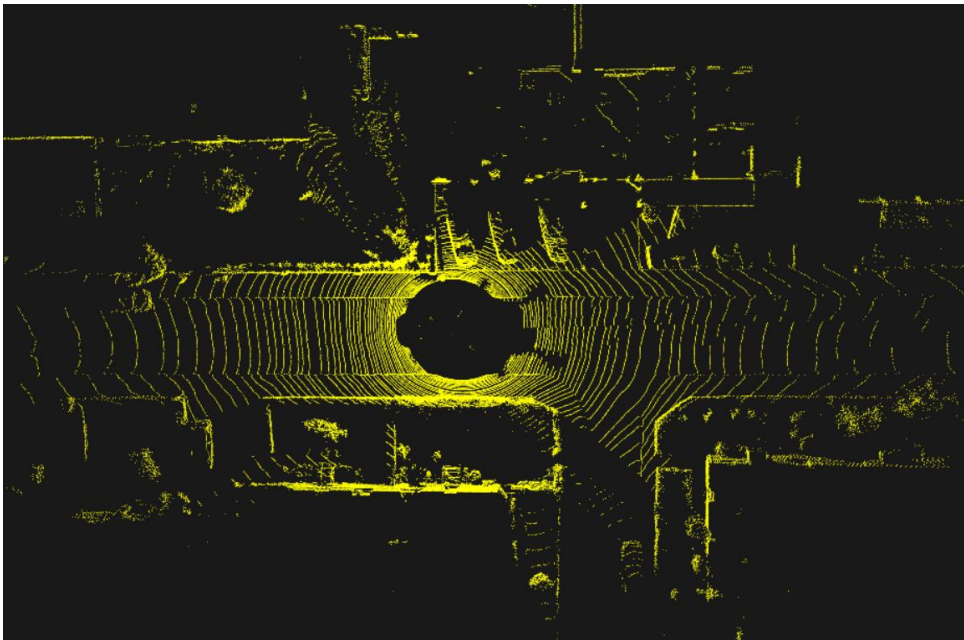


图 3-8 道路激光雷达点云图

由于地面可以作为平面模型进行拟合，构成平面至少需要三个点，所以随机一致采样随机选取点云内三个点拟合平面方程，不断迭代寻找最优解。提取地面点云

后如图 3-9 所示，提取出的地面点云如图 3-10 所示。可以看出提取出为螺旋线型激光雷达扫描地面时产生的点云，提取后街道两旁的房屋、树木、车辆都得以较好的体现，在与地面同一平面内得点云整体上得到了提取，将地面提出出来既免除了对后续分割识别算法的影响，又使得点云数量减少，提高了算法效率。

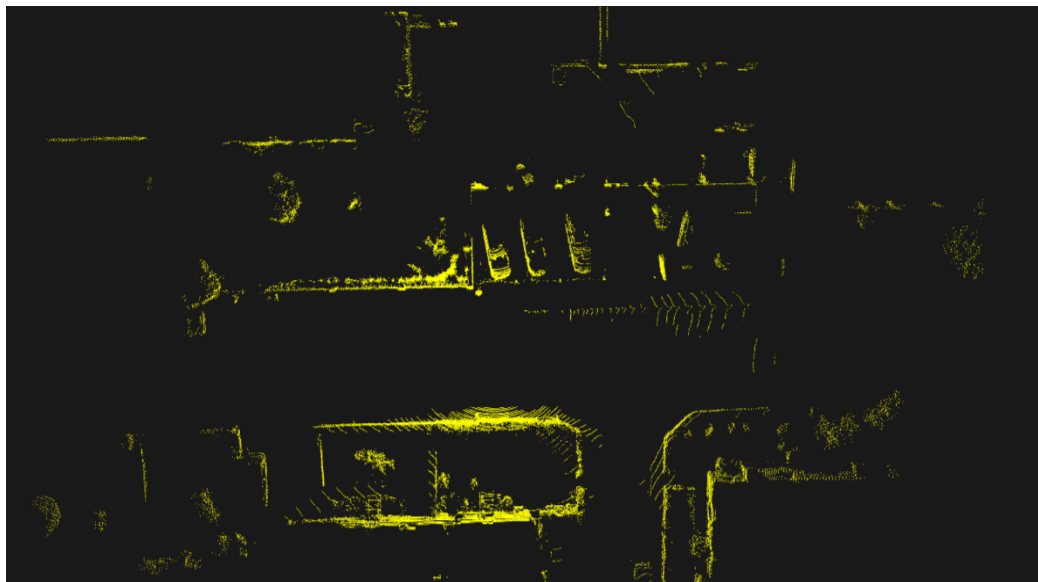


图 3-9 剔除地面点云后道路点云

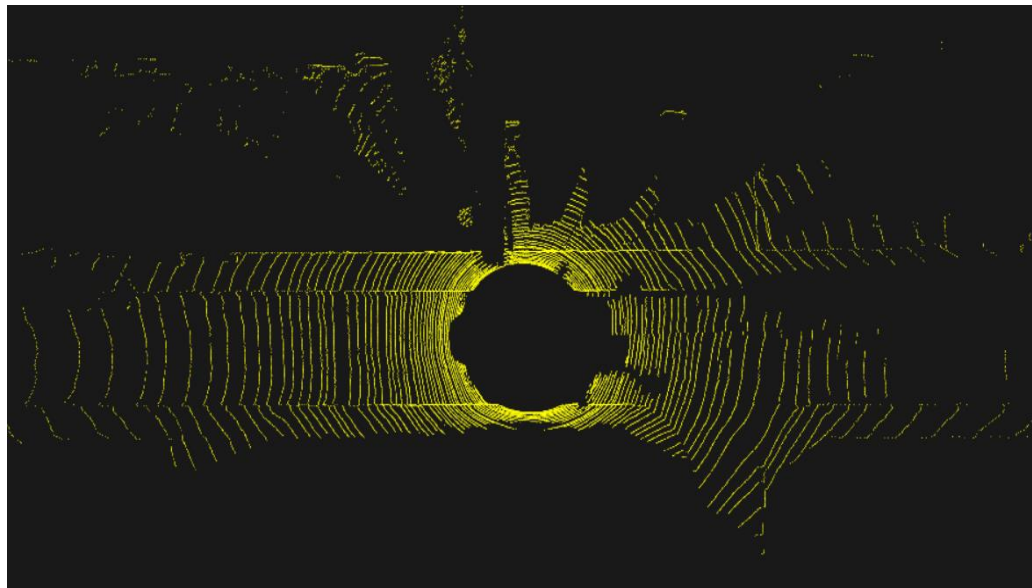


图 3-10 提取出的地面点云

随机一致采样算法对于几何特性较好的地面点云有很好的提取效果，其中原始数据点云中由于地面点云的存在，对激光点云的分割会存在较大影响，激光原始点云 121491 个，通过随机一致采样算法提取出地面点云 49338 个，平面误差阈值为 0.15，可以看出随机一致采样算法将数量仅占 40.6% 的平面点云取出，其余点云

对算法的影响较小，有较好的鲁棒性。

### 3.5.2 点云欧式聚类分割

由于激光雷达扫描场景的不同，对于不同场景下的点云属性和分布特征不同，分割算法的效果也会不同，欧式聚类是以欧式距离为衡量参数将物体分开，所以欧式聚类算法适用于物体之间距离较疏散的点云，对于滤波点云的道路点云进行分割，分割结果整体俯视图如图 3-11 所示，可以看出点云被按照距离分割，不同颜色的点云代表不同的物体，对于周围停靠的三辆汽车都进行了有效分割，对于路上行驶中的两辆汽车也得以分开，3-12 所示周围旁边的马路和房屋由于点云相连而被分割为整体，周边的树也被分割开，综合来看自适应欧式聚类对室外场景的点云有较好的分割效果，同时设置最小聚类数目，将部分较少聚类点滤除，并且通过构建 Kdtree 加速邻域搜索速度，提高算法运行速度。



图 3-11 道路点云欧式聚类分割俯视图



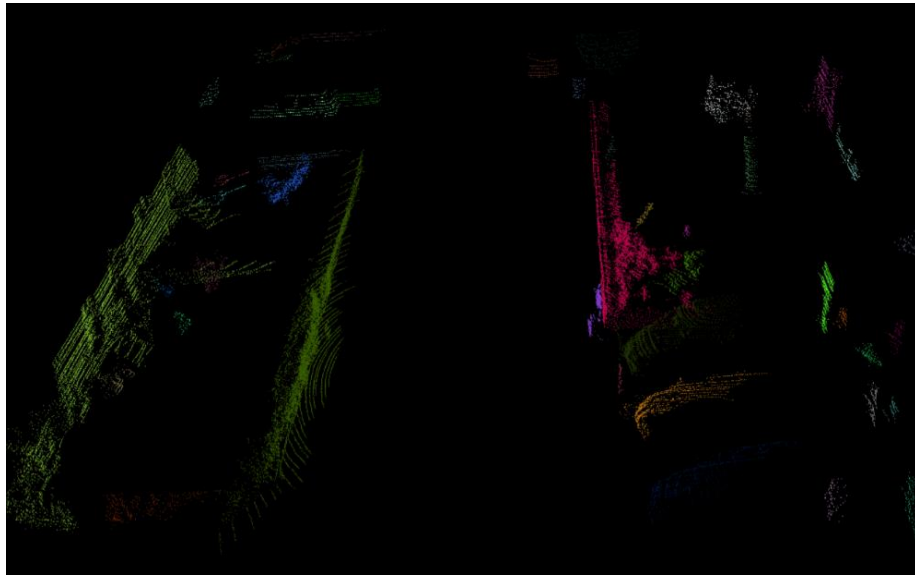


图 3-12 道路点云欧式聚类分割图

由于点云之密度较小是点云分布分散的主要特性，所以通过对点云属性判断，计算点云中所有点的均值及标准差，定义在一个标准差范围内的点云数量小于70%，则定义其为分布较为分散的场景，反之则定义为分布紧密的点云场景，而对于分布较分散的室外场景，大部分物体之间距离较大，用欧式聚类可以较好的对其进行分割。

### 3.5.3 点云凹凸性分割

对于分布紧密的室内场景点云，会由于激光点云数据分布的距离较小而产生有无法分割情况出现。如图 3-13 所示，由于桌子和物体之间欧式距离很小几乎没有，所以会认定为一个聚类，并不能很好的分割。

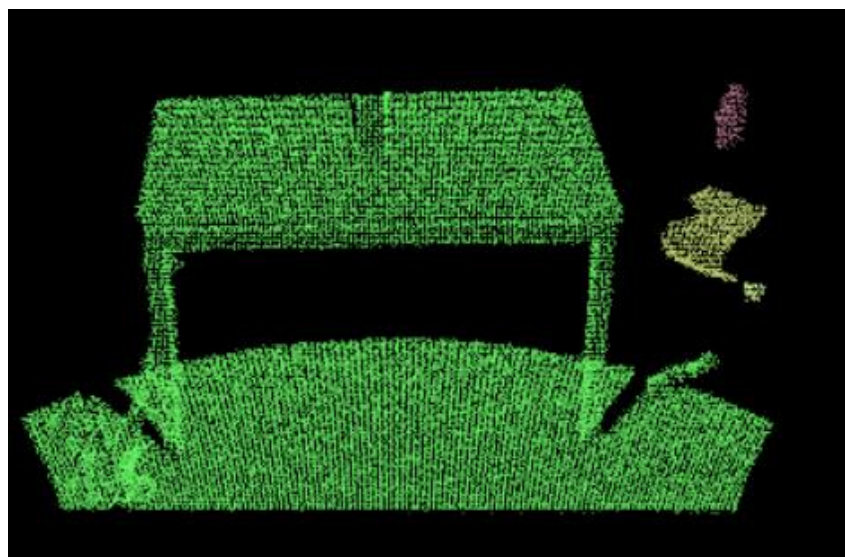


图 3-13 桌子点云欧式聚类分割图

对桌子点云定义为分布紧密的室内场景点云，基于欧式聚类算法不能很好的将其划分，采取基于凹凸性分割算法进行点云分割，对于桌子点云分割后如图 3-14，可以看出比欧式聚类分割效果好，能将桌子上物体与桌子点云分开，并且将下平面也与桌子点云分开。

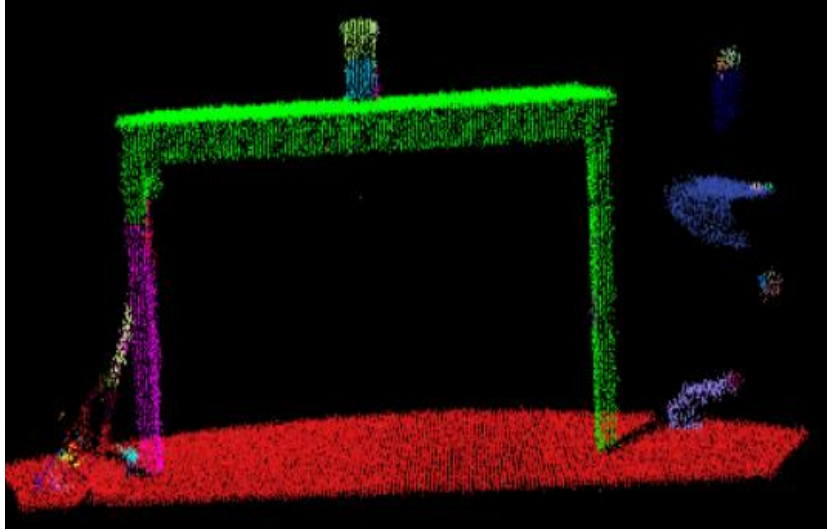


图 3-14 桌子点云欧式聚类分割图

而对于具有点云分布紧密的杂乱室内场景，图 3-15 所示桌子上摆放了多种样式的瓶子以及盒子，其中主要由 7 个几何特征较明显的物体组成，其物品摆放较为杂乱，且物体之间甚至有部分重叠部分，而对于此类点云通过定义可以得出其为分布紧密的点云，而对于分布紧密的点云场景，欧式聚类并不能通过距离将其分开，采用凹凸性分割算法。



图 3-15 杂乱物体点云图



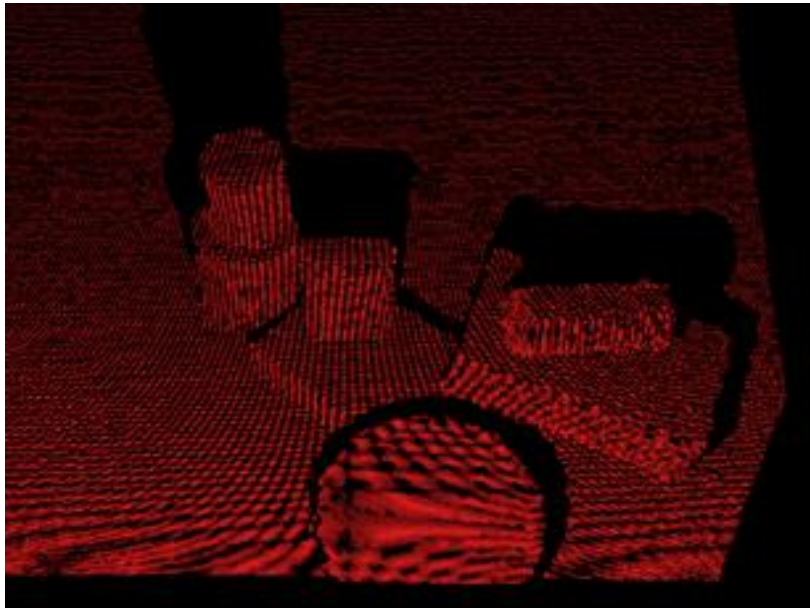


图 3-16 杂乱点云欧式聚类分割图

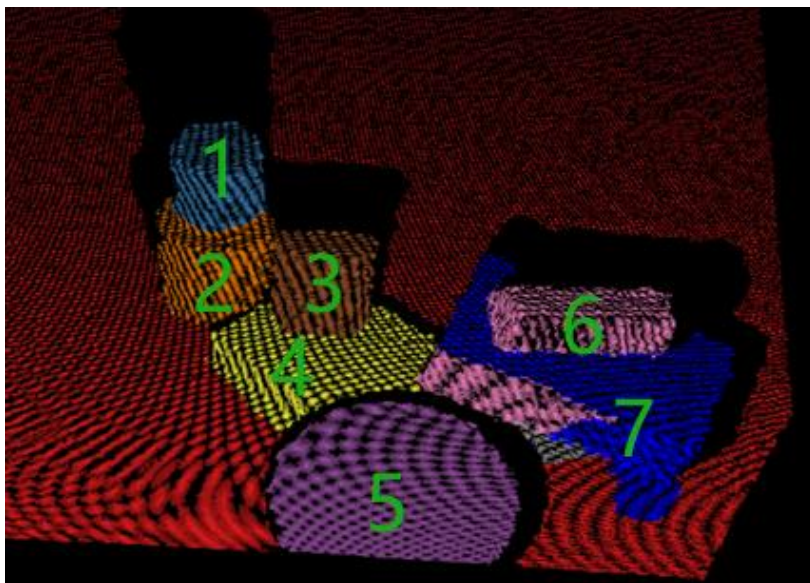


图 3-17 杂乱点云凹凸性分割图

对于杂乱点云物体之间由于距离很近几乎没有甚至多处重叠，所以欧式聚类算法并不能有效的将其分开如图 3-16 所示，其通过距离将整个场景分割为了一类点云，而基于凹凸性分割算法如图 3-17 所示可以有效的将杂乱的物体分开，其中 6 个物体都成功的分开，而 7 号物体由于超体聚类存在着过分割的效果，所以对于分布紧密的点云总体上具有高准确率的分割效果。

对于街道路口激光点云数据如图 3-18，3-19 所示，大致也可以将每个物体区分开，在一个平面内的点云都归于了一类，其中体素对于相似点云定义为距离和法向量的加权平均，但由于超体聚类算法，同时点云超体之间凹凸性判断会存在部分

过分割情况,可以看出对于相近的点云也都进行了分割,对于一些周围路边的马路周围的点云会产生错误分割的现象,所以对于定义为分散的道路激光点云,凹凸性分割效果不如欧式聚类算法,并且点云并且由于点云分布分散,使得点云的计算量较大,算法时效性不好。

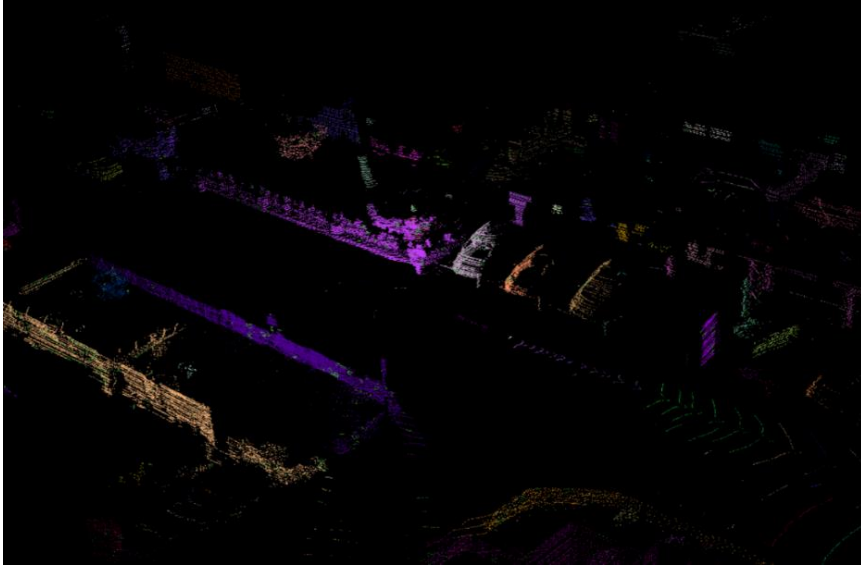


图 3-18 道路点云凹凸性分割图

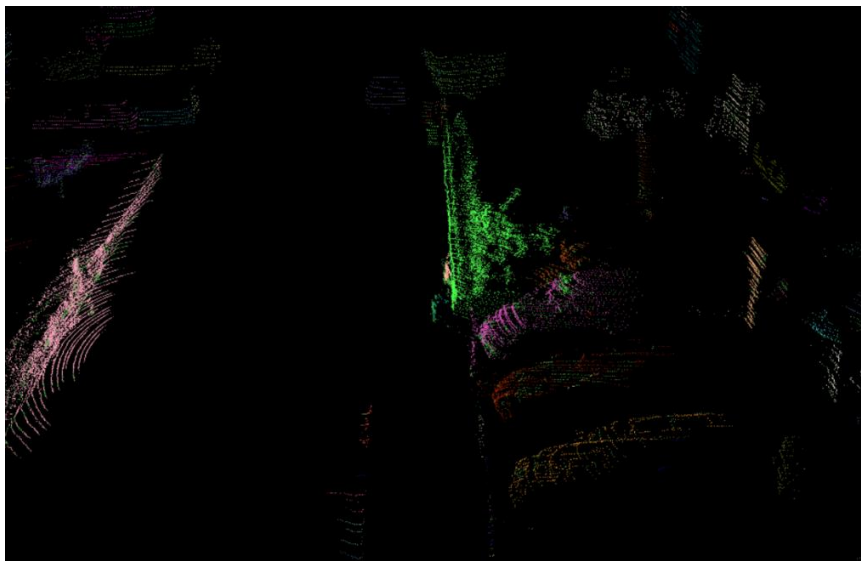


图 3-19 道路点云凹凸性分割图

#### 3.5.4 激光雷达点云数据分割对比

对实际测量的走廊激光雷达点云图滤波后进行分割,对走廊激光点云数据进行凹凸性分割效果如图 3-20 所示,可以看出分割出 10 个子集合,而其中正确的分割子集只有 6 个,其余 4 个子集由于分割过度或未能将物体分割开造成错误,其分割准确率为 60%,所以可以看出基于凹凸性分割算法对于分布较为分散的点云

效果不好,是由于通过对点云整体中心均值及标准差计算,一个标准差内点云占比为 21%, 低于范围 70%, 所以定义为分散点云, 而凹凸性算法对于分散点点云分割效果较差。

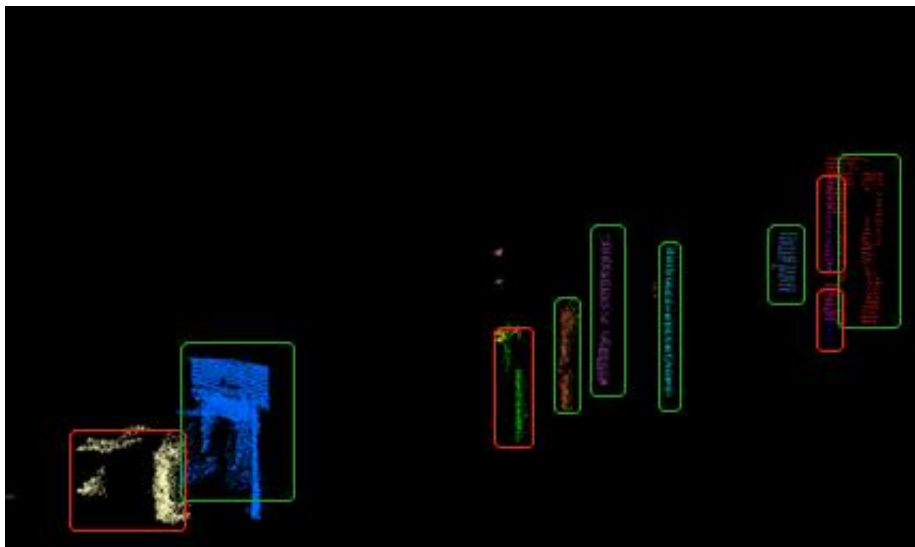


图 3-20 走廊点云凹凸性类分割图

对于分布分散的点云欧式聚类分割效果较好, 对走廊点云进行欧式聚类处理如图 3-21 所示, 对走廊点云分割后的效果图人工识别, 通过对比原场景, 欧式聚类算法将走廊点云分割为 15 个点云子集, 其中正确的分割子集为 12 个绿色圈出, 其中右上角的墙面点云由于距离较分散而被错误分割为 3 个子集红色圈出, 所以欧式聚类对走廊点云的激光点云分割准确率为 80%。

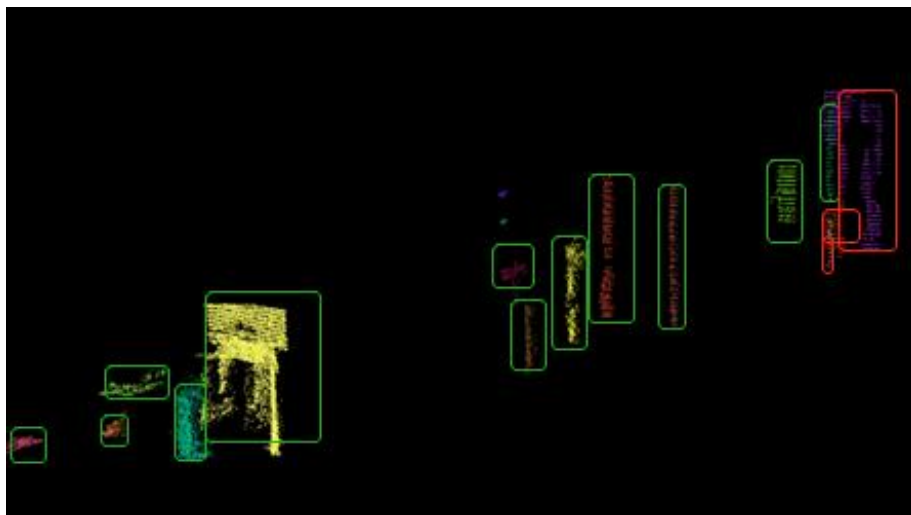


图 3-21 走廊点云欧式聚类分割图

对走廊点云进行改进的自适应欧式聚类算法结果如图 3-22 所示。其中由于点云阈值随着坐标变换而变化, 其中分割的 13 个子集中, 有 12 个子集为正确分割, 分割正确率为 92.3%, 对于欧式聚类分割错误的墙面点云, 自适应欧式聚类随着点

云位置的变远,点云聚类阈值也会变大后面墙体也会被划分为一体,相比于普通欧式聚类有更好的分割效果。

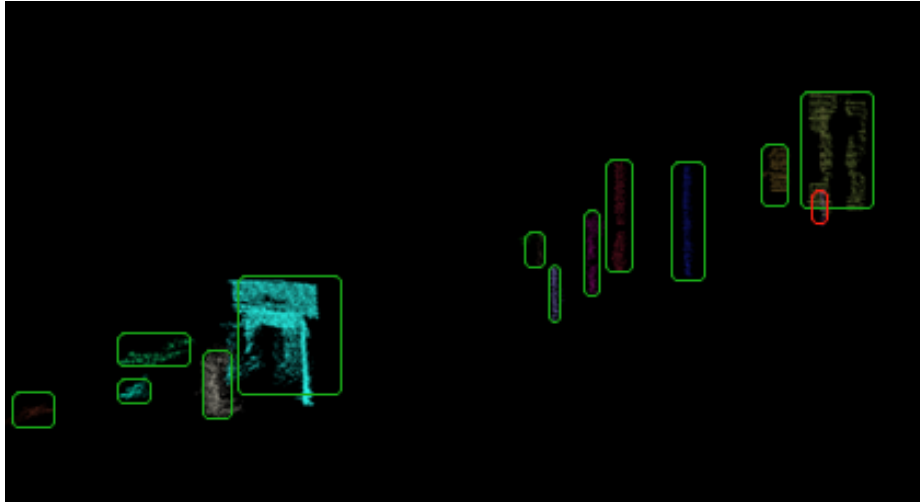


图 3-22 走廊点云自适应欧式聚类分割图

### 3.6 本章小结

本章主要分析了在滤波处理后,对于激光点云分割的意义。对于部分扫描存在地面点云的数据,采用随机一致采样法剔除地面点云。并针通过对激光雷达点云数据定义点云的属性,提出了对不同密度分布的点云分类分割的算法,对于激光点云分布稀疏的室外场景采用自适应欧式聚类算法,对于分布紧密的室内场景采用凹凸性分割算法。并通过实验证明有较好的分割效果,为后续目标识别、环境感知地图构建提供良好数据集。

## 第4章 激光雷达上位机搭建

为了对激光雷达成像系统有更直观的进行分析,利用 VS2015 环境搭建激光雷达上位机平台,实现将激光雷达用激光测距法采集的距离数据传入上位机 PC 端,并根据扫描振镜扫描得二维坐标和激光雷达测距值转化为三维空间点坐标,并利用 OpenGL 进行三维点云显示,实现激光雷达点云实时可视化和视角变换等功能,加入激光点云滤波分割算法,实现点云上位机处理激光点云,为后续激光雷达目标识别环境感知搭建了良好的可视化平台。

### 4.1 引言

激光雷达为了实现无人感知自动驾驶等功能,必须有上位机进行激光雷达数据的接收和处理,在激光雷达系统中,激光雷达点云处理和显示部分是十分重要的,为了大致了解点云形状和对于激光雷达的数据显示及后续处理,可视化有重要作用,同时在点云数据处理中,要想了解去噪或分割的结果都需要可视化,对后续三维地图构建和环境感知都有重要意义。

并且可以在上位机进行激光点云处理模块,虽然目前比较成熟的三维点云数据处理软件有不少,国内外不少软件都可实现,但对于特定激光雷达,需要上位机接口传输数据和三维点云数据处理的统一化,并且成熟的三维点云处理软件有较多的处理算法,不能根据自己的需求精简和修改算法,且操作较为复杂,所以搭建激光雷达上位机平台对于激光雷达系统有重要意义。

### 4.2 点云数据获取

激光雷达通过发射和接收激光束来计算与观测物体精确距离。通过飞行时间 TOF,首先激光发射器发射激光脉冲,计时器记录发射时间,脉冲经物体反射后由接收器接受,计时器记录接受时间,时间差乘光速即得到距离的两倍。而通过 MEMS 微振镜的转动实现对激光发射脉冲的方向控制,从而将不同方向上的回波信号 MEMS 微镜扫描角度受驱动电压函数控制。对于激光雷达系统实物图搭建如图 4-1 所示,选择重频为 100KHz,周期为 10 $\mu$ s 的光纤激光器做为脉冲发射系统中的激光器,激光器波长为 1064nm,对于 MEMS 振镜选择为扫描频率为 350Hz,口径 3.6mm,采样率最高为 100K。而其中控制器系统由单片机 STM32F767ZI 来组成,其不但控制激光脉冲发射,同时控制 MEMS 振镜扫描,通过时间数字转换器达到了激光脉冲发射和振镜扫描的同步,在单片机运行后,与时间数字转换器同时同时发送两个同步信号,一个发送至激光器触发射发激光器脉冲,另一个使 MEMS



振镜的帧同步，达到脉冲激光和扫描同步进行。



图 4-1 激光雷达系统实物图

对于激光器发射一个脉冲，激光接收部分采用探测效果较好的 APD 探测器，探测器对应一个点云收到一个回波信号，同时 MEMS 振镜转过一个角度，由于激光脉冲和 MEMS 振镜同步的关系，每一个接收到的脉冲计算出的距离值  $r$  都有一个与之对应的 MEMS 转动角度，以及对应 4-1 图中扫描位置的  $x, y$  值。

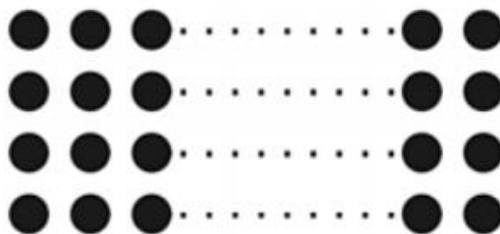


图 4-2 MEMS 振镜扫描点云示意图

已知 MEMS 激光雷达由于 TOF 原理对物体进行测距，测出距离为激光器至物体之间的距离，并非笛卡尔坐标系中  $z$  值如图 4-2 所示，通过对应 MEMS 预先设定好的扫描路线对应的二维坐标  $x, y$  值可以构成三维数据，但由 TOF 计算的距离是极坐标系下的距离  $r$ ，实际上得到的是三维坐标  $(x, y, r)$ ，在笛卡尔坐标系中，目标的三维坐标还与 MEMS 的扫描范围有关。从三维坐标变换到直角坐标系中  $(x, y, z)$ ，需要确定它们之间的变化关系。如图 4-3 所示，其扫描的距离  $r$  值并非  $z$  轴坐标，而  $r$  值与  $z$  轴坐标的差会导致点云图象的失真，扫描角度越大，则图象失真越严重，所以需要距离值进行校正，从而获得真实的点云数据。

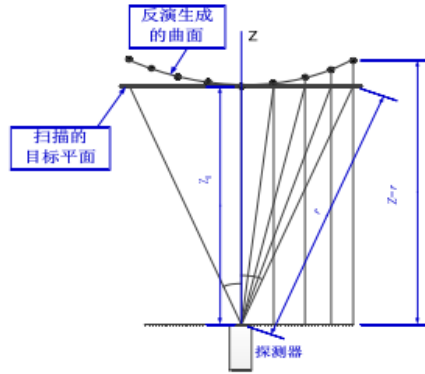


图 4-3 激光雷达测距距离

将激光雷达测距的数据进行坐标变换，如图 4-4 所示，其中  $r$  为物体点到激光雷达的直线距离， $\theta$  和  $\varphi$  为 MEMS 振镜中该点相对  $x$ ,  $y$  二维信息的偏移角度， $\theta_{\max}$  和  $\varphi_{\max}$  为 MEMS 振镜最大偏转角度。

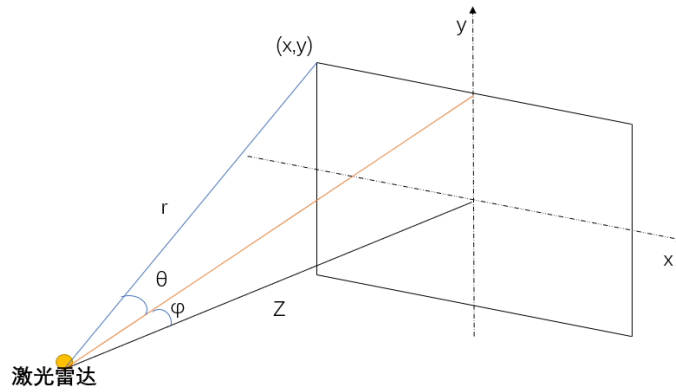


图 4-4 激光雷达成像点示意图

由于 MEMS 振镜中的二位坐标信息会做归一化处理，定义  $x$ ,  $y$  信息和实际坐标放大倍数定义为  $N$ ，则由边界条件可定义为式 4-1：

$$1 \cdot N = z \cdot \tan(\theta_{\max}) \quad (4-1)$$

MEMS 扫描  $x$ ,  $y$  信息可以定义为式 4-2：

$$\begin{aligned} x \cdot N &= z \cdot \tan(\theta) \\ y \cdot N &= z \cdot \tan(\varphi) \end{aligned} \quad (4-2)$$

通过计算可推出 MEMS 扫描得到  $x$ ,  $y$  坐标可用角度  $\theta$ ,  $\varphi$ ,  $\theta_{\max}$  和  $\varphi_{\max}$  表示为式 4-3 和 4-4：

$$\begin{aligned} x &= \frac{\tan(\theta)}{\tan(\theta_{\max})} \\ y &= \frac{\tan(\varphi)}{\tan(\varphi_{\max})} \end{aligned} \quad (4-3)$$

通过逆推导可求得：

$$\begin{aligned}
 \sin(\theta) &= \frac{x \tan(\theta_{\max})}{\sqrt{1 + x^2 \tan^2(\theta_{\max})}} \\
 \cos(\theta) &= \frac{1}{\sqrt{1 + x^2 \tan^2(\theta_{\max})}} \\
 \sin(\varphi) &= \frac{y \tan(\varphi_{\max})}{\sqrt{1 + y^2 \tan^2(\varphi_{\max})}} \\
 \cos(\varphi) &= \frac{1}{\sqrt{1 + y^2 \tan^2(\varphi_{\max})}}
 \end{aligned} \tag{4-4}$$

如图 4-3 所示, 根据三维几何关键, 推出真实坐标系下三维点云数据  $(x_r, y_r, z_r)$  可以通过距离  $r$  和角度  $\theta, \varphi$  来表示为式 4-5:

$$\begin{aligned}
 x_r &= r \sin(\theta) \cos(\varphi) \\
 y_r &= r \cos(\theta) \sin(\varphi) \\
 z_r &= r \cos(\theta) \cos(\varphi)
 \end{aligned} \tag{4-5}$$

将式 4-4 代入 4-5 中, 并忽略影响较小的可得:

$$\begin{aligned}
 x_r &= \frac{r x \tan(\theta_{\max})}{\sqrt{1 + x^2 \tan^2(\theta_{\max}) + y^2 \tan^2(\varphi_{\max})}} \\
 y_r &= \frac{r y \tan(\varphi_{\max})}{\sqrt{1 + x^2 \tan^2(\theta_{\max}) + y^2 \tan^2(\varphi_{\max})}} \\
 z_r &= \frac{r}{\sqrt{1 + x^2 \tan^2(\theta_{\max}) + y^2 \tan^2(\varphi_{\max})}}
 \end{aligned} \tag{4-6}$$

### 4.3 上位机平台搭建

基于 VS2015 环境, 利用 QT 搭建上位机平台, QT 是一个跨平台的 C++ 开发库, 主要用来开发图形用户界面, Qt 具有非常好的封装机制和模块化程度, 提供了一种信号/响应的机制, 可以自由定义传送信号事件的发生和响应可重用性较好, 对于用户开发来说是非常方便的, 使对各个模块控件之间操作有较好的协同性。对于本课题实验的激光雷达系统, 设计对应配套的激光雷达上位机, 主要功能分为两块: 1. 激光雷达通信模块, 2. 激光雷达点云采集、处理模块。其中通过 USB 进行激光雷达通信, 通过 c++ 进行点云软件模块编写。

#### 4.3.1 激光雷达功能控制模块

激光雷达扫描时, 采用 USB 接口进行上下位机通信, USB 中文名称为通用串行接口, 其较串口通信来讲, 其具有支持热插拔、传输速度快、可连接多个设备等优点, 由于自动错误校验的机制, 其具有大批量传输数据的优点, 其接口的理论速度为 640MB/s, 由于激光雷达采集的点云数据的数据量大且需要连续传输, 所以使



用其进行大规模点云数据通信，同时通过 USB 数据可以进行激光雷达于上下位机的信息交互，通过上位机向激光雷达通信分为三个模块，为参数设置，开始扫描，中止扫描。

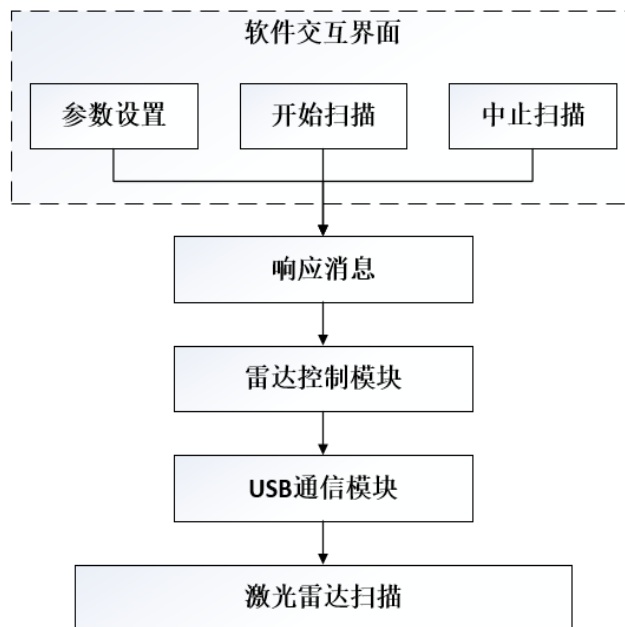


图 4-5 雷达功能模块流程图

其中激光雷达功能模块如图 4-5 所示，上位机可以用上位机参数调整激光雷达扫描角度等参数，并将参数信号传入激光雷达控制模块，并通过激光雷达控制系统控制激光雷达扫描，进行开始扫描，随物体扫描后的数据通过传输至上位机并进行激光点云显示，如果中止扫描，则传输停止扫描信号，使激光雷达停止运行。

#### 4.3.2 数据采集、处理模块

在激光雷达进行工作时，通过 USB 通信模块接收激光雷达发送的测距数据，以便完成接下来的数据的解析、显示以及处理功能，由激光雷达扫描后的距离数据通过 USB 通信功能将数据传入 PC 端，并通过计算转化为三维点云，并在 PC 端显示，后进入滤波分割模块，并对处理前后的点云数据进行保存，其工作流程图如图 4-5 所示。

激光雷达上位机发出开始扫描的指令，激光雷达开始工作，激光器脉冲及 MEMS 振镜同步进行，而后将扫描到的距离值经过 AD 转换为时间差信号，通过计算得到激光测量距离值，后通过通信传入上位机进行点云数据转化为激光点云坐标，并保存在 PC 端，后对点云进行滤波和分割处理并实现三维点云显示。

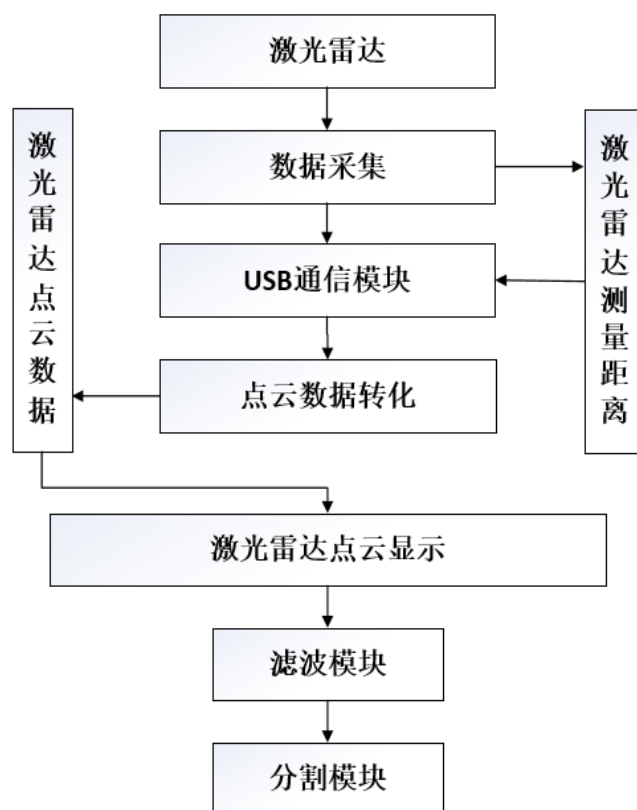


图 4-6 数据采集处理模块图

在 VS2015 环境下，利用 QT 对上位机显示界面进行搭建，QT 在 GUI 界面方面具众多优点，QT 是基于 c++语言，并且对多种操作系统进行支持，只需开发一次即可对不同系统进行移植，还提供信号/响应的响应机制，安全性较高，且其支持 3D 图形的渲染，支持 OpenGL，这对于后续的三维图形显示有较大帮助。激光雷达上位机显示界面如图 4-7 所示，界面左侧为写入模块，可以设定显示点云坐标信息等文字信息及 rgb 彩色图象等，界面右侧为点云显示模块，通过 OpenGL 进行点云显示，OpenGL 是一种三维图形显示库，由于可以在多种环境平台下使用，并且具有容易操作，集成性好，对应接口众多，运行效果稳定等优点，对三维显示，虚拟现实，3D 动画等多种搭配软硬件方法。在此通过通过构建一个 QT 中继承 QOpenGLWidget 的子类，利用重写虚函数特性，进行点云初始化和显示，对初始化虚函数进行相机位置，世界坐标，渲染等设定，采用右手坐标系并利用绘制函数进行点云显示。

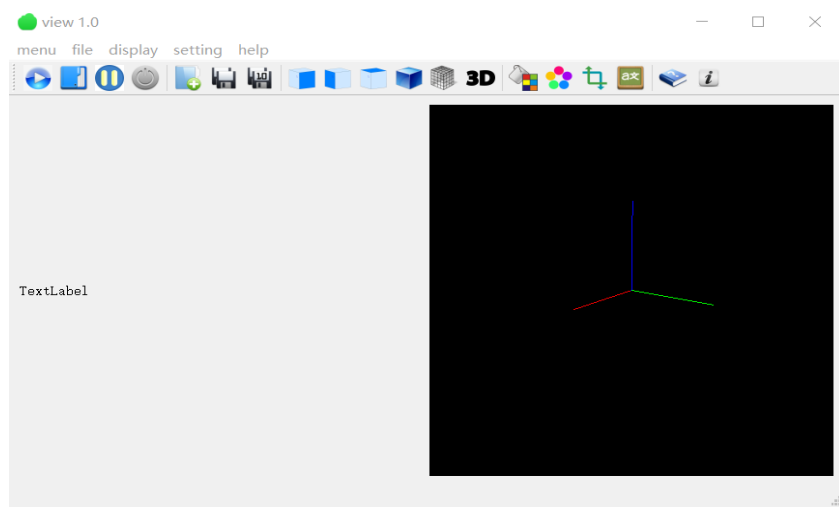
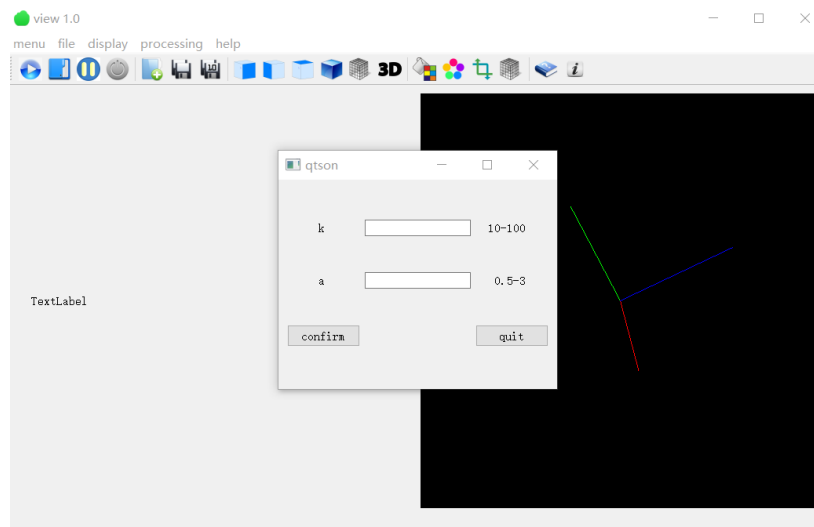


图 4-7 激光雷达上位机界面

同时对写入鼠标做操信号和点云响应机制，利用计算鼠标先后位置乘旋转矩阵和加偏移矩阵等操作对于点云实现移动、旋转和放大等操作，还加入实现点云视角变换，点云和背景颜色变换等功能按钮，并设计子页面实现对滤波分割参数的设置如图 4-8 所示。



加入点云存储功能，使上位机接收到的距离数据以及处理后的点云数据都可保存在 PC 端，点云格式选择为.pcd，其种 pcd 格式点是以 ascii 的形式存储，每一个 pcd 文件中文件头种会写入点云数据相关信息，如点云的数目、大小、类型、有序性等多种信息，并且可以快速的读取写入数据、文件体积小，方便用户查看及后续的数据处理有利于后续的点云处理等。最后基于 PCL 库加入点云滤波和分割处理模块，PCL 是一个支持多种平台强大的基于 C++的开源点云处理库，因为 C++算法处理能力强速度快，所以 PCL 点云处理库对复杂点云处理较为优秀。此外，PCL 可以 GPU，CUDA 实现高性能并行计算，对算法速度有大幅度提升。点云上

位机平台搭建并且加入点云滤波和分割算法实现了点云的数据转化和可视化，并且实现了对激光点云数据的统计双边滤波、随即一直采样提取地面点云，以及对不同属性点云分割算法，为后续环境感知和目标识别等步骤提供了良好的数据和可视化场景。

#### 4.4 本章小结

本章主要介绍了从激光雷达数据到三维点云数据的转换并实现了激光点云上位机平台的搭建，实现点云数据传输和激光点云可视化等操作，并加入激光点云滤波和分割算法，为后续处理提供平台。

## 结论

激光雷达由于具有分辨率高,探测范围广,能够准确获取三维信息,不受环境影响等众多优点而被广泛使用,为满足环境感知、城市规划、交通通讯、资源勘测等诸多领域对高精度三维模型的需求,逐步提高激光雷达点云数据处理技术的精度及效率已然成为研究的热点方向。

本文通过归纳总结国内外相关研究进展,在分析激光点云数据特征的基础上,对应用于激光点云的滤波去噪、数据分割等算法进行深入研究,针对不同环境下的激光点云数据进行分类处理,并通过处理三维点云数据集对算法可行性进行验证,其中主要研究对象为由低成本固态激光雷达获得的点云数据。总结本文所完成工作内容包括以下几点:

(1) 针对激光点云数据的几何特征,用 **Kdtree** 构建点云拓扑关系加速点云邻域搜索速度。提出的统计滤波和双边滤波相结合的去噪方法,实现了在保持目标特征的前提下进行平滑去噪。在此基础上,针对点云数目过多情况,用体素栅格滤波方法进行下采样,可减少点云数量,提高运算速度,结果表明改进后的算法可高效的对激光雷达点云进行滤波去噪。

(2) 分析点云数据分割效果对后续目标识别、地图构建的重要影响,对含有地面点云的数据,采用随机一致采样算法对其进行提取,在具有 60% 无关点云中,提取出地面点云,有良好的鲁棒性,为点云分割提供了良好数据集。

(3) 通过计算点云中心坐标处的点云数量来定义点云的分布情况,对于分布稀疏的点云数据采用欧式聚类算法,并结合激光雷达点云特性进行算法改进,提出自适应阈值的方式进行欧式聚类分割,提高了数据分割的准确率;对于点云分布紧密的数据采用凹凸性分割算法,实验结果表明提出的分割算法有较高的准确率。

(4) 结合已有的激光雷达发射接收系统,利用 **MEMS** 微振镜的二维信息和激光雷达测距信息计算出三维激光点云信息,通过搭建点云上位机平台,实现了点云数据的可视化、预处理、数据分割等基本功能。

展望:

受计算设备影响,点云分割算法实时性较差,不能和激光雷达系统实时对接,需要利用 **CUDA** 和 **GPU** 计算提高算法运行速度,并且在后续加入 **GPS**、**IMU** 定位。

## 参考文献

- [1] Wang Z, Zhan W, Tomizuka M. Fusing Bird's Eye View LIDAR Point Cloud and Front View Camera Image for 3D Object Detection[C]//2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2018: 1-6.
- [2] Paulus S, Schumann H, Kuhlmann H, et al. High-precision laser scanning system for capturing 3D plant architecture and analysing growth of cereal plants[J]. Biosystems Engineering, 2014, 121: 1-11.
- [3] 龚健雅,崔婷婷,季顺平等.利用车载移动测量数据的建筑物立面建模方法[J]. 武汉大学学报信息科学版,2015,40(9):1137-1143.
- [4] Gu Z, Liu H. A survey of monocular simultaneous localization and mapping[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(4): 499-507.
- [5] Martin V, Michal M Z, Adam H. Calibration of rgb camera with velodyne lidar[C]//International Conference on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision. 2014,14(3): 197-204.
- [6] McManamon P F. Review of ladar: a historic, yet emerging, sensor technology with rich phenomenology[J]. Optical Engineering, 2012, 51(6): 060901.
- [7] 刘博,于洋,姜朔.激光雷达探测及三维成像研究进展[J].光电程,2019,46(07):21-33.
- [8] Cole D M, Newman P M. Using laser range data for 3D SLAM in outdoor environments[C]//Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006: 1556-1563.
- [9] Surmann H, Nüchter A, Hertzberg J. An autonomous mobile robot with a 3D laser range finder for 3D exploration and digitalization of indoor environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003, 45(3): 181-198.
- [10] 应欢.低成本车载激光雷达系统设计[D].合肥:中国科学技术大学检测技术与自动化装置硕士论文, 2014:50-60.
- [11] Sun Y J, Schaefer S, Wang W P. Denoising point sets via L0 minimization[J]. Computer Aided Geometric Design, 2015, 35/36: 2-15
- [12] Wang Xiaoting, Wang Lu, Meng Xiangxu. Multi-layers surface reconstruction method for point set with holes[J]. Journal of Software, 2016, 27(10): 2642-2653
- [13] 李恒星. 激光雷达点云特征分析与数据分割[D].西安电子科技大学,2014.11-15
- [14] Awadallah M, Abbott L, Ghannam S. Segmentation of sparse noisy point clouds using active contour models[C]// IEEE International Conference on Image Processing, 2014: 6061-6065.
- [15] 杨兴雨,苏金善,王元庆,徐帆,邓正芳,张冰清. 国内外激光成像雷达系统发展的

- 研究[J]. 激光杂志, 2016,37(01):1-4.
- [16] Nobili S, Dominguez S, Garcia G, et al. 16 channels Velodyne versus planar LiDARs based perception system for Large Scale 2D-SLAM[C]// 7th Workshop on Planning, Perception and Navigation for Intelligent Vehicles, Hamburg, Germany, 2015: 131–136.
- [17] Degnan J J. A conceptual design for a spaceborne 3D imaging lidar[J]. *e&i Elektrotechnik und Informationstechnik*, 2002, 119(4): 99–106.
- [18] Marino R M, Stephens T, Hatch R E, et al. A compact 3D im-aging laser radar system using Geiger-mode APD arrays: sys-tem and measurements[C]//Laser Radar Technology and Ap-plications VIII, Orlando, Florida, United States, 2003, 5086: 1–16.
- [19] 秦海明,王成,习晓环等.机载激光雷达测深技术与应用研究进展[J].遥感技术与应用, 2016, 31(04):617-624.
- [20] 李肖敏.三维点云数据滤波和分类算法研究[D].天津理工大学,2019.10-15
- [21] Stevenson G, Verdun H R, Stern P H, et al. Testing the helicopter obstacle avoidance system[C]// SPIE's 1995 Sympo-sium on OE/Aerospace Sensing and Dual Use Photonics. In-ternational Society for Optics and Photonics, Orlando, FL, United States, 1995: 93–103.
- [22] Jin C F, Sun X D, Zhao Y, et al. Gain-modulated three-dimensional active imaging with depth-independent depth accuracy[J]. *Optics Letters*, 2009, 34(22): 3550–3552.
- [23] 苏恒.凝视成像激光雷达系统的动态特性研究[D].浙江大学,2012.8-12
- [24] Fleishman S, Cohen-Or D, Silva C T. Robust moving least-squares fitting with sharp features[J]. *ACM Trans Graph*, 2005, 24(3): 544–552.
- [25] Weyrich T, Pauly M, Keiser R, Heinzle S, Scandella S, Gross M. Post-processing of Scanned 3D Surface Data [C]//Alexa M, Rusinkiewicz S(eds.). *Eurographics Symposium on Point-Based Graphics*. Geneve: Eurographics Association, 2004: 85–94.
- [26] Chen C S, Chen P C, Hsu C M. Three-dimensional object rec-ognition and registration for robotic grasping systems using a modified viewpoint feature histogram[J]. *Sensors*, 2016, 16(11): 1969–1971.
- [27] Gu X Y, Liu Y S, Wu Q. A filtering algorithm for scattered point cloud base on curvature features classification[J]. *Journal of Information & Computer Scinece*, 2015, 12(2): 525–532.
- [28] Schall O, Belyaev A G, Seidel H-P. Robust Filtering of Noisy Scattered Point Data[C]//Pauly M, Zwicker M(eds.). *IEEE/Eurographics Symposium on Point-Based Graphics*. Washington DC: IEEE Computer Society Press, 2005: 71~77.
- [29] Huang W , Li Y , Wen P , et al. Algorithm for 3D Point Cloud Denoising[C]//Third

- International Conference on Genetic & Evolutionary Computing. IEEE Computer Society, 2009:574-578.
- [30]Liu Hui, Wang Boxiong, Ren Huaiyi, Luo Xiuzhi. Two-way Point Cloud denoising method based on three-dimensional reconstruction data[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2013, 27(1):1-7.
- [31]Alexa M, Behr J, Cohen-Or D, Fleishman S. Point set surfaces.[C]// In: Proceedings of IEEE Visualization, San Diego, California, 2001:21-28.
- [32]苏志勋,栗志扬,王小超. 基于法向修正及中值滤波的点云平滑[J].计算机辅助设计与图形学报,2010,22(11):1982-1989
- [33]杨永涛,张坤,黄国言,吴培良.邻域密度约束的动态标准差阈值三维点云数据离群点检测方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2018,30(06):1034-1045.
- [34]胡国飞. 三维数字表面去噪光顺技术研究[D]. 杭州: 浙江大学博士学位论文,2005.13-25
- [35]王丽辉. 三维点云数据处理的技术研究[D].北京交通大学,2011.25-31
- [36]戴士杰,任永潮,张慧博.各向异性扩散滤波的三维散乱点云平滑去噪算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2018,30(10):1843-1849.
- [37]Vasudevan S, Gächter S, Nguyen V, et al. Cognitive maps for mobile robots—an object based approach[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2007, 55(5):359–371.
- [38]Ismail Z H. Region boundary-based control scheme for an underwater vehicle with an edge-based segmentation approach[C]// IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. IEEE, 2011:2137-2142.
- [39]Gorte B, Sithole G. Lookup Table Hough Transform for Real Time RangeImageSegmentation and Featureless Co-Registration[J]. Journal of Sensor Technology, 2012,02(3):148-154.
- [40]Chehata N, Orny C, Boukir S, et al. Object-based change detection in wind storm-damaged forest using high-resolution multispectral images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(13):4758-4777.
- [41]Golovinskiy A, Funkhouser T. Min-cut based segmentation of point clouds[C]// IEEE,International Conference on Computer Vision Workshops. IEEE, 2010:39-46.
- [42]Klasing K, Wollherr D, Buss M. A clustering method for efficient segmentation of 3D laser data[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE,2008:4043-4048.
- [43]Nurunnabi, A., Belton, D., and West, G. Robust Segmentation for Large Volumes of Laser Scanning Three-Dimensional Point Cloud Data[C]// IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016,05(10):4790-4805.



- [44] Mengjie Li, Dong Yin, A Fast Segmentation Method of Sparse Point Clouds[C]// 29th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), 2017, 23(6):3561-3565.
- [45] 林祥国, 宁晓刚, 夏少波. 特征空间聚类的电力线激光雷达点云分割方法[J]. 测绘科学, 2016, 41(5):60-63.
- [46] 程兵, 王莹, 郑南宁, 等. 基于 Markov 随机场和 FRAME 模型的无监督图像分割[J]. 中国科学, 2004, 34(4):391-400.
- [47] 庞世燕, 刘亚文, 左志奇等. 结合区域增长法和 TIN 边缘分割的建筑物立面几何特征提取[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2015, 40(1): 102-106.
- [48] 夏冰, 苏国中, 周梅, LIDAR 点云中高精度建筑物分割算法研究[J]. 微计算机信息, 2010, 26(13):210-211.
- [49] 范小辉, 许国良, 李万林, 王茜竹, 常亮亮. 基于深度图的三维激光雷达点云目标分割方法[J]. 中国激光, 2019, 46(07):292-299.
- [50] 黄镇. 基于凹凸性的杂乱场景点云分割算法研究[D]. 中北大学, 2018.30-36.
- [51] S. Gargoum and K. El-Basyouny. Automated extraction of road features using LiDAR data: A review of LiDAR applications in transportation[J] 4th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS), 2017: 563-574.
- [52] Nejad S M, Fasihi K. A new design of laser phase-shift range finder independent of environmental conditions and thermal drift[C]// 9th Joint International Conference on Information Sciences (JCIS-06). Atlantis Press, 2006:121-125.
- [53] Wu T E, Tsai C C, Guo J I. Lidar/camera sensor fusion technology for pedestrian detection[C]//2017 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC). IEEE, 2017: 1675-1678.
- [54] Wang X, Zhang X. Rigid 3D Point Cloud Registration Based on Point Feature Histograms[C]//2017 2nd International Conference on Machinery, Electronics and Control Simulation (MECS 2017). Atlantis Press, 2016.
- [55] 杨明珠, 董燕. 三维激光扫描点云数据处理及建模研究[J]. 价值工程, 2017, 36(12):117-119.
- [56] Y.Zhou et al. A Fast and Accurate Segmentation Method for Ordered LiDAR Point Cloud of Large-Scale Scenes[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014 (11):1981-1985.
- [57] A. Yerokhin, V. Semenets, A. Nechyporenko, O. Turuta and A. Babii. F-transform 3D Point Cloud Filtering Algorithm[C]// IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), 2018:524-527.
- [58] Sarah H. Nitzan .Filtering of Point Cloud Data in Terrestrial Mobile Laser Scanning of Road Surfaces[D]. University of California, 2012.

- [59] Yue X, Wu B, Seshia S, Keutzer K, Sangiovanni-Vincentelli A. A LiDAR point cloud generator: From a virtual world to autonomous driving[C]// ACM International Conference on Multimedia Retrieval, 2018:458–464.
- [60] 宁奖. 激光雷达点云数据处理与三维可视化平台的设计与开发[D].西安电子科技大学,2017: 45-60
- [61] 李宏宇. 激光雷达的点云数据处理研究[D].长春理工大学,2019: 15-21
- [62] L. Wen, L. He and Z. Gao, "Research on 3D Point Cloud De-Distortion Algorithm and Its Application on Euclidean Clustering[J]. IEEE Access, 2019:86041-86053
- [63] S. C. Stein, M. Schoeler, J. Papon and F. Wörgötter, Object Partitioning Using Local Convexity[C]// 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, 2014: 304-311
- [64] Gatt P, Johnson S, Nichols T. Geiger-mode avalanche photo-diode ladar receiver performance characteristics and detection statistics[J]. Applied Optics, 2009: 17-22
- [65] 黄明,王晏民,付听乐,地面激光扫描数据处理系统的设计与实现[J].测绘通报, 2014(8):55-58.

## 哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限

### 学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的学位论文《激光雷达点云数据的滤波和分割处理》，是本人在导师指导下，在哈尔滨工业大学攻读学位期间独立进行研究工作所取得的成果，且学位论文中除已标注引用文献的部分外不包含他人完成或已发表的研究成果。对本学位论文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。

作者签名：杨旭

日期：2020 年 6 月 22 日

### 学位论文使用权限

学位论文是研究生在哈尔滨工业大学攻读学位期间完成的成果，知识产权归属哈尔滨工业大学。学位论文的使用权限如下：

(1) 学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文，并向国家图书馆报送学位论文；(2) 学校可以将学位论文部分或全部内容编入有关数据库进行检索和提供相应阅览服务；(3) 研究生毕业后发表与此学位论文研究成果相关的学术论文和其他成果时，应征得导师同意，且第一署名单位为哈尔滨工业大学。

保密论文在保密期内遵守有关保密规定，解密后适用于此使用权限规定。

本人知悉学位论文的使用权限，并将遵守有关规定。

作者签名：杨旭

日期：2020 年 6 月 22 日

导师签名：王雪峰

日期：2020 年 6 月 22 日

## 致谢

光阴荏苒，暮去朝来。转眼间两年的研究生生涯即将结束，毕业的快乐与离别的悲伤交织在一起，或许还有对未来的憧憬与迷茫。回首这两年的过往，一切的成长与收获都与身边人给予的帮助和关怀密不可分。借此论文的完成之际，向他们致以最诚挚的感谢。

首先要衷心感谢悉心指导我的王春晖教授。感谢王老师在论文的选题、撰写、修改等方面提出的宝贵建议，在课题的整体方向和细节的把控上都给予我很大帮助，使得此篇论文能不断完善，最终成型。每一次组会上，王老师都耐心倾听我们的汇报并及时指出我们存在的问题，在老师悉心的指导下，我不仅学到很多专业方面的知识，同时也掌握了很多做科研的方法与技巧。与此同时，王老师耐心严谨的治学态度、渊博的知识、以及乐观豁达的生活态度也使我受益终生，正是老师的鼓励和信任，让我能坚持不懈地做到最后。借此机会，我谨向王老师致以深深地谢意，老师谢谢您，您辛苦了！

其次，我还要感谢哈尔滨工业大学航天学院这两年多来所有的任课老师，正是因为有了他们严格、无私、高质量的教导，我才能最快速度地汲取专业知识并提升相关能力。同时也谢谢这两年多来与我互勉共进的室友们和同学们，和大家一起学习生活的两年，我始终拥有阳光乐观的生活态度和积极向上的学习氛围，能在这样集体中度过，是我极大的幸运，愿大家余生前程似锦平安喜乐，万事胜意未来可期。

此外，我要感谢李赟玺师兄、张雨师兄、张斌师兄、闫诗雨师兄和李青岩师兄这两年对我学习和生活的帮助，特别是在张雨师兄的带领下我的研究能顺利高效的进行，谢谢你！还要感谢课题组同学们这两年来的共同成长，让我拥有一个快乐又充实的研究生生活。天下没有不散的筵席，愿我们天涯海角，互不相忘。

另外，在今年这个特殊的时期，要特别感谢抗疫英雄们的贡献以及学校对我们的关怀与帮助，我们有信心一起共度难关，抗疫烽火连三月，再见亦是再见时。同时，有幸迎来我们的母校百年华诞，愿我们的母校光辉历程更辉煌，人才辈出代代强，硕果累累誉天下，桃李满天四海扬。

最后，感谢父母的养育之恩，同时感谢燕玲在我人生中的出现和一路相伴，感谢你们多年的辛苦付出，你们的支持是我前进的动力，在今后的日子里，我会不忘初心，拼搏向前。校园里的美好与青春的朝气都将深埋我心，及时当勉励，岁月不待人，时间不愿停留，每个阶段有它的使命，是时候勇敢坚定地走向社会，谱写生命的新篇章。