

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2021.01.015

面向结构化场景的激光雷达点云 高精度配准与定位方法

何洪磊¹, 赖际舟¹, 吕品¹, 向林浩², 李志敏¹

(1. 南京航空航天大学, 南京 211106;

2. 中国船级社, 北京 100007)

摘要:在基于先验地图的激光雷达室内导航方案中,通常采用点云配准的方法进行无人设备位姿初始化。在结构化场景下,传统配准算法特征鲁棒性较差,导致点云配准的误差较大且易陷入局部最优。针对该问题,提出了一种基于多平面空间模型的点云快速配准方法。首先该方法利用特征直方图的思想对空间点云进行快速粗聚类,根据平面一致性将粗聚类后的点集进行合并形成面特征,从而对密闭空间进行平面模型化表示。随后通过空间平面排序实现了面特征的快速关联,并利用线性匹配方法实现了两帧点云的精确配准,从而解算出机体在先验地图中的相对位姿。最后通过 Gazebo 搭建的仿真环境与室内结构化模拟环境对算法进行了验证。结果表明,在大型结构化场景下,算法具有更好的适应性以及更高的计算效率,能够快速为无人系统提供精准的地图初始位姿。

关键词:激光雷达;平面模型;特征直方图;线性匹配

中图分类号:V249.32

文献标志码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



文章编号:2095-8110(2021)01-0133-10

High Precision Registration and Positioning Method of LIDAR Point Cloud for Structured Scene

HE Hong-lei¹, LAI Ji-zhou¹, LYU Pin¹, XIANG Lin-hao², LI Zhi-min¹

(1. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. China Classification Society, Beijing 100007, China)

Abstract: In the lidar indoor navigation scheme based on a prior map, the point cloud registration method is usually used to initialize the position and pose of unmanned equipment. In the structured scenario, the poor robustness of the traditional algorithm leads to a large error in point cloud registration and a tendency to local optimality. To solve this problem, a fast point cloud registration method based on multi-plane space model is proposed. Firstly, this method uses the idea of feature histograms to conduct rapid rough clustering of spatial point clouds. According to the consistency of the plane, the point sets after rough clustering are combined to form the surface features, so as

收稿日期:2020-07-10;修订日期:2020-08-03

基金项目:国家自然科学基金(61973160);航空科学基金(2018ZC52037,2017ZC52017);工信部民机专项(2018-S-36);中央高校基本科研业务费专项资金(NG2019001,NT2019008,NP2019415)

作者简介:何洪磊(1995-),男,硕士研究生,主要研究方向为微小型飞行器室内导航。

E-mail: hehonglei_369@nuaa.edu.cn

通信作者:赖际舟(1977-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为导航、制导与控制。Email: laijz@nuaa.edu.cn

to carry out the plane model representation of the confined space. Then the spatial plane model is used to realize the rapid correlation of surface features, and the linear matching method is used to realize the accurate registration of two frame point clouds, so as to solve the relative pose of the body in the prior map. Finally, the algorithm is verified by the simulation environment built by Gazebo and the indoor structured simulation environment. The results show that in large structured scenarios, the algorithm has better adaptability and higher computing efficiency, and can quickly provide accurate initial pose for unmanned systems.

Key words: Lidar; Plane model; Feature histograms; Linear match

0 引言

近年来,随着科技的进步,机器人行业得以快速发展,无人设备在巡检、运输等领域扮演着重要角色。同时为了完成愈加复杂的工作任务,人们对其定位导航能力也提出了更高的行业要求。在该过程中,激光雷达凭借测距精度高、感知能力强等特点逐渐成为卫星拒止环境下无人设备的主要导航传感器之一。

针对机器人的室内导航问题,当前工程上主流的导航方案为:首先通过多源信息融合算法构建高精度激光点云地图^[1-3],随后将无人设备实时激光雷达数据与构建的先验地图进行匹配,从而获得机体位姿。该过程首先需将雷达系与地图系对齐,实现机体位姿初始化,因此需要通过点云粗配准^[4-5]的方法进行机体的初始定位。点云配准分为特征提取与位姿解算两部分,Dong Z. 等提出了在算法前端采用基于局部特征描述^[6-9]的点云特征提取方法建立点云关联,如三维形状上下文、点特征直方图、快速点特征直方图等,该类方法通常适用于特征丰富的小场景,但在大型的结构化场景下该类特征区分度较低,导致特征关联的错误率较高。Zhang X. 等提出了基于概率统计的多元正态分布变换(Normal Distributions Transform, NDT)^[10],建立了两帧点云之间的关联,然而受限于特征配准的收敛性,该方法不适用于位姿差异过大的两帧点云。上述两种方法均采用基于迭代的位姿解算方法,计算量较大,并且在大型结构化场景的点云配准过程中易陷入局部最优^[11],从而产生错误的导航解算。

因此在结构化环境中,需要一种鲁棒的特征提取方法,S. Ochmann 和 S. Oesau 等提出了空间结构的平面模型化表示方法^[12-13],可以从三维点云中恢复建筑物的空间环境结构。在大型结构化场景中,该类特征具有一定鲁棒性,然而该类算法复杂

度较高,同时利用该类特征进行无人系统初始定位的方法还未见文献报道。

基于此,本文提出了一种基于多平面空间模型的激光雷达点云配准方法。首先对传统空间结构恢复方法进行改进,采用优化特征直方图^[14]实现了空间平面的快速分割与拟合,以及大型结构化空间环境的模型化表示。随后为了避免解算过程中的局部最优问题,不同于传统算法中基于迭代的位姿求解方法,本文算法采用空间平面线性匹配方式实现两帧点云面特征的快速配准,提高了计算效率。

1 基于多平面模型的面特征快速提取方法

三维激光雷达点云数据量庞大,所以需要通过对特征提取的方式建立两帧点云之间的关联。传统方法对特征的数量要求大,增加了算法的整体计算负担,且在特征稀疏或特征区分度较小的环境中,难以保证算法的特征精度。针对该问题,本文利用结构化环境特点,采用优化的特征直方图思想实现了空间点云的快速分割聚类,并根据平面一致性对点集进行合并,最终实现了高效、鲁棒空间面特征的提取。

1.1 基于特征直方图的三维点云快速分割方法

首先,根据李新春等^[15]提出的方法对滤波后激光雷达点云的法线 n_k 进行计算

$$\begin{cases} n_k = (a_k^{p_o} & b_k^{p_o} & c_k^{p_o}) & 1 \leq k \leq n \\ a_k^{p_o} \in a^{sec}, b_k^{p_o} \in b^{sec}, c_k^{p_o} \in c^{sec} \\ a^{sec}, b^{sec}, c^{sec} = [-1 & 1] \end{cases} \quad (1)$$

其中, $a_k^{p_o}$ 、 $b_k^{p_o}$ 、 $c_k^{p_o}$ 分别为点云中第 k 个点的法线向量参数; n 为滤波后点云数量; a^{sec} 、 b^{sec} 、 c^{sec} 分别为法线的特征区间。

不同于传统的特征提取算法(如 FPFH),本文算法采用平面作为点云特征,考虑到法向量相同的点可以近似为同一个平面点,采用优化的特征直方图对法

线特征进行快速分析,以实现点云的粗聚类。将点云法线的三维特征区间 a^{sec} 、 b^{sec} 、 c^{sec} 分别等分为 m 个特

征区间,并排列组合形成 $m \times m \times m$ 个三维特征区间,最终构建出法线特征直方图(见图 1)。

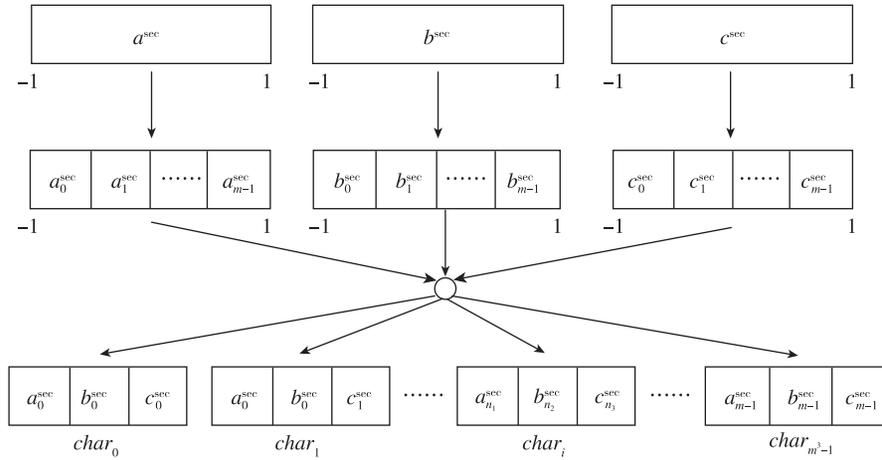


图 1 基于特征直方图的特征区间划分方法

Fig. 1 Feature interval partitioning method based on feature histograms

第 i 个特征 $char_i$ 表示的特征区间为

$$char_i = a_{n_1}^{\text{sec}} \cap b_{n_2}^{\text{sec}} \cap c_{n_3}^{\text{sec}} \quad (2)$$

其中, $a_{n_1}^{\text{sec}}$ 表示点云法向量第 1 个特征参数的第 n_1 个特征区间; $b_{n_2}^{\text{sec}}$ 表示点云法向量第 2 个特征参数的第 n_2 个特征区间; $c_{n_3}^{\text{sec}}$ 表示点云法向量第 3 个特征参数的第 n_3 个特征区间。并且有

$$\begin{cases} i = n_1 \times m^2 + n_2 \times m + n_3 \\ 1 \leq n_1, n_2, n_3 \leq m \end{cases} \quad (3)$$

将点云根据其法向量特征的数值投放到不同的特征区间,形成激光雷达三维扫描特征直方图,从而实现三维点云的快速粗分割。

1.2 基于平面一致性的点集合并及平面拟合方法

在式(3)中,当阈值 m 选取较大时, $char_i$ 的特征空间较小,同一平面点云易被分割成多个部分。因此,点云快速粗分割后,需根据平面一致性将同一平面但不同特征区间的点云进行合并。

选取数据量最大的 λ 组特征区间内的点云进行粗拟合,归一化后可得平面方程

$$\frac{1}{td} \sum_{i=1}^t a_i^{p_o} x + \frac{1}{td} \sum_{i=1}^t b_i^{p_o} y + \frac{1}{td} \sum_{i=1}^t c_i^{p_o} z + 1 = 0 \quad (4)$$

其中, t 为 $char_i$ 内点云数据量; d 为方程归一化常数。

$$e_{ij} = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|_2 \quad (5)$$

$$\mathbf{p}_i = \left(\frac{1}{td} \sum_{k=1}^t a_k^{p_o}, \frac{1}{td} \sum_{k=1}^t b_k^{p_o}, \frac{1}{td} \sum_{k=1}^t c_k^{p_o} \right) \quad (6)$$

则根据式(5)计算两法线向量 \mathbf{p}_i 和 \mathbf{p}_j 之间的

偏差 e_{ij} 。当 $e_{ij} \leq \delta$ 时,将两特征区间内的点云数据合并。根据设定的空间模型平面数量,保留点云数据量最大的 k 组点云。最后采用随机抽样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)算法去除各组点云离群点以提高平面鲁棒性,并将滤波后的平面点云拟合生成 k 个平面,形成平面方程的形式如式(7)

$$a_i^{p_l} x + b_i^{p_l} y + c_i^{p_l} z + 1 = 0, \quad 1 \leq i \leq k \quad (7)$$

2 基于多平面模型的特征快速配准方法

假设机体为刚体,所有的运动变换均为刚体变换,则可利用两帧点云之间的特征关联建立位姿优化函数,从而求取位姿变换最优解。传统算法采用基于迭代的目标函数优化方法,然而该方法计算量较大,并且当特征精度较差或环境特征区分度较低时,迭代算法易陷入局部最优。因此,本文基于线性最小二乘对面特征进行配准。首先通过空间平面排序建立两帧点云的面特征关联,而后通过线性最小二乘实现平面的快速配准,使得算法在提高计算效率的同时避免陷入局部最优。

2.1 基于排序的特征关联方法

当雷达点云与地图点云分别拟合出 k 个平面后,需要建立两帧点云平面间的特征关联。然而若两帧点云平面是无序的,随机关联平面特征,则其后续计算的时间复杂度为 $O((k-1)!n)$;若两帧点云平面是有序的,则其后续计算的时间复杂度为

$O((k-1)n)$ 。因此,为了提高计算效率,对点云平面进行排序。

首先求取点云平面与 XOY 平面交线

$$a_i^{pl}x + b_i^{pl}y + 1 = 0 \quad (8)$$

假设空间结构为凸结构,本文根据直线两轴截距和斜率关系构建直线位置分数函数 $g(a_i^{pl}, b_i^{pl})$

$$g(a_i^{pl}, b_i^{pl}) = \tilde{g}(a_i^{pl}, b_i^{pl}) \cdot \sin\left[\frac{\pi}{4} - \frac{1}{3}\arctan\left(\frac{a_i^{pl}}{b_i^{pl}}\right)\right] \quad (9)$$

式中

$$\tilde{g}(a_i^{pl}, b_i^{pl}) = \begin{cases} 1000 & a_i^{pl} < 0, b_i^{pl} < 0 \\ 100 & a_i^{pl} > 0, b_i^{pl} < 0 \\ 10 & a_i^{pl} > 0, b_i^{pl} > 0 \\ 1 & a_i^{pl} < 0, b_i^{pl} > 0 \end{cases} \quad (10)$$

如图2所示,若空间平面模型与 XOY 平面相交为6条直线,根据式(9)和式(10)计算可得

$$g_{l_6} > g_{l_4} > g_{l_1} > g_{l_3} > g_{l_5} > g_{l_2} \quad (11)$$

将平面按照位置分数从大到小的顺序排序,即可实现平面的逆时针有序排列。

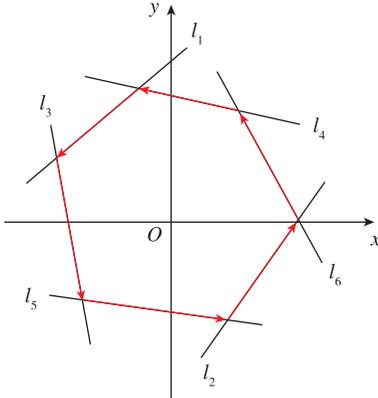


图2 空间平面快速排序方法

Fig. 2 Spatial plane quicksort method

2.2 基于线性最小二乘的配准快速解算方法

通过两帧点云的面特征关联,可形成 $k-1$ 组有效平面约束。定义第 i 组对应平面的平面系数为 $(a_{i,1}, b_{i,1}, c_{i,1})$ 与 $(a_{i,2}, b_{i,2}, c_{i,2})$ 。选取待求解变量 t_x, t_y, θ , 其平面系数的转换关系如式(12)

$$\begin{bmatrix} -a_{i,1} & -b_{i,1} & c_{i,2} - c_{i,1} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} a_{i,1}a_{i,2} & a_{i,1}b_{i,2} \\ b_{i,1}a_{i,2} & b_{i,1}b_{i,2} \\ a_{i,2}c_{i,1} & b_{i,2}c_{i,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{i,2} & b_{i,2} \\ b_{i,2} & -a_{i,2} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta \\ \sin\theta \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, t_x, t_y, θ 分别表示两帧点云之间的水平

位置差及航向角偏差。传统基于迭代的目标函数解算方法计算量较大且易陷入局部最优。为了避免该问题,本文采用线性求解的思路进行解算

$$a_{i,2}c_{i,1}t_x + b_{i,2}c_{i,1}t_y = c_{i,2} - c_{i,1} \quad (13)$$

若空间平面中所有平面均垂直于地面,则式(13)为恒等式。因此,构建待优化函数如式(14)

$$\arg \min_{\xi} e_{\text{planes}} = \arg \min_{\xi} \left(\sum_i e_{\text{form1}}^2 + \sum_i e_{\text{form2}}^2 \right) \quad (14)$$

式中

$$\begin{cases} e_{\text{form1}} = a_{i,1}a_{i,2}t_x + a_{i,1}b_{i,2}t_y + a_{i,2}\cos\theta + b_{i,2}\sin\theta + a_{i,1} \\ e_{\text{form2}} = b_{i,1}a_{i,2}t_x + b_{i,1}b_{i,2}t_y + b_{i,2}\cos\theta - a_{i,2}\sin\theta + b_{i,1} \end{cases} \quad (15)$$

采用最小二乘拟合算法进行解算,可得

$$\mathbf{A}\xi = \mathbf{B} \quad (16)$$

式中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} n_1 & n_2 & n_3 + n_4 & n_6 \\ n_2 & n_7 & n_5 & n_4 \\ n_3 + n_4 & n_5 & n_8 & 0 \\ n_6 & n_4 & 0 & n_8 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\xi = [t_x \quad t_y \quad \cos\theta \quad \sin\theta]^T \quad (18)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -\sum_i a_{i,1}^2 a_{i,2} - \sum_i a_{i,2} b_{i,1}^2 \\ -\sum_i a_{i,1}^2 b_{i,2} - \sum_i b_{i,1}^2 b_{i,2} \\ -\sum_i a_{i,1} a_{i,2} - \sum_i b_{i,1} b_{i,2} \\ \sum_i b_{i,1} a_{i,2} - \sum_i a_{i,1} b_{i,2} \end{bmatrix} \quad (19)$$

式(17)中

$$\begin{cases} n_1 = \sum_i a_{i,1}^2 a_{i,2}^2 + \sum_i a_{i,2}^2 b_{i,1}^2 \\ n_2 = \sum_i a_{i,1}^2 a_{i,2} b_{i,2} + \sum_i a_{i,2} b_{i,1}^2 b_{i,2} \\ n_3 = \sum_i a_{i,1} a_{i,2}^2 \\ n_4 = \sum_i a_{i,1} b_{i,2}^2 - \sum_i a_{i,2} b_{i,1} b_{i,2} \\ n_5 = \sum_i a_{i,1} a_{i,2} b_{i,2} + \sum_i b_{i,1} b_{i,2}^2 \\ n_6 = \sum_i a_{i,1} a_{i,2} b_{i,2} - \sum_i a_{i,2}^2 b_{i,1} \\ n_7 = \sum_i a_{i,1}^2 b_{i,2}^2 + \sum_i b_{i,1}^2 b_{i,2}^2 \\ n_8 = \sum_i a_{i,2}^2 + \sum_i b_{i,2}^2 \end{cases} \quad (20)$$

2.3 平面配准的最优解选定方法

两帧点云的点云平面均逆时针排列后,一共可产生 $k-1$ 种面特征关联情形。首先通过预置区域 Φ 对位姿解算结果进行粗筛选,并定义误差函数 e_k 对其配准度作进一步分析,从而提取最优解

$$\arg \min_{[t_{x,k} \ t_{y,k} \ \theta_k] \in \Phi} e_k \quad (21)$$

$$e_k = \sum_i [(a_{i,1} - \hat{a}_{i,2})^2 + (b_{i,1} - \hat{b}_{i,2})^2 + (c_{i,1} - \hat{c}_{i,2})^2] \quad (22)$$

式中

$$\begin{bmatrix} \hat{a}_{i,2} \\ \hat{b}_{i,2} \\ \hat{c}_{i,2} \end{bmatrix} = \frac{1}{\zeta} \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{i,2} \\ b_{i,2} \\ c_{i,2} \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$\zeta = \hat{a}_{i,2}t_x + \hat{b}_{i,2}t_y + 1 \quad (24)$$

将配准结果经过式(21)和式(22)解算后,保留误差最小解即为两帧点云配准的最优解。

3 实验验证及分析

本文分别通过 Gazebo 仿真与室内结构化场景模拟实验对算法进行验证与分析。采样一致性初始配准 (Sample Consensus Initial Alignment, SAC-IA) 与迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 算法是当前主流的点云配准算法,因此,将本文算法与 SAC-IA 算法及 SAC+ICP 组合算法的点云配准结果进行对比分析。

3.1 Gazebo 仿真验证与分析

仿真平台采用 Gazebo 机器人仿真系统, Gazebo 是一款三维动力学仿真软件,软件内置物理引擎,能够对环境、无人系统、传感器进行高保真的物理模拟。船舱的近观检验^[16]是保障船舶安全航行的重要手段,采用无人机取代人工进行船舱检验具有重大的经济效益。因此,在 Gazebo 中根据船舱真实环境构建如图 3 所示仿真模型,以验证算法

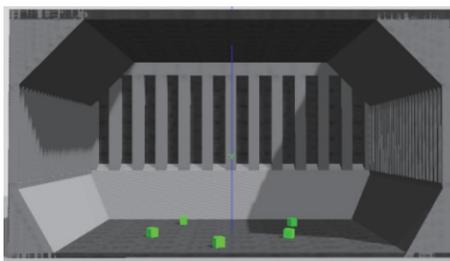


图 3 仿真环境模型

Fig. 3 Simulation environment

的有效性,同时在仿真环境中加入障碍物以验证算法的可靠性。

Gazebo 构建无人系统包括:

1) hector quad rotor 微小型飞行器载体,机体实时发布位姿真值,以对本文算法进行性能评估;

2) 机载 16 线三维激光雷达,水平角分辨率 0.3° 、垂直角分辨率 2° ,水平视场 360° 、垂直视场 $\pm 15^\circ$,测距误差 $\pm 2\text{cm}$,测距范围 $0\sim 100\text{m}$;

数据处理计算机采用 Linux(Ubuntu 16.04)的机器人操作系统(Robot Operating System, ROS),处理器为 G2020,主频 2.9GHz 。

仿真数据采集点如图 4 所指示。其中, P_0 表示地图构建原点, P_i 表示激光雷达数据采集点,各点箭头表示雷达在该点处 x 轴指向,黑色方块表示障碍物位置及其姿态。

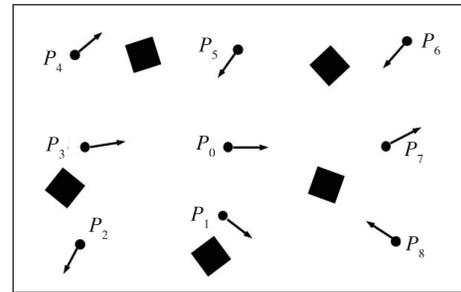
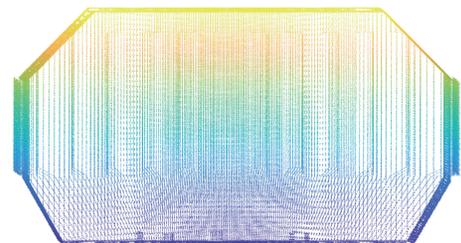


图 4 仿真数据采集点示意图

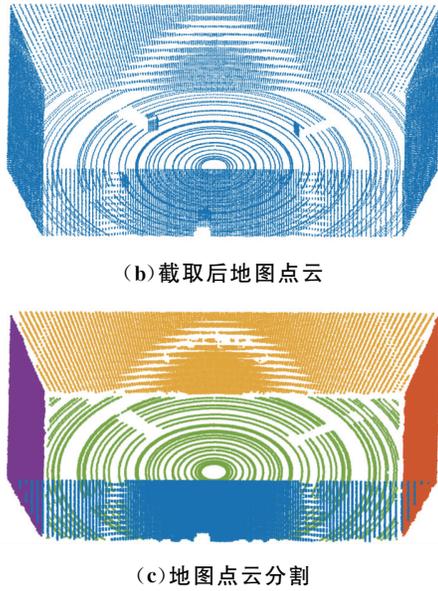
Fig. 4 Simulation data acquisition point

(1) 地图点云预处理

首先对地图点云(如图 5(a)所示)进行处理。在位姿初始化过程中,仅有邻近地面的点云参与解算,所以根据高度值对地图点云进行截取(如图 5(b)所示)。仿真环境相对结构化,噪点较少,故设定特征区间数量 m 为 7,保留平面数量 k 为 5,通过本文算法对地图点云进行平面分割(如图 5(c)所示)。由图可见,本文算法对地图点云进行了较为精准快速的分割,并自动滤除障碍物点。



(a) 地图点云



(b)截取后地图点云

(c)地图点云分割

图5 地图点云预处理

Fig. 5 Map point cloud preprocessing

以激光雷达地图点云为目标点云, P_i 各点采集到的激光雷达点云为输入点云, 进行点云配准实验。

(2)配准精度对比分析

输入点云与目标点云如表1所示, 其中, 绿色点云为目标点云, 红色点云为输入点云。

从表1中可以看出, 即使有障碍物, 本文算法对三维空间点云仍然可以进行较为精准的分割, 实现了空间结构的模型化处理。

点云配准后解算位姿与各点位姿参考值如表2所示。

从位置1、2、3、4点云的配准情况以及定位结果分析可以看出, SAC-IA算法的定位精度为米级, 航向角平均偏差在 2° 以上, 存在较大误差; 而本文算法定位偏差均小于 0.1m , 航向角偏差小于 0.5° , 与SAC+ICP组合算法的全局最优解具有相当的精度等级。同时也表明了本文算法中通过大数据点云聚类拟合的面特征具有较高的精度与可靠性。

表1 点云配准对比

Tab. 1 Point cloud registration comparison

	原始点云	SAC-IA 配准	SAC+ICP 配准	点云分割	本文算法配准
位置1					
位置2					
位置3					
位置4					
位置5					
位置6					
位置7					
位置8					

表 2 位置 1~4 点云配准精度对比

Tab. 2 Comparison of cloud registration accuracy at position 1~4

		X 轴误差/m	Y 轴误差/m	航向误差/(°)
位置 1	本文算法	0.02	0.04	0.3
	SAC-IA	1.16	1.37	2.6
	SAC+ICP	0.03	0.04	0.5
位置 2	本文算法	0.07	0.08	0.3
	SAC-IA	1.2	3.36	2.1
	SAC+ICP	0.14	0.02	0.7
位置 3	本文算法	0.07	0.06	0.3
	SAC-IA	1.22	0.71	5.3
	SAC+ICP	0.13	0.03	0.3
位置 4	本文算法	0.08	0.09	0.2
	SAC-IA	2.74	1.28	2.0
	SAC+ICP	0.02	0.06	0.3
平均误差	本文算法	0.06	0.07	0.3
	SAC-IA	1.58	1.68	3.0
	SAC+ICP	0.08	0.04	0.5

传统算法在解算位置 5、6、7、8 处位姿的过程中,产生了错误解算(如表 3 所示)。这表明传统算法在特征区分度较小的大场景空间环境中容易产生局部最优问题。而在该情况下,本文算法依旧保持了较高的定位精度。

表 3 位置 5~8 点云配准精度对比

Tab. 3 Comparison of cloud registration accuracy at position 5~8

		X 轴误差/m	Y 轴误差/m	航向误差/(°)
位置 5	本文算法	0.04	0.09	0.3
	SAC-IA	2.74	16.3	185.0
	SAC+ICP	1.23	15.24	188.6
位置 6	本文算法	0.09	1.0	0.1
	SAC-IA	23.83	15.48	188.3
	SAC+ICP	23.29	14.12	182.2
位置 7	本文算法	0.08	0.07	0.05
	SAC-IA	24.33	1.61	175.7
	SAC+ICP	23.62	2.28	177.7
位置 8	本文算法	0.08	0.08	0.5
	SAC-IA	24.25	17.96	175.3
	SAC+ICP	22.73	19.3	179.3
平均误差	本文算法	0.07	0.07	0.3
	SAC-IA	18.79	10.63	181.1
	SAC+ICP	17.72	12.74	182.0

(3) 计算效率对比分析

本文算法与 SAC-IA 算法计算时间统计如表 4 所示。

表 4 计算效率对比

Tab. 4 Computational efficiency comparison

	位置 1	位置 2	位置 3	位置 4
本文算法用时/s	3.0	3.1	3.1	3.1
SAC-IA 用时/s	11.9	10.0	10.8	10.5
SAC+ICP 用时/s	16.4	14.3	15.2	15.3
	位置 5	位置 6	位置 7	位置 8
本文算法用时/s	3.1	3.0	3.1	3.1
SAC-IA 用时/s	11.1	10.4	11.3	10.1
SAC+ICP 用时/s	16.0	14.1	14.8	14.8

由表 4 可得,本文算法的平均用时为 3.1s, SAC-IA 算法的平均用时为 10.8s, SAC+ICP 算法的平均用时为 15.1s。所以在仿真实验中,本文算法的计算效率约是 SAC-IA 算法的 3.5 倍,是 SAC+ICP 算法的 5 倍。相较于传统算法,本文算法减少了特征提取的数量,在位姿求解过程中,本文算法使用线性最小二乘算法取代了传统算法位姿解算中采用的非线性最小二乘算法,无需迭代求取最优解,从而提高了计算效率。

3.2 室内结构化场景模拟试验验证

实验环境及实验器材如图 6 所示。



图 6 实验环境

Fig. 6 Experimental environment

实验器材包括:

1) 8 个高速摄像头组成的动态捕捉系统,为本文实验提供位姿基准(cm 级精度);

2) VLP-16 三维激光雷达。

计算平台与仿真实验相同。实验设计如图 7 示。

其中, P_0 表示地图构建原点, P_i 表示激光雷达数据采集点,各点箭头表示雷达在该点处 x 轴指向,黑色十字星表示动态捕捉系统的高速摄像头位置。

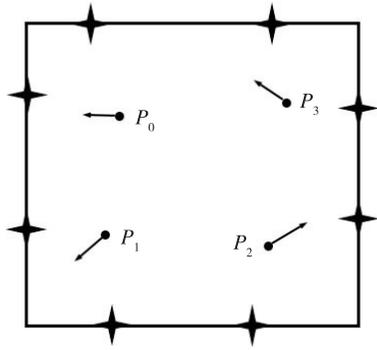


图7 数据采集示意图
Fig.7 Data acquisition point

(1) 地图点云预处理
构建的实验环境地图如图8所示。

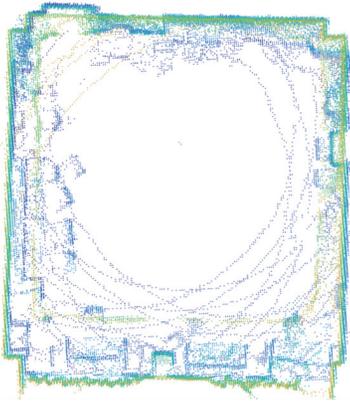


图8 地图点云
Fig.8 Map point cloud

由于室内环境噪点较多且点云中地面点较少,适当调大特征区间数量 m , 将其设定为 10, 保留平面数量 k 为 4, 通过本文算法对地图点云进行平面

分割(如图9所示)。由图9可见,在实际环境中,本文算法对点云进行了较为精准的分割。



(a)分割后地图点云



(b)分割点云俯视图

图9 地图点云预处理
Fig.9 Map point cloud preprocessing

(2)配准精度对比分析

传统算法的点云配准结果与本文算法的点云分割及配准结果如表5所示,其中,绿色点云为地图点云,红色点云为各点位的数据采集点云。

表5 点云配准对比

Tab.5 Point cloud registration comparison

	原始点云	SAC-IA 配准	SAC+ICP 配准	点云分割俯视图	分割点云图	本文算法配准
位置1						
位置2						
位置3						

由表 5 可见,经本文分割算法处理后得到的平面点质量较高,其具体的点云配准精度对比分析如表 6 所示。

表 6 点云配准精度对比

Tab. 6 Comparison of point cloud registration accuracy

		X 轴误差/m	Y 轴误差/m	航向误差/(°)
	本文算法	0.12	0.08	0.4
位置 1	SAC-IA	1.66	3.05	184.2
	SAC+ICP	1.87	2.78	180.5
	本文算法	0.07	0.09	0.3
位置 2	SAC-IA	0.52	0.14	2.3
	SAC+ICP	0.07	0.03	0.4
	本文算法	0.09	0.14	0.6
位置 3	SAC-IA	0.23	0.32	5.7
	SAC+ICP	0.13	0.03	0.1

由表 6 可得,在实际环境中,本文算法与 SAC+ICP 组合算法精度相当。然而,传统算法在位置 1 处陷入了局部最优解,产生了错误的导航解算方向,在该情况下本文算法仍保持了较高的解算精度。

(3) 计算效率对比分析

本文算法与传统算法计算时间统计如表 7 所示。

表 7 计算效率对比

Tab. 7 Computational efficiency comparison

	位置 1	位置 2	位置 3
本文算法用时/s	1.8	1.7	1.8
SAC-IA 用时/s	7.1	6.7	7.2
SAC+ICP 用时/s	9.3	8.5	8.9

由表 7 可得,本文算法的平均用时为 1.8s, SAC-IA 算法的平均用时为 7.0s, SAC+ICP 算法的平均用时为 8.9s。因此,在实地实验中,本文算法的计算效率约是 SAC-IA 算法的 3.9 倍,是 SAC+ICP 算法的 5 倍,与仿真环境中计算效率结果一致。

4 结论

针对传统点云位姿初始化算法计算量大、易陷入局部最优的问题,本文提出了一种面向大型结构化场景的点云位姿初始化方法。结合封闭环境空间模型的特点,对面特征提取、特征关联、位姿解算策略进行了研究。通过 Gazebo 仿真与室内结构化

场景进行验证,可以得到如下结论:

1) 本文利用结构化环境特点,采用空间模型化思想进行点云特征配准,避免了无人系统位姿初始化过程中的局部最优问题,并且具有较高的位姿解算精度;

2) 不同于传统基于迭代的优化方法,本文采用线性最小二乘进行位姿求解,提高了算法的计算效率。

参考文献

- [1] Zhu Y, Xue B, Zheng L, et al. Real-time, environmentally-robust 3D LiDAR localization [C]// Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques. IEEE, 2019.
- [2] Egger P, Borges P V K, Catt G, et al. PoseMap: lifelong, multi-environment 3D LiDAR localization [C]// Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems. IEEE, 2018: 3430-3437.
- [3] Pfrunder A, Borges P V K, Romero A R, et al. Real-time autonomous ground vehicle navigation in heterogeneous environments using a 3D LiDAR [C]// Proceedings of 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2017: 2601-2608.
- [4] 侯彬, 金尚忠, 王赞, 等. 点云配准方法在粗配准中的比较[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081502.
Hou Bin, Jin Shangzhong, Wang Yun, et al. Comparison of the point cloud registration methods in coarse registration[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081502(in Chinese).
- [5] 李鹏, 邢帅, 李瑾, 等. 基于虚拟特征点的三维激光点云粗配准算法[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(4): 430-439.
Li Peng, Xing Shuai, Li Jin, et al. Three-dimensional laser point cloud coarse registration algorithm based on virtual feature points[J]. Journal of Earth Information Science, 2018, 20(4): 430-439(in Chinese).
- [6] Liu W H, Li Z H, Zhang G, et al. Adaptive 3D shape context representation for motion trajectory classification[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(14): 15413-15434.
- [7] Xi W. Rigid 3D point cloud registration based on point feature histograms [C]// Proceedings of 2nd International Conference on Machinery, Electronics and

- Control Simulation (MECS). 2017: 553-560.
- [8] 张哈, 康国华, 张琪, 等. 基于改进 SAC-IA 算法的激光点云粗配准[J]. 航天控制, 2019, 37(5): 67-74.
Zhang Han, Kang Guohua, Zhang Qi, et al. Laser point cloud coarse registration based on improved SAC-IA algorithm[J]. Aerospace Control, 2019, 37(5): 67-74(in Chinese).
- [9] Dong Z, Liang F X, Yang B S, et al. Registration of large-scale terrestrial laser scanner point clouds: a review and benchmark[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 163: 327-342.
- [10] 张晓, 张爱武, 王致华. 基于改进正态分布变换算法的点云配准[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(4): 96-105.
Zhang Xiao, Zhang Aiwu, Wang Zhihua. Point cloud registration based on improved normal distribution transform algorithm[J]. Advances in Laser and Optoelectronics, 2014, 51(4): 96-105(in Chinese).
- [11] 陈春旭, 漆钰晖, 朱一帆, 等. ICP 配准算法的影响因素及评价指标分析[J]. 导航定位与授时, 2018, 5(5): 67-72.
Chen Chunxu, Qi Yuhui, Zhu Yifan, et al. The analysis of influence factors and evaluation indexes on ICP algorithm[J]. Navigation Positioning and Timing, 2018, 5(5): 67-72(in Chinese).
- [12] Ochmann S, Vock R, Klein R, et al. Automatic reconstruction of fully volumetric 3D building models from oriented point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 151: 251-262.
- [13] Oesau S, Lafarge F, Alliez P. Indoor scene reconstruction using feature sensitive primitive extraction and graph-cut[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 90: 68-82.
- [14] 汤慧, 周明全, 耿国华. 基于扩展的点特征直方图特征的点云匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(24): 203-210.
Tang Hui, Zhou Mingquan, Geng Guohua. Point cloud registration algorithm based on extended point feature histogram feature [J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2019, 56(24): 203-210(in Chinese).
- [15] 李新春, 闫振宇, 林森, 等. 基于邻域特征点提取和匹配的点云配准[J]. 光子学报, 2020, 49(4): 255-265.
Li Xinchun, Yan Zhenyu, Lin Sen, et al. Point cloud registration based on neighborhood characteristic point extraction and matching [J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(4): 255-265(in Chinese).
- [16] 蔡玉良, 向林浩, 何洪磊, 等. 面向船舶检验的无人机关键技术解决方案[J]. 船海工程, 2020, 49(1): 10-14.
Cai Yuliang, Xiang Linhao, He Honglei, et al. Key technology solution of unmanned aerial vehicle for ship survey[J]. Ship & Ocean Engineering, 2020, 49(1): 10-14(in Chinese).

(编辑:李瑾)