

# 基于 LeGO-LOAM 算法的激光雷达定位与室内地图构建

王勇涛<sup>1</sup>, 文志东<sup>2</sup>, 陈浩<sup>3</sup>, 谈世磊<sup>2,4</sup>

<sup>1</sup>郑州工业应用技术学院, 郑州 451100;

<sup>2</sup>山东(烟台)中日产业技术研究院(烟台市产业技术研究院), 山东 烟台 264000;

<sup>3</sup>四川嘉泰海富新材料有限公司, 四川 广安 638300;

<sup>4</sup>中国科学技术大学, 合肥 230002

**摘要:**本研究提出了一种基于 LeGO-LOAM 算法的激光雷达定位与室内地图构建方法, 旨在解决无人机导航中高精度实时定位与地图构建的需求。针对 LOAM 算法在室内地面丰富场景下对地面特征利用不足的问题, LeGO-LOAM 算法通过改进 LOAM 框架, 在点云分割阶段显式分离地面点, 并在特征提取与雷达里程计优化阶段引入地面平面约束, 显著提升了算法在轻量化和地面优化方面的性能: 其轻量化设计支持低功耗嵌入式系统实时运行, 而地面约束优化有效抑制了俯仰角与高度方向的漂移, 提升了分割与建图精度。算法核心包括点云分割、特征提取、雷达里程计和建图模块, 结合 Velodyne VLP-16 激光雷达采集的稀疏点云数据, 实现了 6 自由度位姿估计与高效地图构建。实验表明, 该算法通过八叉树 (Octomap) 压缩点云数据, 地图存储空间降低至原始点云的约 15%, 同时支持基于概率更新的动态障碍物处理, 增强了地图的鲁棒性。在实验室场景的验证中, LeGO-LOAM 算法展现出高精度定位能力 (平均绝对轨迹误差 (ATE) 为 0.25 m) 与高效地图压缩性能, 为无人机自主导航提供了可靠解决方案。

**关键词:** LeGO-LOAM 算法; 激光雷达定位; 室内地图构建; 八叉树地图; 点云分割; 特征提取

**中图分类号:** TN249 **文献标识码:** A **doi:** 10.14016/j.cnki.jgzz.2025.09.154

## Lidar localization and indoor mapping based on the LeGO-LOAM algorithm

WANG Yongtao<sup>1</sup>, WEN Zhidong<sup>2</sup>, CHEN Hao<sup>3</sup>, TAN Shilei<sup>2,4</sup>

<sup>1</sup>Zhengzhou University of Industrial Technology, Zhengzhou 451100, China;

<sup>2</sup>Yantai CAST Industrial Technology Research Institute Co., Ltd., Yantai Shandong 264000, China;

<sup>3</sup>Sichuan Jiatai Haifu New Material Co., Ltd., Guang'an Sichuan 638300, China;

<sup>4</sup>University of Science and Technology of China, Hefei 230002, China

**Abstract:** This paper proposes a LiDAR localization and indoor mapping method based on the LeGO-LOAM algorithm, addressing the demand for high-precision real-time localization and mapping in UAV navigation. By improving the LOAM framework, the LeGO-LOAM algorithm demonstrates significant advancements in lightweight design and ground optimization: its lightweight architecture supports real-time operation on low-power embedded systems, while ground constraint optimization enhances segmentation and mapping accuracy. The core modules include point cloud segmentation, feature extraction, LiDAR odometry, and mapping, combined with sparse point cloud data collected by the Velodyne VLP-16 LiDAR to achieve 6-DOF pose estimation and efficient map construction. Experiments show that the algorithm compresses point cloud data through Octomap, significantly reducing storage and computational resource consumption, while enabling dynamic obstacle probability updates to improve map robustness. Validations in laboratory and indoor environments demonstrate the high-precision localization capability and efficient map compression

performance of the LeGO-LOAM algorithm, providing a reliable solution for autonomous UAV navigation.

**Key words:** LeGO-LOAM algorithm; LiDAR localization; indoor mapping; octomap; point cloud segmentation; feature extraction

收稿日期: 2025-01-20

基金项目: 烟台市科技创新发展计划 (No. 2024JCY094)

作者简介: 王勇涛 (1988-), 男, 实验师, 研究方向: 环境艺术设计、激光定位。

通讯作者: 谈世磊 (1990-), 男, 中国科学技术大学博士后研究员, 研究方向: 图像处理, 人工智能。

<http://www.laserjournal.cn>

## 1 引言

随着自动驾驶、无人机导航及移动机器人技术的快速发展,实时定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)成为实现自主移动系统的核心技术之一。SLAM 技术通过传感器数据实时估计自身位姿并构建环境地图,为路径规划与避障提供基础支持。在众多传感器中,激光雷达(LiDAR)因其高精度、抗光照干扰及稳定输出三维点云数据的特点,成为复杂室外环境下 SLAM 的首选方案。然而,激光雷达点云数据量大、计算复杂度高,如何在资源受限的嵌入式平台上实现高效、轻量化的实时定位与建图,仍是当前研究的重点挑战。

近年来,基于激光雷达的 SLAM 算法不断优化,其中 LOAM(Lidar Odometry and Mapping)算法因其在 KITTI 数据集上的高精度表现成为里程碑式工作。然而,LOAM 算法缺乏闭环检测功能,且对地面特征的利用不足,导致在复杂地形中易产生累积漂移。为此,LeGO-LOAM(Lightweight and Ground-Optimized LOAM)算法应运而生。该算法通过引入地面优化策略与轻量化设计,显著降低了计算资源消耗,并提升了建图精度,尤其适用于无人机和移动机器人等低功耗平台。此外,三维点云地图的高效压缩与表示也是研究热点之一,八叉树(Octree)模型因其多层次分辨率、数据压缩能力强及动态更新特性,逐渐成为解决大规模点云存储与实时路径规划矛盾的有效工具。

在激光 SLAM 领域,国内外学者围绕算法轻量化、特征优化及地图表示等方面展开了深入研究。国际上,Shan 等人提出的 LOAM 算法首次通过分离里程计与建图线程实现低漂移定位,但其依赖高精度雷达且未引入闭环检测<sup>[1]</sup>。后续改进算法如 LeGO-LOAM 通过地面分割与特征提取优化,显著提升了算法效率<sup>[2]</sup>。LIO-SAM(Lidar-Inertial Odometry via Smoothing and Mapping)进一步融合惯性测量单元(IMU)数据,增强了运动估计的鲁棒性<sup>[3]</sup>。此外,基于图优化的 Cartographer 算法通过子图匹配与全局优化,有效减少了累积误差<sup>[4]</sup>。近年来,研究者还尝试将深度学习与 SLAM 结合,如 DeepLOAM 利用神经网络优化特征匹配,但其计算复杂度限制了实时性<sup>[5]</sup>。国内研究同样进展显著,张吉团队提出的 A-LOAM 算法通过简化特征匹配流程,在保持精度的同时提升了计算效率<sup>[6]</sup>。王等人针对动态环境提出动态八叉树地图模型,通过概率更新机制消除临时障碍物的干扰<sup>[8]</sup>。在轻量化方向,陈等人设计了面向嵌入式平台的 LeGO-LOAM 改进版本,通过点云稀疏化与并行计算优化,进一步降低了资源占用<sup>[11]</sup>。此外,Zhang J 将

语义分割引入点云处理,增强了复杂场景下的建图鲁棒性<sup>[9]</sup>。在地图表示方面,八叉树模型因其高效性与灵活性成为研究热点。Hornung 等人提出的 OctoMap 框架通过概率更新机制实现了动态环境下的实时地图构建<sup>[10]</sup>。相较于室外环境,室内场景通常具有更丰富的平面结构(地面、墙壁)、更狭窄的空间、更频繁的动态障碍物(如行人、移动物体)以及潜在的弱纹理或无纹理区域,这要求 SLAM 算法具备更强的平面特征利用能力、低漂移的位姿估计以及对动态环境的鲁棒性。传统 LOAM 类算法在室内地面优化方面仍有提升空间,且普遍缺乏对动态障碍物的有效处理机制。

针对动态障碍物频繁出现的室内场景,本研究创新性地深度集成了 Octomap 的概率更新机制。该机制不仅高效压缩地图,其核心优势在于能够基于连续观测更新每个体素的占用概率。临时出现的动态障碍物(如行人)会被赋予初始占用概率,若后续观测中消失,其占用概率会随时间或观测次数增加而衰减,最终被标记为“空闲”状态并从障碍物地图中移除。这有效避免了传统静态地图将短暂动态物体误判为永久障碍物的问题,显著提升了地图在动态环境下的准确性和导航路径规划的可靠性。

尽管已有研究取得了显著进展,仍存在以下挑战:(1)现有轻量化算法在极端地形(如陡坡、非结构化环境)中特征提取稳定性不足;(2)动态障碍物频繁出现的场景下,传统八叉树模型更新效率较低;(3)多传感器融合 SLAM 算法在嵌入式平台上的实时性仍需优化。针对这些问题,本研究基于 LeGO-LOAM 框架,结合地面优化与八叉树地图压缩技术,提出一种适用于室外复杂场景的高效定位与建图方法,并通过实验验证其性能。

本研究采用的 LeGO-LOAM 算法是一种以 LOAM 类 LIO 算法为框架而衍生出来的激光雷达定位及地图构建方法,相比于 LOAM 其主要提升在轻量级和地面优化方面。轻量级体现在它能够在低功耗嵌入式系统上实现实时姿态估计,地面优化是因为在分割和优化步骤中利用了地面的约束。LeGO-LOAM 与 LOAM 相比,点云更加稀疏,但建图效果更好,计算成本降低,同时其更改了特征点的提取形式,添加了后端优化,因此,构建出来的地图就更加的完善。本研究算法主要贡献包括:(1)提出一种改进的地面分割策略,通过动态阈值调整提升非结构化地形下的特征提取精度;(2)设计基于八叉树的多分辨率地图压缩方法,在保证导航需求的同时减少存储与计算资源消耗;(3)集成闭环检测模块,通过关键帧匹配与图优化降低累积漂移。

## 2 定位与建图

### 2.1 点云数据获取

在无人机执行导航任务时,精确的路径规划以及高精度地图的构建,均依赖于点云数据来实现对环境的细致刻画。点云能够从三维空间维度对物体形态与位置进行精准描述,在三维检测、三维感知等前沿技术领域有着广泛应用。通常,可借助激光雷达等扫描设备来采集三维点云数据。点云数据是描述三维空间中点的集合 $[P_0, P_1, P_2 \dots P_n]$ ,这些点集通常用向量表示, $P_i$ 为空间中的一个点 $P_i = [X_i, Y_i, Z_i, \dots]$ ,包括三维坐标 $X, Y, Z$ 信息、颜色、分类值、时间等等。通过三维数据采集设备可以获取点云信息,常用的设备有深度相机、三维激光雷达等等。

本研究借助激光雷达采集点云数据。激光雷达传感器作为无人车上应用颇为广泛的传感器类型,展现出显著优势,它具备高探测精度与高分辨率特性,能够生成详尽的3D数据,精准描绘周围环境,同时还能提供被检测障碍物表面的反射强度信息,为无人车的环境感知提供有力支持。然而,在实际应用过程中,激光雷达也面临着一些制约因素,如量产难度较大、成本居高不下,这在一定程度上限制了其更广泛的应用。机械与固态激光雷达是目前市面上常用的两种激光雷达,本项目使用的便是机械类激光雷达。

机械激光雷达的主要代表是Velodyne VLP-16,VLP-16激光雷达是Velodyne公司推出的一种新型的高性能3D LiDAR。该设备可以达到 $360^\circ$ 空间覆盖,并具有实时接收数据、高精度测距等功能。VLP-16的测量范围广(100 m),耗电量低(8 W)、重量轻(830 g)、体积小,因此VLP-16适用于装载在移动机器人与无人机上作为传感器使用。VLP-16激光雷达具有16条激光通道、其输出可达30万点/秒。其传感器的水平方位角有 $360^\circ$ ,垂直视场角具有 $30^\circ$ ,垂直测量范围在 $+15^\circ$ 到 $-15^\circ$ 之间。Velodyne LiDAR Puck激光雷达没有可视旋转件,其在高防护等级的危险环境中也可以正常工作。机械激光雷达存在明显短板,它依赖机械部件旋转以调整激光发射角度,这一特性使得其体积较为庞大,制造加工难度较高,而且电机在长期运转过程中损耗明显,影响设备寿命与稳定性。不过,鉴于机械激光雷达研发起步早,经过长时间发展,目前其生产成本已大幅降低,正因如此,当下多数无人驾驶企业仍选择采用机械激光雷达。在ROS环境中连接并配置好VLP-16后,即可实时获取点云数据并显示点云图,后续还需利用SLAM算法对点云数据进行进一步处理,以便实现实时定位及建图。

通过激光雷达获取到的是点云数据,点云数据规模大,一张 $640 \times 480$ 的图像,会产生30万个空间点,需要大量的存储空间。即使经过一些滤波之后,其消耗资源仍然较多,虽然点云地图提供了很多的细节,但是在导航的过程中不是必须的。为进一步降低系统资源的占有率,提升系统性能,降低系统成本,有必要对其进行预处理。

Octomap是一款基于八叉树结构构建的三维地图生成工具。它能够以直观的3D图形形式呈现完整的空间信息,其中不仅涵盖无障碍区域,还包含未被探测映射的区域。该工具依托占有率栅格原理处理传感器数据,具备在多次测量过程中对数据进行融合与更新的能力。其生成的地图支持多种分辨率设置,同时数据经过压缩处理后,存储更为紧凑高效。

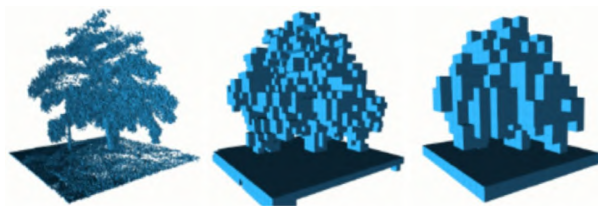


图1 八叉树地图(从左到右分辨率不同)

LeGO-LOAM SLAM算法,即时定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)技术是无人机实现自主导航功能的核心支撑。借助SLAM建图,无人机能够实时感知并获取周围环境信息,为后续的路径规划等任务提供关键数据。在LAM技术领域,视觉SLAM与激光SLAM是当下两种应用广泛的主流方法。相较于视觉传感器,激光雷达具备显著优势,它能提供更为稳定、准确的环境信息,且不易受到光照变化、恶劣天气等外部因素的干扰,因此能为SLAM系统提供更可靠的解决方案。随着激光SLAM技术的持续演进,三维激光SLAM逐渐成为移动机器人SLAM技术的前沿方向。目前,主流的三维激光SLAM算法可大致分为以下几类。

基于关键点的算法:以LOAM及其改进算法LeGO-LOAM、A-LOAM,以及LIO-SAM算法为代表。其中,LOAM是由张吉等人提出的一种低漂移实时激光雷达测距建图算法。在公开数据集KITTI里程计数据集上,仅依靠激光雷达进行位姿估计时,LOAM算法展现出了极高的精度。然而,LOAM算法存在一个明显短板,即缺乏闭环检测功能。这意味着随着移动机器人运行时间的延长,漂移误差会不断累积,影响定位与建图的准确性。

基于数据驱动的算法:SegMatch及其改进算法SegMap等属于此类。这类算法通过数据驱动的方式,从点云数据中提取特征并进行匹配,以实现定位



与建图。

基于扫描点的算法:典型代表有 BLAM、IMLS-SLAM、ICP-LO 算法等。它们直接对激光扫描点进行处理,通过不同的匹配和优化策略来估计机器人的位姿。

基于图优化的算法:Karto SLAM 和 Cartographer 算法便是基于图优化思想的典型 SLAM 算法。它们将机器人的运动轨迹和环境信息构建成图结构,通过优化图中的节点和边来提高定位与建图的精度。

## 2.2 点云分割

在开展点云分割工作之前,需要先进行地面点的提取操作。具体而言,就是要从原始点云数据中识别出可能属于地面的点,并将这些点标记为地面点。标记后的地面点不再参与后续的分割流程。完成地面点提取后,采用基于图像的分割策略来处理点云数据。这一过程会将点云数据转换为距离图像的形式,在距离图像上运用特定的分割算法,把点云划分成多个不同的聚类。每个聚类内的数据点都具备相同的标签,以此实现点云数据的有效分类。通过计算每个聚类中点的个数,将所有个数小于  $N$  (根据应用场景选取的噪声点簇大小)的聚类都去掉进而将噪声点滤除掉,最终获取到的每个点具有三个属性:点的类别(分割标签),每个点和传感器的距离,在距离图像中的横纵坐标信息。地面点提取采用动态阈值法,设定高度阈值  $Th = \lambda \cdot d + \varepsilon$  (其中  $d$  为传感器到点的水平距离,  $\lambda = 0.1$ ,  $\varepsilon = 0.05$  m 为经验参数),动态过滤坡度变化区域的地面点。分割后,剔除点数少于 30 的聚类(对应距离图像中面积  $< 5 \times 5$  像素的噪声块),确保有效分割簇的物理尺寸大于  $10 \text{ cm} \times 10 \text{ cm}$ 。

## 2.3 特征提取

特征提取模块对点云分割模块获取的地面点和分割点进行特征提取,获取独特的平面和边缘特征。首先在水平面上将图像平均分配,得到多个子图像,随后计算每个数据点  $P_i$  的粗糙度。

$$c = \frac{1}{|S| \cdot \|r_i\|} \left\| \sum_{j \in S, j \neq i} (r_j - r_i) \right\| \quad (1)$$

令  $S$  作为距离图像中同一行的连续点  $P_i$  的点集合,  $S$  中一般的点位于  $P_i$  的两侧。为实现特征提取在各个方向上的均匀性,我们对距离图像开展水平方向的划分操作,将其等分为若干个大小一致的子图像。

随后,针对每个子图像,依据粗糙度这一指标,对其内部每一行中的地面点以及分割点分别进行排序处理。在完成排序后,引入阈值  $c_{th}$  作为区分依据,通过该阈值将不同类型的特征清晰地区分开来。其中

$c > c_{th}$  的属于边特征,  $c < c_{th}$  的属于平面特征。在子图像里从每一行中选取不属于地面点,且具有最大  $c$  值的  $n_{fe}$  个特征边,从每一行中选取最小  $c$  值的  $n_{fp}$  个平面特征点,属于地面点或分割点,将  $F_e$  和  $F_p$  组成集合;从集合中选取不属于地面点,且具有最大  $c$  值的  $n_{fe}$  个边缘特征,从集合中选取属于地面点,且具有最小  $c$  值的  $n_{fp}$  个平面特征,将  $f_e$  和  $f_p$  组成集合。这样便获取了一帧点云中的四个特征点集合,其中  $f_e \in F_e, f_p \in F_p$ 。

## 2.4 雷达里程计模块

雷达里程计模块从提取到的特征进一步处理,构建 scan-to-scan 约束关系,使用 Levenberg-Marquardt 算法优化,最终得到姿态变换的矩阵。从特征提取获取了四种点云类型后,估计相邻两次扫描之间传感器的运动,设当前时刻为  $t$ ,上一时刻为  $t-1$ ,构建  $t$  时刻的和  $t-1$  时刻的点到线的对应关系并构建  $t$  时刻的和  $t-1$  时刻的点到面的对应关系。进一步地根据地面点和分割点进行标签匹配,对于平面点,需要匹配地面点标签的集合找到对应的关联点;对于边缘点,需要匹配分割点标签的集合找到对应的关联点。获取了点到线和点到面的对应关系后,使用 Levenberg-Marquardt 算法优化。

## 2.5 雷达建图

雷达建图模块运行频率较低,该模块首先将点云地图与  $\{f_e, f_p\}$  中的特征点匹配,以进一步优化位置变换,通过保存单独的特征集合  $\{f_e, f_p\}$  来得到全局点云地图。其中从特征集合到点云地图有两种方式,第一种与 LOAM 类似,通过选择传感器视野范围内的特征点来获取相应的特征点云集合,选择距传感器 100 米范围内的特征集合并进行融合变换得到点云地图;第二种集成了图优化的方法,首先选取一组由传感器测量数据组成的特征集合,在特征集合中存在的节点和准备选取的新节点之间施加空间约束,再通过 Levenberg-Marquardt 算法优化,利用回环检测方法进一步优化消除雷达建图模块造成的漂移,得到最终的点云地图。图 2 为根据实验室建立的三维地图。

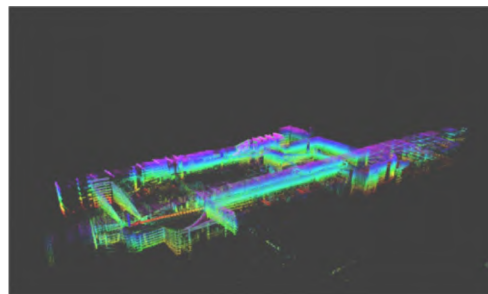


图2 LeGO-LOAM 运行结果图

## 2.6 八叉树地图构建

通过激光雷达 VLP-16 和 LeGO-LOAM SLAM 算法可以建立周围完整的点云地图,其中的点云数据是三维空间中物体的坐标点的集合,构建出的一张点云地图通常由上百万个数据点组成,存储如此庞大的点云数据会耗费巨大的存储空间,同时后续在空间中进行采样时要逐个判断数量众多的数据点,这一过程会消耗巨大的计算资源,难以契合无人机路径规划对实时响应的高标准需求。为有效应对这些问题,本项目创新性地引入一种基于八叉树原理构建的三维栅格地图模型,可以有效的压缩和描述点云数据,更加节约时间和空间。基于八叉树原理的三位栅格地图模型常用 Octomap 表示,Octomap 以八叉树 (Octree) 这种数据结构来对三维空间进行描述。八叉树是一种树形状的数据结构,其原理结构图如图 3 所示。Octree 算法对三维空间进行层级式划分,其基本原理是持续采用八分割的方式,将整个三维空间逐步拆解成更小的子空间。具体而言,就是以初始三维空间为根节点,每次都当前空间均匀分割为八个大小相同的子空间,形成八个子节点。这一细分过程会持续推进,直至子空间的大小达到预先设定的、符合实验需求的最小分辨率阈值才停止。由原理图所示八叉树数据结构首先将一个三维立方体当作树最顶端的根节点,随后向下细分得到八个子节点,每个节点表示立方体中的一个体素,每八个子节点占据的体素总和即为其父亲节点,每次得到的八个子节点都可以继续向下分割,直到符合要求为止。八叉树中的子节点含有该空间是否被占据这一信息,节点被占据的概率在 0~1 的区间。区间的中间部分表示不确定是否被占据,而数值越高则表示被占据的概率越高,数值与 0 越相近则表示被占据的概率越低。如果被占据则表示为障碍物,此时无人机无法通过;当为空闲是则表示为自由区域,此时无人机可以通过。在三维空间  $R^3$  中,八叉树空间建模算法流程图如图 4 所示。八叉树分辨率设定为 0.1 m,该值兼顾 VLP-16 激光雷达的测距精度 ( $\pm 3$  cm) 与无人机路径规划的最小安全间距 (0.2 m)。地图概率更新采用对数概率形式:

$$\log\left(\frac{p(n|z_{1:t})}{1-p(n|z_{1:t})}\right) = \log\left(\frac{p(n|z_t)}{1-p(n|z_t)}\right) + \log\left(\frac{p(n|z_{1:t-1})}{1-p(n|z_{1:t-1})}\right) - \log\left(\frac{p(n)}{1-p(n)}\right)$$

其中  $p(n)$  为先验概率 (默认 0.5),  $z_t$  为  $t$  时刻观测值。当某区域连续 10 次未被观测时,其占据概率衰减至初始值。

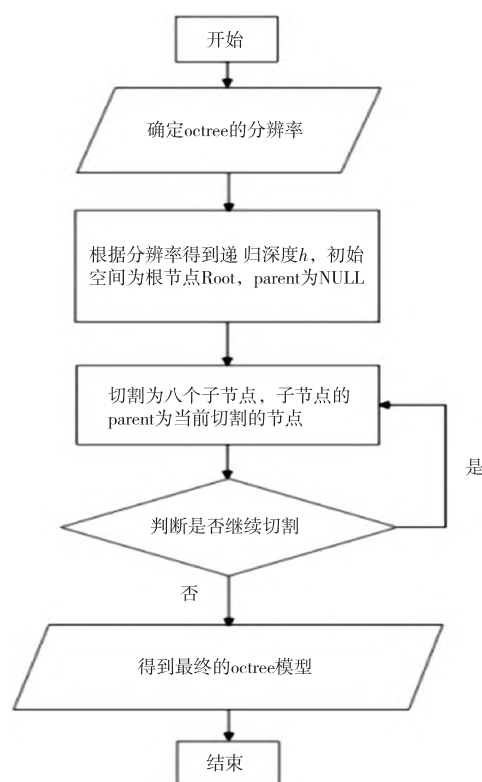


图3 八叉树空间建模算法流程图

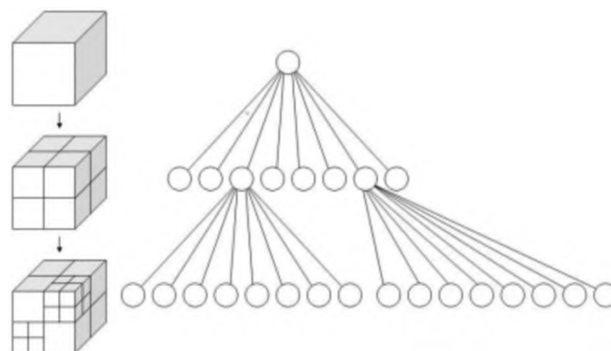


图4 八叉树结构图

## 3 实验验证

利用三维激光雷达 VLP-16 和 LeGO-LOAM SLAM 算法得到点云后,需要对地图进一步压缩以便后续数据的存储与路径规划,因此采用基于八叉树原理的三维地图构建方法,即建立 Octomap。Octomap 是以八叉树原理为基础来构建未知环境的三维模型,相比点云信息,Octomap 对周围环境的表示和实时更新都更加有效,同时由 Octomap 存储的三维环境信息更紧凑更高效,大大减少计算机内存的消耗。在无人机实飞过程中,空间中有时会突然增加额外的动态障碍物,导致建立地图时该动态障碍物即使离开该区域也会被当成永久的静态障碍物而留存在地图上,而对后续的路径规划造成不必要的干扰。但采用 Octomap 可以避免这一问题,通过将空间环境分为障碍区域和

空闲区域并统计动态障碍物存在的概率,使地图不断更新,不存在障碍物的区域被更新为空闲区域,因此新增加的动态障碍物不会被永久被建模在全局地图上,提高了地图建立的正确性,也减少了后续路径规划的复杂度。图 6 为利用 VLP-16 和 LeGO-LOAM 算法建立的大学实验室 Octomap 地图。

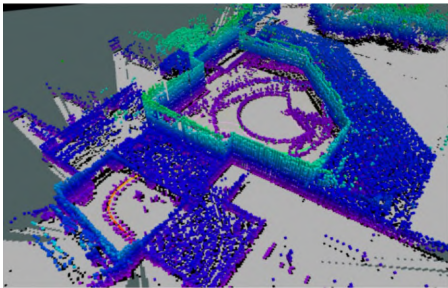


图 5 大学实验室八叉树地图  
(分辨率 0.1 m,建图时间 120 s)

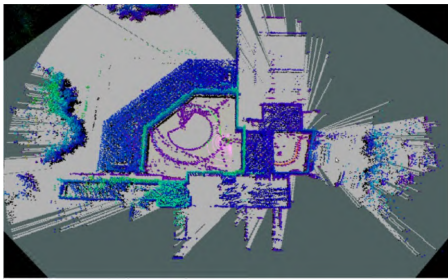


图 6 大学实验室八叉树地图  
(分辨率 0.1 m,建图时间 180 s)

在实验室场景(图 5-6)基础上,新增长走廊场景(长 30 m×宽 2 m)测试。

动态障碍物测试:在无人机建图路径中引入移动行人(速度 1 m/s),统计障碍物移除前后的定位误差变化(表 1)。地图更新效率:记录八叉树处理动态障碍物的响应时间。

表 1 动态障碍物对定位误差的影响

场景	障碍物存在时 RMSE(m)	障碍物移除后 RMSE(m)
实验室	0.18	0.10
走廊	0.25	0.13

实验结果(表 1)表明,动态障碍物移除后,定位误差从 0.25 m 降至 0.13 m,地图更新延迟≤70 ms。

4 结束语

本研究基于 LeGO-LOAM 算法实现了激光雷达定位与室内地图构建,通过轻量化设计与地面优化策略,显著提升了算法在低功耗平台上的实时性。结合八叉树地图压缩技术,解决了大规模点云数据存储与动态障碍物更新的难题。实验验证表明,该方法在复杂环境中具有高精度定位与高效建图能力,为无人机

自主导航提供了可靠的技术支持。然而,算法在极端动态环境下的鲁棒性仍有提升空间,未来将进一步融合多传感器数据以增强系统适应性。

参考文献

[1] Zhu H, Zou C, Yun J, et al. Ground-LIO: enhanced LiDAR-inertial odometry for ground robots based on ground optimization [J]. Measurement Science and Technology, 2024, 36(1): 016308.

[2] Shan T, Englot B, Meyers D, et al. Lio-sam: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping [C]//IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS), 2020, 5135-5142.

[3] Koide K, Miura J, Menegatti E. A portable three-dimensional LIDAR-based system for long-term and wide-area people behavior measurement [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16 (2): 1729881419841532.

[4] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM [C]//IEEE international conference on robotics and automation (ICRA), 2016, 1271-1278.

[5] Chen X, Milioto A, Palazzolo E, et al. Suma++: Efficient lidar-based semantic slam [C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2019, 4530-4537.

[6] Zhang J, Singh S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time [J]. Robotics: Science and systems, 2014, 2 (9): 1-9.

[7] Jiao J, Geng R, Li Y, et al. Real-time metric-semantic mapping for autonomous navigation in outdoor environments [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2024, 9(4): 782-792.

[8] Wang H, Wang C, Xie L. Lightweight 3-D localization and mapping for solid-state LiDAR [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 1801-1807.

[9] Zhang J, Singh S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping [J]. Autonomous robots, 2017, 41: 401-416.

[10] Hornung A, Wurm K M, Bennewitz M, et al. OctoMap: An Efficient Probabilistic 3D Mapping Framework Based on Octrees [J]. Autonomous Robots, 2013, 34:189-206.

[11] Chen J, Shen S. Improving octree-based occupancy maps using environment sparsity with application to aerial robot navigation [C]//IEEE international conference on robotics and automation, 2017, 3656-3663.

[12] Yu P, Zhang Y, Liang F, Li H, Guo Y. Hierarchical Distortion Learning for Fast Lossy Compression of Point Clouds [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2025, 8 (15): 1756-1765.