

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413047

# 基于直接法优化的激光点云室内轻量建图方法研究\*

郭凯, 李文海, 唐贞豪, 唐曦  
(海军航空大学 烟台 264001)

**摘要:**为满足室内服务机器人对高精度定位能力的需求,提出了基于直接法优化的激光点云室内轻量建图方法。该方法充分考虑了室内环境的结构化特征以及激光雷达的独特优势,首先通过点云滤波滤除地面点等冗余信息,随后将长点云序列基于VFH特征比对分割为多个片段,在每个片段内部采用NDT算法为配准提供初始估计,再基于像素亮度信息对位姿进行非线性优化,构建精确的局部地图;最后结合OPENGL多图层技术,拼接形成完整室内地图。为验证所提算法的准确性与性能,开发了专用的点云处理软件,并在实验楼的内部区域进行了试验。结果表明,在轻量化、低配置条件下,本算法所构建的地图与当前知名算法LIOSAM建图结果保持了高度的一致性。同时,地图相对误差被控制在1%以内,帧间运算平均耗时为95.8 ms,在体现高精度的同时维持了良好的实时性能,因而具有一定的实际应用潜力和价值。

**关键词:**激光点云;直接法;非线性优化;室内建图

**中图分类号:** TP242 TH74 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## Research on the indoor lightweight mapping method for laser point cloud based on the direct optimization approach

Guo Kai, Li Wenhai, Tang Zhenhao, Tang Xi  
(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** To fulfill the need for high-precision positioning capabilities of indoor service robots, this article proposes an indoor lightweight mapping method for laser point clouds based on direct optimization. This method fully considers the structural characteristics of indoor environments and the unique advantages of lidar. First, redundant information, such as ground points, is filtered out through point cloud filtering. Then, long point cloud sequences are segmented into multiple fragments. Inside each fragment, the NDT algorithm is used to provide an initial estimation for registration. Subsequently, nonlinear optimization of poses is conducted based on pixel brightness information to construct accurate local maps. Finally, combined with OPENGL's multi-layer technology, a complete indoor map is assembled. To evaluate the feasibility and performance of the proposed algorithm, a dedicated point cloud processing software is developed and tested in the internal areas of an experimental building. The results show that, under lightweight and low-configuration conditions, the map constructed by this algorithm maintains a high degree of consistency with the currently well-known algorithm LIOSAM. Meanwhile, the relative error of mapping is controlled within 1%, and the average computation time between frames is 95.8 milliseconds. While demonstrating high precision, it also maintains excellent real-time performance, thus exhibiting potential and value for practical applications.

**Keywords:** laser point cloud; direct method, nonlinear optimization; indoor mapping

## 0 引言

随着机器人设备的广泛应用,室内自主建图作为设

备行动的基础条件,也成为研究的热点。近年来激光扫描技术日益成熟,激光点云已广泛应用于自主导航、环境感知及虚拟现实等三维测绘与机器人技术领域<sup>[1-3]</sup>。在室内建图方面,激光点云数据凭借其高精度和高密度的

特性,已成为室内环境建图的关键信息来源<sup>[4-5]</sup>。文献[6-7]指出,通过激光雷达垂向多线扫描室内环境,可生成包含大量三维坐标点的数据集,精确反映室内有限空间中各物体的位置和形状信息,有效捕捉大量平面约束特征,实现对室内环境的细致刻画。此外,与传统的视觉传感器相比,激光雷达不受光线条件的影响,能够在室内亮度不足条件下稳定工作且能够提供物体三维扫描信息,从而使该项技术具有更广泛的适用性。

基于激光点云的室内建图技术经历了多年的发展,已经涌现出多种不同的方法。目前热门的研究方向之一为激光雷达与多种传感器数据相融合实现室内建图的理论。林子祥等<sup>[8]</sup>在 LeGO-LOAM 算法的基础上,实现了惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)与激光雷达紧耦合,可适用于餐厅、活动室等较大规模的室内场地建图;李春磊等<sup>[9]</sup>采用激光雷达、相机、IMU 和轮式里程计融合的思想实现了室内场景的稳定建图,其中雷达-IMU-里程计可快速构建地图几何结构并估计系统位置状态,而相机-IMU-里程计可剔除被遮挡或深度不连续的特征点。付林等<sup>[10]</sup>则针对大型室内场景高程特征退化的问题,提出了基于惯性/高度传感器信息辅助的三维激光雷达紧耦合方案,改进了传统配准算法策略,限制了耦合误差。

综上,基于多种传感器融合的激光点云室内建图,其主要思想为利用激光点云获取周围环境特征,由附加传感器提供额外的位姿信息来优化和辅助建图过程,提高建图精度。然而,如文献[7]所述,附加传感器的引入也会带来一系列问题:首先,附加传感器增加了系统的复杂性和成本,对于许多固定、单一的应用场景来说并不经济实用;其次,不同传感器之间的数据融合和校准是一个复杂且易出错的过程,往往某一传感器的不准确性即可导致最终建图效果不佳,同时建图误差的来源也难以定位;此外,附加传感器的数据处理和解析也需要额外算法支持,这将进一步增加建图系统的计算负担。由此可知,上述几方面问题对研究工作中的算法开发和并行优化难度均提出了挑战。

在室内相对紧凑且不存在过多动态因素的环境中,采用相对易集成的单一激光传感器轻量化建图方案也可能达到理想的效果。在这一方面,刘重男等<sup>[11]</sup>提出了低成本二维激光传感器室内移动建图方法,结合 Cartographer 配准思想中的相关性扫描匹配(correlative scan match, CSM)进行搜索,再用线性最小二乘法拟合场景结构线段,经多帧数据融合后实现室内自主建图;曹一波等<sup>[12]</sup>通过累积多帧历史点云形成局部地图,然后与当前点云数据进行点线迭代最邻近(point-to-line iterative closest point, PL-ICP)匹配,完成了室内 TSDF 建图算法;孙琪等<sup>[13]</sup>从在机器人系统(robot operation

system, ROS)分布式架构下,采用 Hector SLAM(simultaneous location and mapping)中扫描匹配算法获得机器人运动位姿,完成基于单线激光点云数据的建图过程。

由此可见,采用单一激光雷达在室内建图任务中也可展现一定的精确性,其建图方案多遵循由 CSM、ICP 等扫描匹配算法完成点云配准。然而,这一方案在室内环境中仍存在若干待完善之处:1)CSM 等算法在处理室内环境时,因点云细节丰富,不宜过度降采样,这导致 CSM 算法的对应关系搜索空间显著增大,计算复杂度急剧上升;ICP 算法原理简单较易实现,但其对初始位姿估计值依赖较大<sup>[14]</sup>,且在室内几何特征复杂的情况下,其准确匹配对应点的难度增加,延长了算法的运行时间<sup>[15-16]</sup>。2)在执行非线性优化时,室内环境具有丰富的纹理、结构、颜色变化,若仅依赖特征点间的距离误差进行优化,会忽视这些关键的视觉信息。3)从空间分布角度看,室内环境中的墙体、楼梯等垂向特征显著的目标对于地图构建和自主导航的路径规划至关重要;相比之下,地面、屋顶等横向分布的扫描点对路径规划的贡献较小;而现有研究方案往往未对地面等横向分布的点云进行有效滤除,而且存在重复扫描的情况,这使得点云配准和非线性优化过程可能过多地倾向于横向点的收敛,而忽视了更为关键的垂向特征点方向的误差减小。

针对以上问题,本文提出基于直接法优化的激光点云室内轻量建图方法。首先,通过滤波算法滤除无效的地面点云信息,从而降低了噪声和冗余数据对后续处理的影响。然后,基于视点特征直方图(viewpoint feature histogram, VFH)比对算法将长点云序列划分为多个片段,以间歇性地将积累漂移归零,省去了回环检测的步骤。在每个片段内部,选用正态分布变换(normal distributions transform, NDT)进行点云初步配准,可避免点云局部特征提取后进行复杂的特征匹配操作;再选用直接法基于帧间的点云像素亮度信息对状态估计值进行修正,可使室内环境各种几何、颜色特征充分体现在点云像素亮度信息中,从而更好地引导优化的方向。最后,采用了基于 OPENGL 映射的点云拼接策略,将序列片段的建图结果进行整合,生成完整、连续的点云地图。

## 1 方法设计

本文提出的建图方法,主要包含4个阶段,依次为:点云滤波、基于 VFH 比对的点云序列分割、基于直接法优化的点云运动状态估计以及地图与合并,其总体流程如图1所示,后文分别予以阐述。

### 1.1 点云滤波

在三维点云数据处理领域,点云滤波作为一项核心技术,在室内环境建模与分析中,对于提取有用信息、剔

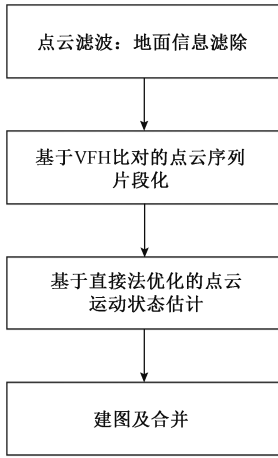


图1 本文所述建图方法总体流程

Fig. 1 The overall flowchart of the mapping method described in this article

除冗余特征如地面、屋顶等至关重要。本节旨在从复杂的室内点云数据中精确识别并滤除上述非必要元素,以优化后续处理流程与结果。文献[17]阐明,传统上可利用点云库中的标准化滤波工具,如直通滤波(pass through filter)、长方体裁剪滤波(crop box filter)等,来处理具有明确边界和固定特性的场景。然而,上述方法受限于其固定的参数设置,往往难以适应室内环境中地面高度随地形变化而波动的动态场景。因此,探索更为灵活与自适应的滤波算法成为当前研究的热点。针对这一挑战,当前已有多种高性能的点云地面分割方法展现出良好的应用前景,这些方法可大致归纳为以下3类,分别为地面平面拟合<sup>[18]</sup>、射线地面滤波<sup>[19-20]</sup>和城市道路滤波<sup>[21]</sup>。考虑算法实时性及室内环境较为平坦且障碍物固定,本文基于射线地面滤波算法,并对算法进行完善和调整,使其得以适用于屋顶的点云分布。具体流程如图2所示,其主要步骤为:

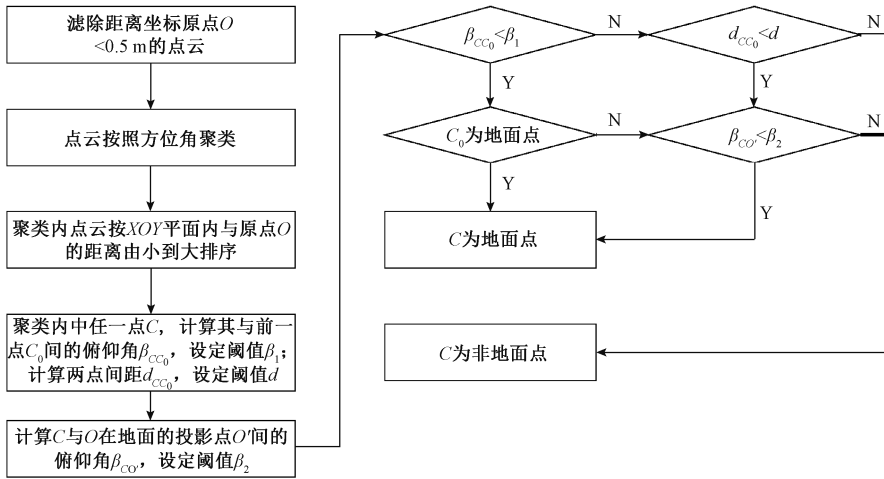


图2 点云滤波流程

Fig. 2 The process of point cloud filtering

1) 以激光雷达中心为坐标原点  $O$  建立空间直角坐标系  $O-XYZ$ , 其中  $XOY$  平面平行于水平面,  $Z$  轴垂直于  $XOY$  平面向上; 滤除与  $O$  间距  $< 0.5$  m 的点云, 以防止运动平台对建图造成的干扰;

2) 对于当前帧点云中的全部点, 逐一计算其在  $XOY$  平面的投影相对于  $Y$  轴正方向的方位角  $\alpha$  (若  $\alpha < 0$ , 则  $\alpha = \alpha + 2\pi$ )。设定角度分辨率  $\Delta\theta$ , 则全部点云将落入以  $O$  为中心的  $2\pi/\Delta\theta$  个角度区间之中, 即实现了点云按照  $\alpha$  完成聚类, 对于索引号为  $i$  的聚类, 记为  $\text{cluster}[i]$ , 如图 3(a) 所示;

3) 对  $\text{cluster}[i]$  中的各点, 计算其在  $XOY$  平面的投影相对于  $O$  的距离  $r$ , 并按照  $r$  由小到大进行排序, 排序后的聚类记为  $\text{cluster}'[i]$ ;

4) 测量激光雷达距离地面的高度  $b$ , 将  $O$  投影至地

面, 得到点  $O'(0, 0, -b)$ ; 设定两个阈值: (1)  $\text{cluster}'[i]$  中相邻两点俯仰角度差  $\beta_1 = 8^\circ$ ; (2) 当前点与点  $O'$  间俯仰角度差  $\beta_2 = 5^\circ$ , 如图 3(b) 所示。

5) 对于  $\text{cluster}'[i]$  中任一点  $C(x, y, z)$ , 计算其与排序中的前一点  $C_0(x_0, y_0, z_0)$  间的俯仰角  $\beta_{CC_0}$  (若  $C$  为  $\text{cluster}'[i]$  中第 1 点, 则计算相对于  $O'$  的俯仰角), 及与  $O'$  的俯仰角  $\beta_{CO}$ ; 如图 3(b) 所示。

$\beta_{CC_0}, \beta_{CO}$  可按式(1)~(2)计算, 即:

$$\beta_{CC_0} = \arcsin\left(\frac{z - z_0}{\sqrt{(x_0 - x)^2 + (y_0 - y)^2 + (z_0 - z)^2}}\right) \quad (1)$$

$$\beta_{CO} = \arcsin\left(\frac{z + b}{\sqrt{x^2 + y^2 + (z + b)^2}}\right) \quad (2)$$

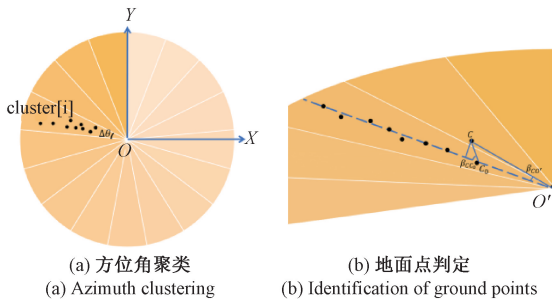


图3 地面点判定及滤除过程

Fig. 3 Identification and filtering process of ground points

比较  $\beta_{cc_0}$  与  $\beta_1$ , 存在以下 2 种可能:

- 1)  $|\beta_{cc_0}| \leq |\beta_1|$ : 若  $C_0$  已判定为地面点, 则  $C$  仍判定为地面点; 若  $C_0$  为非地面点, 但满足  $|\beta_{cc_0}| < |\beta_2|$ , 则  $C$  也判定为地面点;
- 2)  $|\beta_{cc_0}| > |\beta_1|$ : 设定距离阈值  $d = 0.2 \text{ m}$ ; 若  $C$  和  $C_0$  之间距离  $d_c > d$ , 且满足  $|\beta_{cc_0}| < |\beta_2|$ , 则  $C$  判定为地面点; 反之, 均判定为非地面点。

对于室内中的屋顶点云, 按上述步骤亦可同步提取及滤除。对于实时获取或录制的连续多帧点云, 则得到滤波后的点云序列。

### 1.2 基于 VFH 比对的点云序列分割

对于实时获取或录制的点云序列, 在建图过程中需将当前帧点云变换至统一参考坐标系中, 以便动态更新全局地图内容。然而, 这一过程中不可避免地会出现因误差积累造成的漂移现象, 导致原本规则的布局发生扭曲变形; 并且, 随着建图过程的推进, 后续加入的点云所呈现的漂移程度也会愈发显著。

针对上述问题, 常见的解决方案主要包括非线性优化和回环检测。非线性优化主要通过最小化误差函数来优化位姿估计, 这一部分内容将于 1.3 节详细讨论; 而回环检测则侧重于通过识别移动平台再次访问先前经过的位置来消除累积误差, 这种策略在室外开阔空间中是可行且有必要的, 因为激光传感器的探测距离有限, 需要通过环绕空间采集数据来覆盖整个环境。但是, 在室内环境中, 情况则有所不同。由于室内空间通常较为紧凑, 激光雷达的探测范围往往能够覆盖整个室内环境, 因此无需进行环绕采集。此外, 室内环境中可能存在狭窄通道, 这些通道仅允许移动平台单向通过。在这种情况下, 如果采用回环检测策略, 移动平台在返回出发点的过程中会重复经过相同的路径, 可能会频繁地检测到“假回环”, 在增加特征匹配负担的同时也容易导致建图出现扭曲或误差。

因此, 针对室内场景的特殊性, 提出了一种基于 VFH 比对的点云序列分割策略。该策略通过将长序列

点云切割成有限数量的片段, 实现了误差的间断性归零。具体而言, 利用 VFH 技术<sup>[22]</sup> 来比较相邻帧之间的相似性, 当相似性低于某一设定阈值  $u$  时, 便认为场景发生了显著变化, 此时将当前帧作为序列的切断点。通过这种方式, 可以将点云序列划分为多个片段, 然后在每个片段内部进行独立的建图和优化过程。这样做的好处在于, 由于建图是以序列片段为单元进行的, 这就相当于在每个片段的起始帧处实现了累积误差的清零, 因此在扫描范围得以覆盖建图区域的前提下, 无需再为了实现回环检测消除误差而刻意回到之前经过的地点, 这就减少了参与建图的多余数据, 如图 4 所示。

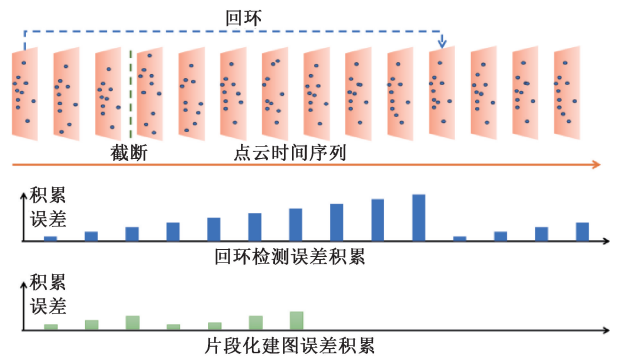


图4 建图中采用回环检测与片段化策略对误差积累的影响对比

Fig. 4 The comparison of loop closure detection and fragmentation strategy on error accumulation in mapping

在这里, 有两点需要说明: 首先, 鉴于各序列片段完成建图后需要拼接以合成完整地图(详见 1.4 节), 因此  $u$  若设置过小, 将产生大量片段, 这无疑会增加地图拼接的工作量; 若设置过大, 则可能无法有效检测到帧间明显的差异, 不利于消除地图构建过程中的漂移现象。所以应根据具体建图场景和实验, 来合理设定  $u$  的取值。其次, 需关注 VFH 算法中的视点选取问题。从算法原理上讲, 任何一点均可作为视点。在默认情况下, 算法通常以点云坐标原点作为视点, 并据此计算场景中点云的全局特征。然而, 在本研究中, 为了保持与后续计算的连贯性, 采用了特定的视点选取方案: 首先, 选取现有场景中的垂向最高点, 即在坐标系  $O-XYZ$  中计算点云在  $Z$  轴正方向的最大值  $z_{\max}$ , 令  $h \geq z_{\max} + 2$ , 则视点定义为  $V(0, 0, h)$ 。通过这一设定, 可以确保视点位于场景中的最高点上方, 从而便于后续的点云透视投影处理和特征提取。然后, 将点云坐标系变换至以观察点  $V$  为原点的坐标系  $V-XYZ$  中, 在此坐标系中, 视点  $V$  坐标为  $(0, 0, 0)$ , 而点云中任一点坐标由  $(x_i, y_i, z_i)$  将转换为  $(x_i, y_i, z_i - h)$ 。

### 1.3 基于直接法优化的点云运动状态估计

尽管通过点云序列的片段化处理可间断性地将误差积累归零,但在各片段单元内部执行运动状态估计时,仍需进行非线性优化,以确保片段内部有限点云序列建图的精确性。如引言所述,本文将利用 NDT 算法实现帧间点云的初步配准以得到初始变换位姿,在此基础上,将借鉴视觉 SLAM 中最小化像素亮度误差的直接法思想,通过连续帧间的反射率信息对点云运动状态进行直接优化。下面将对此进行详细说明。

直接法图优化的前提条件是光度一致性假设,它指出对于同一个空间点,在观测时间间隔很短的情况下,所观测到的亮度值应保持一致。具体到激光点云中,该假设可以这样理解:考虑图 5 中的场景,空间中存在一点  $A$ ,激光雷达在两个接近时刻  $t_1$  和  $t_2$  ( $t_2 - t_1$  约为 0.1 s) 以不同的位姿进行观测并生成两帧点云数据。设点  $A$  在第 1 帧点云中对应的点为  $p$ ,在第 2 帧中观测到的点为  $q$ 。若将这两帧点云分别投影到某一平面,点  $p$  和点  $q$  将映射到平面图像中的 2 个像素点。由于 2 次观测间隔很短,激光雷达位姿在 2 次观测间变化很小,则这 2 个像素点的亮度值应保持不变,即  $I_1 = I_2$ 。

光度一致性假设的意义在于它提供了一种位姿估计的约束条件。在直接法中,由于没有进行特征点匹配,无从得知哪个  $q$  是与  $p$  对应于同一个空间点  $A$ ,所以直接法的思路是根据当前位姿估计值  $T$  来寻找  $q$ ,即  $q = Tp$ ,来使得  $q$  投影的像素亮度接近  $p$  的亮度  $I_1$ 。通过在优化过程中引入光度一致性假设,可以利用观测到的像素亮度误差来不断优化  $T$ 。

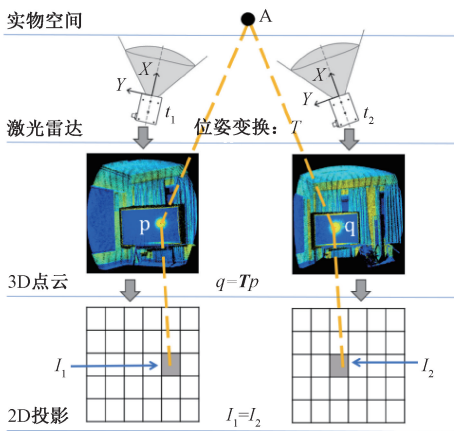


图 5 光度一致性假设原理示意图

Fig. 5 Diagram of photometric consistency hypothesis

光度一致性假设的实现,需要采取平面投影的方式,将三维激光点云数据精准映射到特定的二维平面上,从而构建出对应的二维亮度图像,具体过程为:

1) 确定投影平面。在投影平面的选择过程中,倾向

于选择特征丰富,即点云分布协方差矩阵特征值较大的平面作为投影面。鉴于本文的研究重点聚焦于水平方向上的构造与布局,因此在坐标系  $V\text{-}XYZ$  中,选择  $z = -1$  的平面作为投影面;同时,为了确保投影后的二维图像能最大程度地保留原始点云的分布细节与特征,采用透视投影而非传统的正射投影,前者能够使得更多的三维点落入二维平面中,从而更真实地还原原始点云的形态。

2) 坐标转换。为了实现从三维空间到二维平面的转换,需要对激光雷达点云中的每个点进行坐标调整。具体而言,设定透视投影的视点为原点  $V$ ,与计算 VFH 时保持一致,则对于点云中的任意点  $p(x, y, z)$ ,按照透视投影规则,投影到平面  $z = -1$  后坐标变为  $p'(-\frac{x}{z}, -\frac{y}{z}, -1)$ 。遍历全部点后,原始点云的三维空间分布将有效地映射到二维平面上。

3) 投影像素计算。在完成坐标转换后,进一步对投影到平面  $z = -1$  上的点云进行正方形体素化。体素宽度设为  $dd$ ,体素亮度为网格内各点反射强度平均值,计算各像素点在  $X, Y$  方向最大值 ( $x'_{\max}, y'_{\max}$ )、最小值 ( $x'_{\min}, y'_{\min}$ ),则图像的尺寸可确定为  $w \cdot h$ ,其中  $w = \frac{x'_{\max} - x'_{\min}}{dd}$ ,  $h = \frac{y'_{\max} - y'_{\min}}{dd}$ 。若将  $V\text{-}XYZ$  中坐标为  $(x, y, z)$  的一点映射到二维图像中,则其对应的像素坐标  $(u, v)$  为:

$$u = \frac{-x/z - x'_{\min}}{dd}, v = \frac{-y/z - y'_{\min}}{dd} \quad (3)$$

式(3)计算时,应向上取整,确保坐标值为整数。通过以上步骤,能够实现从三维点云数据到二维影像的有效转换与构建。在上述过程中,图像像素单元  $dd$  的选定需要考虑空间分辨率和信息保留的平衡。通常来说,合适的像素尺寸应该能够满足的要求为:能够保证投影后的每个像素足够包含一个点,以避免多个点投影到同一个像素单元中;尽量减少稀疏性,以便更好地保留点云的细节和准确性。

得到二维亮度图像后,直接法非线性优化的准备工作已完成。考虑相邻两帧点云  $f_1, f_2$ ,其初始位姿变换可由 NDT 算法给出,记为  $T_0$ ,而非线性优化的意义就是对  $T_0$  进行微调,能使所有像素误差之和朝着减小的方向发展。根据上述分析,直接法优化的误差函数  $e(T)$  可确定为:

$$e(T) = I_2(b_2) - I_1(Tb_2) \quad (4)$$

$f_1, f_2$  对应的二维图像记为  $\text{img}_1, \text{img}_2$ 。式(4)中,  $b_2$  为  $f_2$  中已知的一点,其在  $\text{img}_2$  中对应的亮度记为  $I_2(b_2)$ ,  $b_2$  在  $f_1$  中的估计点坐标为  $b_1 = Tb_2$ ,  $b_1$  在  $\text{img}_1$  中亮度为  $I_1(b_1)$ ;  $T$  为变量,表示待优化的位姿变换矩阵,其初始值  $T_0$ 。为了使  $e(T)$  最小,需计算  $e(T)$  相对于位姿  $T$  的导数。根据导数的定义,无法直接对  $T$  求导,但由于  $T$  对应

的李代数  $\xi$  为三维向量,具有良好的加法运算性质,因此可将该计算转化为对李代数  $\xi$  求导。考虑李代数求导扰动模型,对  $T$  左乘扰动量  $\delta\xi$ ,则  $e(T)$  对  $T$  的导数可转化为  $I_1(Tb_2)$  相对于扰动  $\delta\xi$  的变化率。根据链式求导法则,可将其分解为3部分,即:

$$\frac{\partial e(T)}{\partial \xi} = -\frac{\partial I_1(b_1)}{\partial \xi} = -\frac{\partial I_1(b_1)}{\partial m_1} \cdot \frac{\partial m_1}{\partial b_1} \cdot \frac{\partial b_1}{\partial \xi} \quad (5)$$

其中,  $m_1$  是  $b_1$  投影到  $\text{img}_1$  后对应的像素点,

$\frac{\partial I_1(b_1)}{\partial m_1}$  表示图像  $\text{img}_1$  在像素  $m_1(u,v)$  处的亮度梯度,有:

$$\frac{\partial I_1(b_1)}{\partial m_1} =$$

$$\left[ \frac{\text{img}_1[u+1] - \text{img}_1[u-1]}{2}, \frac{\text{img}_1[v+1] - \text{img}_1[v-1]}{2} \right] = [I'_{1u}, I'_{1v}] \quad (6)$$

根据式(3)所述投影关系,设点  $b_1$  坐标为  $(x,y,z)$ ,则有:

$$\frac{\partial m_1}{\partial b_1} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mu}{\partial x} & \frac{\partial \mu}{\partial y} & \frac{\partial \mu}{\partial z} \\ \frac{\partial v}{\partial x} & \frac{\partial v}{\partial y} & \frac{\partial v}{\partial z} \end{bmatrix} = \frac{1}{dd} \cdot \begin{bmatrix} -\frac{1}{z} & 0 & \frac{x}{z^2} \\ 0 & -\frac{1}{z} & \frac{y}{z^2} \end{bmatrix} \quad (7)$$

根据李代数扰动模型,有:

$$\frac{\partial b_1}{\partial \xi} = [I, -b_1^\wedge] \quad (8)$$

其中,  $b_1^\wedge$  表示  $b_1$  对应的反对称矩阵,  $I$  为单位矩阵;

将式(6)~(8)相乘,可得式(5)结果,即误差对于李代数的雅各比矩阵  $J(1 \times 6)$  的形式:

$$J = \frac{1}{dd \cdot z} \cdot \begin{bmatrix} I'_{1u}, I'_{1v}, \frac{I'_{1u} \cdot x + I'_{1v} \cdot y}{-z}, \\ \frac{I'_{1u} \cdot x \cdot y + I'_{1v} \cdot (y^2 + z^2)}{z}, \\ \frac{I'_{1v} \cdot x \cdot y + I'_{1u} \cdot (x^2 + z^2)}{-z}, I'_{1u} \cdot y - I'_{1v} \cdot x \end{bmatrix} \quad (9)$$

在获得了关键的雅各比矩阵之后,可以利用增量方程对优化问题进行求解。本文采用优化库 G2O 来实现这一求解过程,具体配置为:首先,设定顶点类型为 `BaseVertex<6, Sophus::SE3d>`,以表示六维的位姿变量;接着,设定边的类型为 `BaseUnaryEdge<1, double, VertexPose>`,以描述边连接顶点的方式以及误差值的类型。在 `linearizeOplus()` 函数中,根据式(9)设定了雅各比矩阵  $J$ ,用以描述变量微小变化对误差的影响;而在 `computeError()` 函数中,可根据式(4)设定误差  $e(T)$ ,作为优化的目标函数。在优化过程中,采用列文伯格-马夸

尔特下降法,并设定最高迭代次数为40次。通过上述配置和设置,计算机将执行优化算法,最终得到优化后的转换矩阵。

#### 1.4 建图与合并

基于1.3节中获取的帧间点云转换矩阵,能够将点云片段内的所有帧统一变换至首帧所在的坐标系中,从而针对每个片段构建局部地图。随后,通过合并这些局部地图,可以得到完整的全局地图。然而,需要注意的是,由于各序列片段在构建局部地图时首帧的位姿存在差异,导致这些局部地图各自处于独立的坐标系中。因此,为了实现全局地图的合并,需要进一步统一这些局部地图的坐标系,即计算各局部地图间的转换矩阵。

获取转换矩阵主要有两种方式,一种是在获取原始未截断的点云序列时利用 NDT、ICP 算法获取各帧相对于起始点的位姿。这种方法涉及的首帧之间场景差异较大,甚至可能出现不存在局部重叠的区域,因此适用性一般。本文则采用另一种基于 OPENGL 图层映射的多地图合并方法,该方法的核心思想是在 OPENGL 环境中将多个局部地图加载为不同的图层,并选择其中一个图层作为参考层,通过鼠标拖动其他图层至与参考层有部分轨迹重合的位置,拼接出各图层对齐后的效果图。然后,计算因拖动产生的转换矩阵,从而将各局部地图精确变换至统一的参考坐标系中,最终合成全局地图。这一方法的原理相对简单,类似于拼图游戏,然而其关键之处在于不仅要通过拖动实现各图层的初步拼接,还需精确计算因拖动产生的转换矩阵,这一步骤对于实现坐标系的统一至关重要,否则在再次加载各图层时,其仍将处于未合并的状态。

接下来,将重点介绍鼠标在软件窗口中拖动图层而产生的转换矩阵计算方法。设定 OPENGL 的摄像机位于软件窗口中心的正上方,设定 OPENGL 目标点为窗口中心,即摄像机垂直向下俯视窗口中心,则窗口坐标系  $X_{\text{scr}}O_sY_{\text{scr}}$  与 OPENGL 坐标系  $X_{\text{gl}}O_gY_{\text{gl}}$  存在着如图6中的映射关系,其中 OPENGL 约定的标准化坐标区间为  $x,y \in [-1,1]$ ,而软件窗口尺寸为  $w_s \cdot h_s$ 。利用软件,可获得鼠标在  $X_{\text{scr}}O_sY_{\text{scr}}$  中拖动起点  $P$  坐标为  $M_1[x_1, y_1]$ ,释放点  $P'$  坐标  $M_2[x_2, y_2]$ ,将其转化到  $X_{\text{gl}}O_gY_{\text{gl}}$  后,两点坐标记为  $M_{\text{gl}1}, M_{\text{gl}2}$ 。因  $P, P'$  的位置源于屏幕中点云位置选择,而屏幕中呈现的点云位置是经过 OPENGL 透视投影所得,因此经转化得到  $M_{\text{gl}1}, M_{\text{gl}2}$  还需逆透视投影方能得到  $P, P'$  在 OPENGL 中真实映射坐标  $M_{\text{m}1}, M_{\text{m}2}$ 。由于当前透视投影矩阵(一般记为  $MVP$ )可根据 OPENGL 摄像机位置与目标位置决定,因而视为已知量,则有:

$$\begin{cases} M_{\text{m}1} = MVP^{-1}M_{\text{gl}1} \\ M_{\text{m}2} = MVP^{-1}M_{\text{gl}2} \end{cases} \quad (10)$$

基于以上,借助 Eigen 库可求  $\overrightarrow{O_g M_{m1}}$ 、 $\overrightarrow{O_g M_{m2}}$  间的旋转角度  $\theta$ , 则其对应的旋转向量(绕  $Z_{gl}$  轴旋转)为  $\mathbf{r}_m(1 \times 3) = \theta \cdot \pi/180 \cdot (0, 0, 1)$ ; 再由罗德里格斯公式, 可根据  $\mathbf{r}_m$  得其对应的旋转矩阵  $\mathbf{R}(3 \times 3)$ 。而对于平移向量  $\mathbf{t}_m(3 \times 1) = [M_{m2} - M_{m1}, 0]^T$ 。因此, 在 OPENGL 坐标系中, 得到的因鼠标拖动引起的转换矩阵  $\mathbf{T}_m(4 \times 4)$  可写为:  $\mathbf{T}_m = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t}_m \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix}$ 。

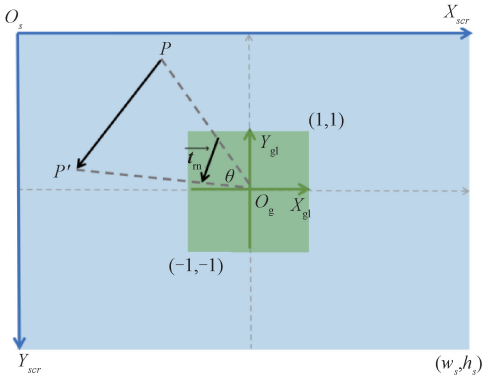


图6 窗口坐标系  $X_{scr} O_s Y_{scr}$  与 OPENGL 坐标系  $X_{gl} O_g Y_{gl}$

Fig. 6 Windows coordinate system  $X_{scr} O_s Y_{scr}$  and OPENGL coordinate system  $X_{gl} O_g Y_{gl}$

然而  $\mathbf{T}_m$  还不能作为需要的图层间转换矩阵, 因其是在 OPENGL 坐标系计算得到的, 还应将其还原到三维的  $V$ -XYZ 坐标系中, 以实现对各原始点云局部地图的配准, 转换的主要思路为首先复现点云投影到 OPENGL 的过程, 然后反推获得  $V$ -XYZ 中的旋转和平移向量, 具体为: 在  $V$ -XYZ 中, 求得点云坐标绝对值最大值  $W$ , 然后对全部点云坐标归一化, 即可约束到 OPENGL 的坐标区间  $x, y, z \in [-1, 1]$  中, 再经 OPENGL 透视投影, 可呈现于屏幕上。由上述过程可知, 由于各维度缩放尺度统一, 因此由图 6 得到的旋转向量  $\mathbf{r}_m$  在  $V$ -XYZ 中保持不变, 而对于平移向量  $\mathbf{t}_m$ , 由于存在缩放关系  $W$ , 其值会改变为  $\mathbf{t}_v = W \cdot \mathbf{t}_m$ 。这样, 根据  $\mathbf{r}_m$ 、 $\mathbf{t}_v$  构造转换矩阵, 实现各局部地图向全局地图的坐标变换。综上, OPENGL 的作用不仅在于选中不同局部地图进行拖动旋转, 更重要的意义是可作为纽带将屏幕坐标系与点云坐标系关联起来, 完成了由计算机窗口内拖动引起的实际点云旋转、平移向量计算过程。

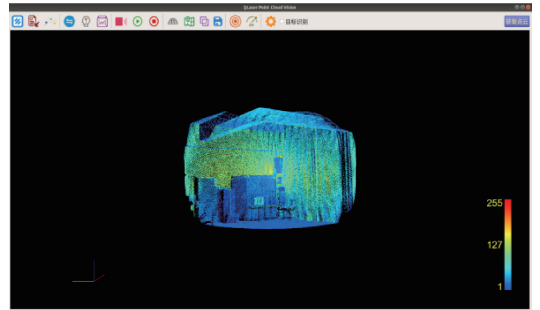
## 2 软件设计

为实时展示建图效果, 本文开发了激光点云处理软件, 软件在 UBUNTU18.04 操作系统中基于 Qt5.9 开发环境进行开发和编译, 通过清晰的界面布局和交互设计, 提

供直观友好的用户体验, 如图 7 所示。软件集成了 ROS 分布式通信架构, 可建立节点订阅激光雷达相关话题获取点云数据; 再结合 OPENGL 中的 GPU 加速可以流畅实现每秒 30 万点云数据在三维立体空间的渲染, 并支持对点云的缩放、旋转、多视角快速切换, 便于查看点云空间分布、轨迹和运动特性。在功能及算法方面, 软件利用 PCL 库函数执行了点云配准 NDT 算法, 利用 G2O 库按照 2.3 节设定误差函数和雅各比矩阵, 完成非线性优化过程, 再结合 Qt 自带的 QOpenGLWidget 类实现点云对齐与拼接, 为了确保各算法的高效运行, 本文开发的软件为各个阶段的运算均分配了特定的线程, 利用独立的 CPU 资源实现了高速处理, 同时保证了主界面线程能够持续响应输入和输出。



(a) 软件架构  
(a) Software architecture diagram



(b) 软件主界面  
(b) Main interface of the software

图7 软件架构设计及软件主界面

Fig. 7 Software architecture design and main interface

## 3 实验验证

本次实验旨在验证所提出方法在室内场景建图的效果, 具体涉及建图质量、精度以及耗时情况。所采用的实验设备包括激光雷达、移动平台、嵌入式工控机, 此外, 还选用了 IMU 作为对照实验的辅助工具, 如图 8 所示。其中, 激光雷达采用速腾聚创 RS-LIDAR-16 型号的 16 线机械扫描式激光雷达, 方位向全覆盖, 俯仰视场角为  $30^\circ$ , 扫描频率为 10 Hz, 每帧点数 3 万个, 支持以 UDP、ROS 获取点云数据; 移动平台采用史河 MR2000 型移动机器人,

配备四轮独立悬挂与独立四驱,支持原地转向,额定负载 70 kg;嵌入式工控机采用研华 EPC-C301 型工控机,其尺寸较小集成于移动平台内部,配备 Intel 第 8 代 CPU,支持 8 线程并行运算,可满足多线程高速执行点云建图相关算法;IMU 作为备选组件,集成于移动平台内部,具备 9 轴传感器,其主要作用是在对照实验中为其他建图算法提供测量数据,但在本文方法中并不涉及。实验场景选择为实验楼内部走廊及楼梯、电梯间等,控制移动平台途经上述区域,确保采集足够丰富的点云数据。实验思路主要是从建图效果、建图精度、运算时间 3 个方面考量和验证本文所提方法的有效性,其中也会包含与其他建图算法的效果对照,实验设备汇总表中如表 1 所示。



图 8 实验设备组成

Fig. 8 Composition of experimental equipment

表 1 实验设备汇总表

Table 1 Summary table of experimental equipment

实验设备	型号	主要作用
激光雷达	速腾 RS-LIDAR-16	提供点云数据
移动平台	史河 MR2000	搭载各设备途经建图区域
嵌入式工控机	研华 EPC-C301	运行软件,执行算法
IMU	维特 WT905	备选,为对照实验提供数据

### 3.1 建图过程

本文提出的建图方法主要包括点云滤波、序列分割、配准优化、拼接合并 4 个步骤。首先,对于点云滤波,如 1.1 节所述,主要用于滤除地面及天花板处的点云,执行算法后,得到的滤波前后点云对比如图 9 所示。图中可观察到上述信息已被滤除,使得后续的配准和优化更加倾向于对垂向点云分布进行调整。

针对本实验场景,基于 VFH 特征比对,将滤波后的 537 帧点云序列拆分为 2 个片段,其一为电梯间,其二为楼梯间及走廊。分别对其按照 1.3 节所述进行配准和非

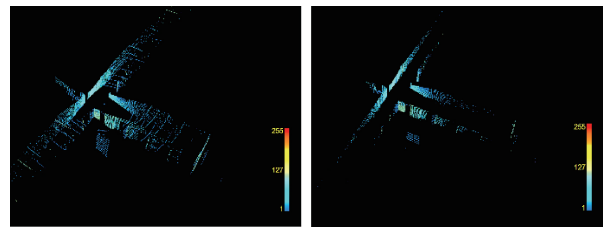


图 9 点云滤波前后对比

Fig. 9 Comparison chart before and after point cloud filtering

线性优化后,进行建图,可得到 2 幅局部地图。将其按照 1.4 节所述方法映射到 OPENGL 中,得到的 2 重图层如图 10 所示。选中一图层,利用鼠标操作将其进行旋转、平移后,最终合并的完整地图如图 11 所示,图中箭头处为测量点。

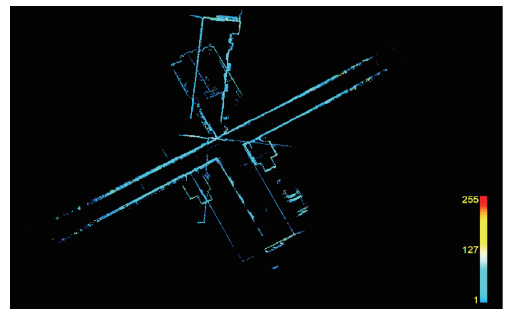


图 10 加载于 OPENGL 中的 2 幅局部地图初始状态

Fig. 10 Initial state of two local maps loaded in OPENGL

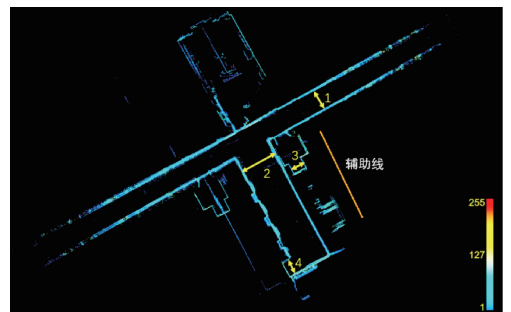


图 11 完整全局地图

Fig. 11 Complete global map

### 3.2 建图效果

为了验证建图有效性,将与著名的 LIOSAM 算法<sup>[23]</sup>执行得到的建图结果作比较。LIOSAM 算法利用激光雷达提供的环境点云信息以及 IMU 提供的运动信息,构建了一个紧耦合的激光雷达惯导里程计框架,其原理如图 12(a)所示,其中 IMU 预积分可为相邻关键帧间的运动状态估计提供初始位姿,而激光点云数据经特征点扫描匹配后,可基于最小化距离误差完成非线性优化,因此两者紧耦合可提供更高精度的里程数据,同时回环检测



的引入也有利于定期消除积累漂移。图 12(b)展示了本文建图思想,以相邻帧作为研究对象,基于 VFH 将点云序列截断为片段,在片段内部帧间配准时由 NDT 算法提供初值,再经直接法进行非线性优化。由此可知,从建图策略上看,LIOSAM 算法与本文算法的主要区别在于:LIOSAM 采用了额外的 IMU 传感器来进一步辅助图优化过程,以关键帧而非相邻帧的位姿作为优化对象,并融入了回环检测机制以消除累积误差;两者的差异在表 2 中得到了清晰的展示。按照这样的思路,采用 LIOSAM 算法建图时,应采集足够多帧数的点云数据以确保关键帧的获取,此外移动平台除了完成指定地点的必要扫描后,还需回到出发原点以完成关键的回环检测;而本文方法由于采用了序列截断策略及相邻帧配准,在一些狭小的室内场景下可能更具效率和灵活性,但也相应地增加了地图合并拼接的步骤。

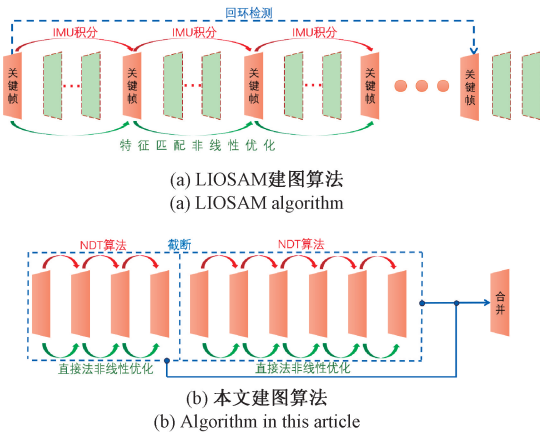


图 12 LIOSAM 算法及本文所提建图方法的比较

Fig. 12 Comparison between LIOSAM algorithm and the proposed mapping method in this article

表 2 本文算法与 LIOSAM 建图算法策略比较

Table 2 Comparison of the mapping algorithm between this algorithm and LIOSAM

策略	IMU 约束	畸变 矫正	配准 优化	回环 检测	帧模式	序列 分割
本文算法	无	无	有	无	逐帧	有
LIOSAM	有	有	有	有	关键帧	无

采用 LIOSAM 算法得到的建图结果如图 13 所示,由于该算法在执行时未保存反射强度信息,因此图中点云仅包含位置信息,颜色用统一值标定。通过对比图 11 和 13,发现两者在整体场景布局上均能达到较高的精度,能够清晰还原实际环境中的直角特征,如电梯口的凹陷、两侧楼梯口过道以及办公间内部等。然而,在细节处理上,LIOSAM 算法对于走廊尽头距离雷达较远侧墙的位置刻

画得更为细致,而本文算法则出现了轻微的偏移。这种偏移可能是由于单一传感器在移动平台运行抖动时产生的偏差没有得到其他传感器的校正,以及在图优化过程中仅依赖亮度误差作为单一因子约束导致的。尽管如此,从总体效果来看,本文提出的建图算法已达到了预期的要求,能够在轻量、低配置的条件下为后续的路径规划提供较为精确的空间分布信息,从而为相关领域的研究与应用提供了新的思路和方法。

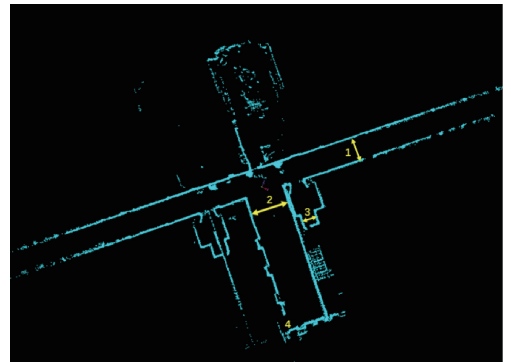


图 13 LIOSAM 算法同一区域建图结果

Fig. 13 Mapping results of the LIOSAM in the same area

### 3.3 建图精度

为了全面评估所提出建图算法的精度,选取图 11 中显著标记为双向箭头的 4 处代表性位置作为测试点。这些测试点不仅涵盖了场地的不同区域,还特别考虑了可能存在的狭小角落,以确保验证的全面性和有效性。在实际场地中,可使用激光测距仪等高精度测量工具对这 4 处位置进行了实地测量,以获取准确的地面真实数据。同时,在建立的地图中,绘制一条参照线作为独立的图层,如图 11 中的辅助线,通过在地图中这 4 处测试位置移动参照线,能够准确地计算出对应的距离,实现地图数据与实际场地数据的比对。

在图 11、13 所示的 4 个关键测量位置上的对比实验结果汇总于表 3。由表 3 中的数据清晰展现,两种建图算法均展现出了卓越的精度水平,其相对误差均严格控制在 1% 以内,彰显了两者在构建高精度地图方面的能力。

表 3 建图误差结果

Table 3 Mapping error results

位置 序号	实测值/ m	本文测值/ m	相对误差/ %	LIOSAM 测值/m	相对误差/ %
1	2.34	2.36	0.8	2.34	0
2	3.81	3.84	0.7	3.83	0.5
3	1.42	1.41	0.7	1.41	0.7
4	1.80	1.80	0	\	\

然而,在进一步的分析中,注意到在特定场景下一尤其是位置4所代表的狭小角落区域,两算法由于原理不同而呈现出一定的差异性。对于 LIOSAM 算法,由于其基于关键帧的建图策略,虽然在大多数开放或易于追踪的环境中表现出色,但在面对采集时间较短或视角受限的区域时,可能会因关键帧选择不当而导致信息遗漏。具体而言,图13中位置4处的墙壁信息未能被完整捕捉,进而限制了该处的测量,体现了关键帧方法在动态与复杂环境中的局限性。

相比之下,本文提出的连续帧建图算法,通过连续整合与分析多帧激光点云数据,有效弥补了这一不足。该算法能够更细腻地捕捉并还原狭小角落的场地布局细节,包括那些在传统关键帧方法中可能被忽略的边缘和转角信息。因此,在位置4处,本文算法不仅成功避免了信息遗漏,还提供了更为精确和全面的测量结果,体现了其在全局地图构建中的优越性和鲁棒性,基于这样高精度地图数据,后续的自主路径规划算法将拥有更为坚实的基础。

### 3.4 计算时间

下面对本文建图算法和 LIOSAM 算法在不同阶段的耗时进行深入分析,点云体素化网格单元均设置为 5 cm 以确保两算法运算时点云数量一致。

表4、5分别详细列出了两种算法于各阶段的耗时数据。根据表4可知,本文算法平均总耗时为 95.8 ms,略低于 100 ms 的点云发布周期限值,因此可知,当激光雷达以 10 Hz 的频率回传数据时,本文算法能够在下一帧点云数据到达之前完成当前帧数据的运算与处理,充分展现了算法的实时性能。进一步对各算法的效率进行比较分析,发现 NDT 配准过程耗时最长,占据了总时长的约 50%。这一现象与 NDT 算法中相关参数的设定密切相关,如体素大小、收敛半径、迭代次数等。值得注意的是,尽管 NDT 配准过程耗时较长,但它为后续的非线性优化提供了高质量的初始解,大幅减小了非线性优化的耗时,并提高了优化精度。从这个角度来看,以较多的耗时换取较高的建图精度,是一种权衡后的合理选择。在本文算法中,NDT 配准在开辟的独立单线程中运行,后续可将 NDT 算法中的 KDTree 搜索过程优化为多线程并行执行,具体可参照 GitHub 上的 koide3/ndt\_omp 项目 ([https://github.com/koide3/ndt\\_omp.git](https://github.com/koide3/ndt_omp.git)),预计经过此改造后,NDT 算法的执行速度将得到显著提升,甚至可能达到单线程版本的数倍以上,这一潜在的优化方案将为进一步提升算法的整体实时性提供有力支持。

对于表5,LIOSAM 算法每帧点云处理平均耗时约为 209 ms,这一数值超出了通常的点云发布周期(即 100 ms)。这一发现从另一角度说明了该算法在实际应用中难以实现逐帧实时建图的挑战,从而促使算法设

表4 本文算法各阶段平均耗时统计表

Table 4 Average time consumption for stages of the algorithm

阶段算法	点云滤波	VFH 计算	点云配准	非线性优化
耗时/ms	11.9	20.0	49.1	15.8

表5 LIOSAM 算法各阶段平均耗时统计表

Table 5 Average time consumption for stages of the algorithm

阶段算法	畸变矫正	特征提取	点云配准及非线性优化
耗时/ms	6.5	5.4	197.2

计倾向于采用关键帧建图策略以平衡计算效率与建图精度。进一步分析,耗时的主要源头聚焦于点云配准与非线性优化两大环节,其中非线性优化占据了绝大部分时间开销,达到了 197.2 ms。值得注意的是,尽管点云配准过程借助了 IMU 的积分预测,实现了极短的耗时并几乎可忽略不计,但非线性优化阶段的复杂性却显著凸显:该阶段借鉴了 LEGO-LOAM<sup>[24]</sup> 算法中的误差最小化策略,即通过提取边缘点和平面点特征,并基于这些特征点到局部地图中相应线、面结构的距离构建目标函数,随后利用高斯牛顿法进行迭代优化,以最小化误差。上述优化过程,涉及了大量三维平面协方差矩阵的计算、法向量的求解,这些计算密集型任务极大地增加了处理时间,使得非线性优化阶段的耗时几乎是本文所述直接法(即以亮度信息直接作为优化函数)的3倍之多。尽管如此,在某些室外阳光照射条件不稳定的场景中,LIOSAM 所使用优化过程通过精确匹配特征点至其对应的几何结构,相较于直接法也能够更有效应对环境光照变化带来的挑战。

上述两种算法耗时数据的深入分析,不仅揭示了各自在实时性能与效率上的特点,还指明了针对性的优化策略与符合各自特点的使用场景,以期进一步推动 SLAM 建图技术的发展与应用。

## 4 结论

本文提出了一种新颖的基于直接法优化的激光点云室内轻量建图方法。该方法通过点云滤波、序列分割、配准优化以及合并拼接4个核心步骤,实现了无需外部传感器辅助和回环检测的高效地图构建,满足了室内紧凑空间下低配置、轻量化的地图构建需求。为了验证所提算法的有效性,在实验楼内部设计了实验,从建图效果、建图精度以及运行时间3个维度进行了综合测试。通过与经典 LIOSAM 建图算法的对比以及相对误差分析,证

实了本文方法在地图精度、一致性以及实时性3个方面均呈现出较高水平,可为后续的机器人室内自主路径规划提供了可靠的地图信息参考。

然而,鉴于室内空间布局的多样性和复杂性,要使地图能够更精细地反映环境的细节特征,对激光雷达的数据质量和算法处理性能提出了更高的要求。虽然本文算法在每帧30 000点、10 Hz刷新率条件下能够接近实时处理,但面对更稠密的点云数据和更高的帧率需求时,算法的实时性将面临更大挑战。因此,冗余点云的高效滤波、建图算法的进一步优化、软件运算的并行化设计,将是未来研究的重要方向。期待通过进一步的研究和探索,不断提升算法的性能,以满足日益增长的室内地图构建需求。

### 参考文献

- [1] 王力锋,刘抗英,姚源果,等. 基于激光SLAM的物流分拣机器人自主导航研究[J]. 激光杂志, 2024, 45(5):236-240.  
WANG L F, LIU K Y, YAO Y G, et al. Research on autonomous navigation of logistics sorting robot based on laser SLAM [J]. Laser Journal, 2024, 45(5): 236-240.
- [2] 韩丹. 基于激光雷达的智能汽车环境感知研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2024(2):33-37.  
HAN D. Research on environment perception of intelligent vehicle based on LiDAR[J]. Automation and Instrumentation, 2024(2): 33-37.
- [3] 黄燕,薛丽香. 激光点云数据离群点删除下的多视点场景虚拟重构[J]. 电子器件, 2024, 47(2):478-482.  
HUANG Y, XUE L X. Virtual reconstruction of multi-view scene with outliers deleted from laser point cloud data[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2024, 47(2): 478-482.
- [4] 赵新洋. 基于激光雷达的同时定位与室内地图构建算法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2017.  
ZHAO X Y. Research on simultaneous localization and indoor mapping algorithm based on LiDAR[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- [5] 王国栋. 室内动态环境下视觉与激光雷达融合SLAM研究[D]. 西安:西安理工大学, 2023.  
WANG G D. Research on sensor fusion of vision and LiDAR in indoor dynamic environment [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2023.
- [6] 吴军,袁少博,祝玉恒,等. 采用自适应背景聚类的激光雷达与相机外参标定优化方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(2):230-237.  
WU JUN, YUAN SH B, ZHU Y H, et al. Optimization method for external parameters calibration of LiDAR and camera using adaptive background clustering [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(2): 230-237.
- [7] 田野,陈宏巍,王法胜,等. 室内移动机器人的SLAM算法综述[J]. 计算机科学, 2021, 48(9):223-234.  
TIAN Y, CHEN H W, WANG F SH, et al. Overview of SLAM algorithms for mobile robots [J]. Computer Science, 2021, 48(9): 223-234.
- [8] 林子祥,张斌,王嘉盛,等. 激光雷达IMU紧耦合的室内大范围SLAM方法[J]. 现代电子技术, 2023, 46(20):135-141.  
LIN Z X, ZHANG B, WANG J SH, et al. Method of indoor large-scale SLAM of LiDAR IMU tight coupling[J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(20): 135-141.
- [9] 李春磊,陈久朋,伞红军,等. 基于多传感器的紧耦合三维室内定位与建图[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7):121-131.  
LI CH L, CHEN J P, SAN H J, et al. Tightly coupled 3D indoor SLAM based on multi-sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7):121-131.
- [10] 付林,郑佳楠,何洪磊,等. 面向大型室内场景的无人机三维激光雷达解耦SLAM方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(13):96-103.  
FU L, ZHENG J N, HE H L, et al. Decoupling SLAM method based on UAV 3D LiDAR for large indoor scenes[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(13): 96-103.
- [11] 刘重男,杨洋,卢清心,等. 低成本二维激光传感器室内移动建图方法研究[J]. 计算机技术与发展, 2023, 33(8):30-36.  
LIU ZH N, YANG Y, LU Q X, et al. Research on indoor mapping based on low-cost two-dimensional laser sensor [J]. Computer Technology and Development, 2023, 33(8): 30-36.
- [12] 曹一波,张智辉,赵鹏飞,等. 基于多帧局部地图的室内TSDF建图算法[J]. 计算机与数字工程, 2023, 51(9):2043-2047.  
CAO Y B, ZHANG ZH H, ZHAO P F, et al. Indoor TSDF mapping algorithm based on multi-frame local maps[J]. Computer & Digital Engineering, 2023, 51(9): 2043-2047.
- [13] 孙琪,王世峰,王开鑫,等. 基于单线激光雷达的室内环境建图方法研究[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2020, 43(4):37-42.  
SUN Q, WANG SH F, WANG K X, et al. Research on indoor environment mapping method based on single-line LiDAR[J]. Journal of Changchun University of Science

- and Technology (Natural Science Edition), 2020, 43(4): 37-42.
- [14] 龚国强,田演,夏鑫宇. 基于位姿参数估计的多视角点云配准方法[J]. 电子测量与仪器学报,2024,38(6): 241-252.  
GONG G Q, TIAN Y, XIA X Y. Multi-view point cloud registration method based on pose parameter estimation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(6): 241-252.
- [15] 郝宇,张亿,黄磊,等. 基于改进图优化的移动机器人二维激光 SLAM 算法研究[J/OL]. 激光与光电子学进展, 1-13[2024-10-15].  
HAO Y, ZHANG Y, HUANG L, et al. Research on mobile robot 2D laser SLAM algorithm based on improved graph optimization [J/OL]. Laser & Optoelectronics Progress, 1-13[2024-10-15].
- [16] 韦和钧,许恩永,韩冰,等. 基于自适应特征及闭环优化的激光即时定位与建图算法[J]. 激光与光电子学进展,2023,60(4):201-211.  
WEI H J, XU EN Y, HAN B, et al. Laser simultaneous localization and mapping algorithm based on adaptive features and closed-loop optimization [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(4): 201-211.
- [17] 刘洪凯,王少红,左云波,等. 室内障碍物点云分割的可变阈值联合聚类算法研究[J]. 电子测量技术, 2024,47(9):70-78.  
LIU H K, WANG SH H, ZUO Y B, et al. Research on variable threshold joint clustering algorithm for indoor obstacle point cloud segmentation [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(9): 70-78.
- [18] ZERMAS D, IZZAT I, PAPANIKOLOPOULOS N. Fast segmentation of 3D point clouds: A paradigm on LiDAR data for autonomous vehicle applications[C]. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2017:5067-5073.
- [19] HIMMELSBACH M, HUNDELSHAUSEN F V, WUENSCH H J. Fast segmentation of 3D point clouds for ground vehicles[C]. Intelligent Vehicles Symposium, 2010:560-565.
- [20] 孙伟,曾豪霆,张小瑞,等. 基于点云强度和地面约束的大范围激光 SLAM[J]. 电子测量与仪器学报, 2024,38(4):66-75.  
SUN W, ZENG H T, ZHANG X R, et al. Large scale based on point cloud strength and ground constraints LiDAR SLAM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(4): 66-75.
- [21] HORVÁTH E, POZNA C, UNGER M. Real-time LiDAR-based urban road and sidewalk detection for autonomous vehicles[J]. Sensors, 2022, 22(1):194.
- [22] RUSU R B, BRADSKI G, THIBAU R, et al. Fast 3D recognition and pose using the viewpoint feature histogram[C]. 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2010:2155-2162.
- [23] SHAN T X, ENGLOT B, MEYERS D, et al. LIO-SAM: Tightly-coupled LiDAR inertial odometry via smoothing and mapping [J]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2020: 5135-5142.
- [24] SHAN T X, ENGLOT B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized LiDAR odometry and mapping on variable terrain [C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2018: 4758-4765.

### 作者简介



郭凯,2013年于中国海洋大学获得硕士学位,现为海军航空大学讲师,主要研究方向为激光雷达点云数据处理、航空电子装备智能测试。

E-mail: guokai2003@hotmail.com

Guo Kai received his M. Sc. degree from Ocean University of China in 2013. He is currently a lecturer at Naval Aeronautical University. His main research interests include intelligent testing of avionics equipment.



唐曦(通信作者),2017年于海军航空大学获得硕士学位,现为海军航空大学讲师,主要研究方向为深度学习、电子设备智能测试与故障诊断。

E-mail: 910073134@qq.com

Tang Xi (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Naval Aviation University in 2017. He is currently a lecturer at Naval Aviation University. His main research interests include deep learning, intelligent testing and fault diagnosis of electronic devices.