

# 基于激光雷达的移动机器人三维建图与定位

殷江<sup>1,2</sup>, 林建德<sup>1</sup>, 孔令华<sup>2,3</sup>, 邹诚<sup>2,3</sup>, 游通飞<sup>2,3</sup>, 易定容<sup>4</sup>

(1.福建工程学院 设计学院 福建 福州 350118;2.数字福建工业制造物联网实验室 福建 福州 350118;  
3.福建工程学院 机械与汽车工程学院 福建 福州 350118;4.华侨大学 机电及自动化学院 福建 厦门 362021)

**摘要:** 针对室外环境建图与定位缺乏有效的回环检测导致累计漂移误差以及点云地图形式不够紧凑,提出基于 Livox(览沃)激光雷达采集数据模块,使用三维点云片段匹配方法消除室外建图出现的误差。首先,对激光雷达采集的三维点云数据进行采样和体素滤波完成数据预处理;然后,使 LOAM(lidar odometry and mapping in real-time)算法作为前端,采用 ICP 算法实现快速有效的帧间匹配;最后,结合三维点云片段匹配与 GSTAM 优化位姿累计误差获得全局一致的的轨迹,并将点云地图优化成为立体占用地图输出。通过将点云片段匹配方法作为回环检测在实际室外环境进行三维激光建图实验证明,该方法能够解决实际室外环境建图中存在的建图不精准的问题。

**关键词:** 移动机器人; 激光雷达; 回环检测; 累计漂移误差; 点云片段匹配

**中图分类号:** TP242

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1672-4348(2020)04-0370-05

## 3D mapping and positioning of mobile robots based on lidar

YIN Jiang<sup>1,2</sup>, LIN Jiande<sup>1</sup>, KONG Linghua<sup>2,3</sup>, ZOU Cheng<sup>2,3</sup>, YOU Tongfei<sup>2,3</sup>, YI Dingrong<sup>4</sup>

(1.School of Design, Fujian University of Engineering, Fuzhou 350118, China;

2.Laboratory of Digital Fujian Industrial Manufacturing Internet of Things, Fuzhou 350118, China;

3.School of Mechanical and Automotive Engineering, Fujian University of Engineering, Fuzhou 350118, China;

4.School of Mechatronics and Automation, Huaqiao University, Xiamen 362021, China)

**Abstract:** In view of the lack of effective loop detection for 3D laser mapping and positioning in outdoor environment, which leads to cumulative drift error and insufficient compactness of the point cloud map form, a Livox-based lidar data acquisition module was proposed, using the 3D point cloud segment matching method to eliminate errors in outdoor mapping process. First, perform down-sampling and voxel filtering on the three-dimensional point cloud data collected by livox lidar to complete data preprocessing. Then, use the LOAM(lidar odometry and mapping in real-time) algorithm as the front end, and use the ICP algorithm to achieve fast and effective inter-frame matching. Finally, combine the three-dimensional point cloud segment matching and the GSTAM optimized pose cumulative error to obtain a globally consistent trajectory, and optimize the point cloud map into a stereo occupancy map output. By using the point cloud segment matching method as loop detection, the 3D laser mapping experiment in the actual outdoor environment proves that the method can solve the problem of inaccurate mapping in the actual outdoor environment.

**Keywords:** mobile robot; lidar; loop detection; accumulated drift error; point cloud segment matching

在进行太空探索、军事考察与矿洞探测等室外复杂非结构化环境探索时,三维地图构建和定

位技术是实现移动机器人进行自主导航的前提与基础。三维 SLAM 系统所使用的外部传感器主要

收稿日期: 2020-08-10

第一作者简介: 殷江(1994-),男,江苏镇江人,硕士研究生,研究方向:激光与视觉 SLAM 方向。

通信作者: 孔令华(1963-),男,加拿大人,教授,博士,研究方向:光谱成像技术,视觉技术。

有两种:一种是视觉传感器,另一种是专用3D扫描仪或结构光设备。这种主动传感器有着测距精确与测量范围广的优势,能够获取精确的三维点云信息,但开发成本昂贵,缺少较好的三维激光回环检测方法。

目前三维激光实时建图与定位的研究已经成为热点,如伯克利人工智能实验室的 Erik Nelson<sup>[1]</sup>使用 GICP 算法计算点云的初始变换,之后获取当前帧对应于地图的最近邻点,最后再次使用算法配准获得较为精确的转换关系,他们的开源代码是 BLAM SLAM。HESS W 等<sup>[2]</sup>研究了利用回环检测来消除建图中出现的累计误差问题。Zhang 等<sup>[3]</sup>提出了雷达测距与实时建图系统 loam,先消除运动畸变,然后进行快速激光配准,得到准确的里程计信息。

本研究采用大疆公司旗下生产的 Livox 棱镜旋转式雷达作为数据采集模块,引入 Renaud 等人<sup>[4]</sup>提出的点云匹配约束作为回环检测模块;最后使用 GSTAM (georgia tech smoothing and mapping)<sup>[5]</sup>中的 iSAM 库<sup>[6]</sup>来完成图优化工作,并将立体占用地图转换为点云地图输出,助力机器人导航与定位工作。

## 1 Livox 系统框架

### 1.1 Livox Lidar 传感器

三维激光点云 SLAM 整体系统包括数据获取、回环检测、激光里程计和图优化4个模块。

移动机器人利用外部传感器采集环境信息,通过对感知到的点云进行点云配准、图优化等处理,构建所经过环境的地图模型和自主定位。研究采用的外部传感器是大疆公司生产的 Livox Mid-40 激光雷达,Livox 激光雷达是一种非机械非固态的棱镜旋转式激光雷达,采用独特的非重复扫描方式,视场覆盖率随积分时间推移而显著提升,能够减少视场内物体被漏检的概率。

### 1.2 里程计模块

里程计模块的目的是对移动机器人位姿进行估计,良好的估计有助于之后的优化工作,能够减少误差带来的计算量增大问题,减少匹配的搜索空间等。

采用 LOAM 算法通过帧与帧、帧与地图匹配结合的方式输出 10 Hz 粗糙里程计,在估计出较为精准的位姿信息后输出给后端图优化模块。激

光里程计流程图如下所示:

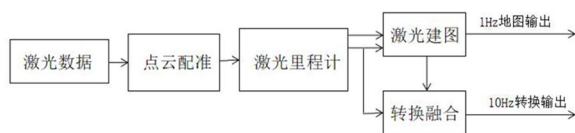


图1 激光里程计流程图

Fig.1 Flow chart of laser odometry

实现三维点云相对精准的帧间匹配,再使用点云片段匹配方法实现回环检测。

### 1.3 回环检测模块

#### 1.3.1 点云分割

考虑到三维点云数据量庞大计算资源有限,首先对全局参考系的每个点云  $P$  通过以机器人为中心  $R$  为半径的圆柱形领域提取获得局部点云,将体素网格应用于局部点云,以滤除重复点和噪声点;再通过基于垂直平局值和方差的点簇相邻体素“Cluster-All”方法<sup>[7]</sup>先将地面剔除,然后使用欧几里得聚类增长区域,最后计算每个点簇  $C_i$  中点的平均值得到质心  $c_i$ 。

#### 1.3.2 特征提取

特征提取步骤用于压缩原始数据并构建适合于识别和分类的段签名。由于 3D 数据没有明确的黄金标准描述符,使用了几种不同的描述符,给定点簇  $C_i$ , 计算描述符,得到特征向量  $\mathbf{f}_i = [f_i^1, f_i^2, \dots, f_i^m]$  ( $i$  表示第  $i$  个点簇,  $\mathbf{f}_i$  表示多个描述符)。给定点簇  $C_i$ , 计算描述符:基于特征值的描述符  $f^1$ 。在此描述符中通过计算点云片段的特征值形成 7 维特征向量,其包含平面度、线性、散射、全方差、各向异性、特征熵和曲率变化量值。集合形状直方图的描述符  $f^2$  (一个 640 维的特征向量)。这些直方图对形状函数  $D_2, D_3$  和  $A_3$  进行编码<sup>[8]</sup>。形状函数  $D_2$  是随机选择的两点距离构成的直方图,  $D_3$  是对三点之间区域进行编码。  $A_3$  形状函数描述了从这 3 个点获得的两条线之间的角度。

#### 1.3.3 点云匹配

针对涉及多种要素类型很难选择合适的距离度量和阈值,使用分类器最终决定两段是否表示相同目标或目标的部分。为了保持高效率,首先在特征空间中使用 K-D 树检索来搜索候选的匹配对,然后将其馈送给随机森林分类器进行分类和保证时间性能。此分类器的工作机制是通过构建大量决策树投票出获胜类。

1.3.4 几何验证

候选的匹配对被送到几何验证模块,使用随机抽样一致性 (random sample consensus , RANSAC)<sup>[9]</sup> 滤除错误对。使用片段质心估计并获得一个 6 自由度的旋转变换和一个表示位姿识别的匹配片段列表。Segmatch 流程图见图 2 所示。

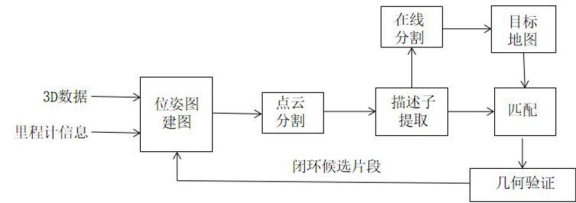


图 2 Segmatch 流程图  
Fig.2 Segmatch flow chart

本研究将点云信息和里程计估计的位姿信息作为输入信息送入上述模块,经点云预处理和分割后的点云片段进行索引提取,对当前点云索引与本地存储的片段点云进行匹配,一旦匹配成功就对回环区域进行调整。

1.4 立体占用地图

目前常见的三维地图有高程地图<sup>[10]</sup>、点云地图<sup>[11]</sup>和立体占用地图<sup>[12-14]</sup>等。高程地图只保存了每一栅格的表面高度,解决了内存高消耗问题,但无法表示复杂结构。点云地图保存了空间点的坐标及反射强度等信息,但对硬盘及内存空间需求大。立体占用地图使用立方体状态表征此立方体,解决了内存高消耗和无法精确表示复杂结构的问题,因此被采用。

基于八叉树的地图表示方法 Octomap 是一种立体占用地图,通过建立体素占用概率模型减少了地图对计算机空间的消耗,并提高了地图表示精度,代表了目前三维地图表示方法中较高的水准。

三维地图 Octomap 基于 OcTree 实现对空间的构建<sup>[15]</sup>。OcTree 是一种数据结构,此结构每个节点 (通常被称为体素) 表示一个立体空间。体素会被八等细分至最小分辨率,图 3 表示八叉树分割原理。

一般情况下,八叉树的分割层最大为 16。坐标轴的尺度由式(1)表示:

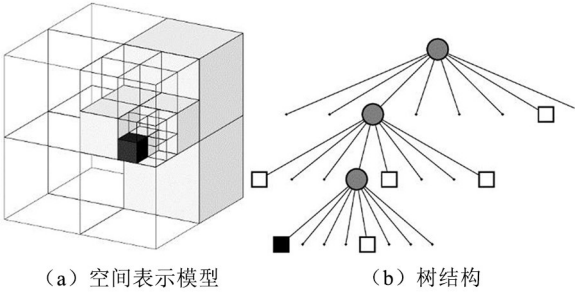


图 3 存储空间与占用单元的八叉树  
Fig.3 Octree of storage space and occupied unit

$$\begin{cases} |X_{\max}| = 2^{\text{level}} \\ |Y_{\max}| = 2^{\text{level}} \\ |Z_{\max}| = 2^{\text{level}} \end{cases} \quad (1)$$

式中 level 表示八叉树的层数。

将坐标原点位置设置为式(2)以此消除空间坐标中出现的负数。

$$\left( \frac{|X_{\max}|}{2}, \frac{|Y_{\max}|}{2}, \frac{|Z_{\max}|}{2} \right) \quad (2)$$

Octomap 使用概率方式表征当前节点状态,解决地图受到噪声或物体移动的影响。式(3)表示在时间测量范围  $z_1:t$  内叶子结点被占用概率  $P(n | z_{1:t})$ 。

$$P(n | z_{1:t}) = \left[ 1 + \frac{1 - P(n | z_t)}{P(n | z_t)} \times \frac{1 - P(n | z_{1:t-1})}{P(n | z_{1:t-1})} \times \frac{P(n)}{1 - P(n)} \right] - 1 \quad (3)$$

对  $P(n | z_{1:t})$  进行 log-odds 变换,将概率空间解转换到实数空间中,得到:

$$\alpha = \text{logit}(P) = \log \left( \frac{P}{1 - P} \right) \quad (4)$$

$$P = \text{logit}^{-1}(\alpha) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha)} \quad (5)$$

$$L(n | z_{1:T}) = L(n | z_{1:T-1}) + L(n | z_T) \quad (6)$$

因此,将空间的状态概率问题转变成实数空间的加和问题。

实验中使用移动机器人对室外环境进行 SLAM 建图,获得包含 275 913 个点的点云地图,将其换成八叉树地图,对前后两个地图进行对比,结果描述同样点云数据量的点云地图要占 8.8 M,而八叉树地图只占用 1.4 M,表明八叉树地图确实可以优化对数据空间占用情况。



2 实验与分析

研究采用的实验平台数据采集端为棱镜旋转式激光雷达 Livox Mid-40 ,其参数见表 1。数据处理端为一台基于 Ubuntu16.04 操作系统的 i7 处理器 1.8 Hz CPU 睿频 3.0 GHz ,128 G 固态硬盘, 8 G 内存。为了验证算法的有效性,首先采用 livox 雷达完成数据获取,使用 LOAM 算法对教学楼外进行三维重建。图 4 (a) 为实验环境,图 4 (b) 是出现漂移现象。

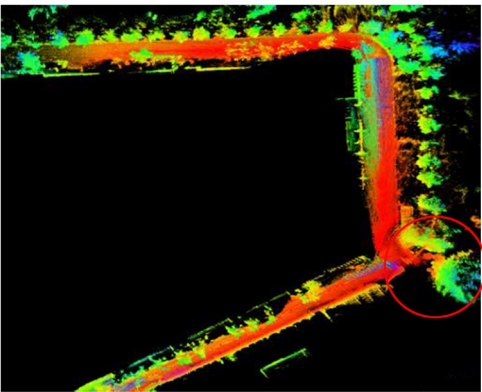
表 1 Livox-mid40 部分参数表

Tab.1 Partial parameter table of Livox-mid40

扫描模式	角度精度	距离精度	点云数据率	探测距离
圆形非 重复扫描	<0.01%	2 cm	10 万个点	90m @ 10% 反射率
				130m @ 20% 反射率
				260m @ 80% 反射率



(a) 试验环境



(b) 漂移现象

图 4 真实环境重建

Fig.4 Real environment reconstruction

图 4(a) 是构建地图的对象教学楼,使用基于 Livox 雷达的 LOAM 算法在三维建图中表现有很好的实时性和较高的鲁棒性<sup>[16]</sup>,独特的非重复性

采样策略令雷达能够精确的探测视场中每个细节,距离精度和角度精度分别能够达到 2 cm 和 0.05°。但是从图 4(b) 对应图 4(a) 构建的地图上红色圈的位置看到马路拐弯处发生了漂移现象,不能进行教学楼周围的环境重建工作。发生这种情况的主要原因是缺少有效的回环检测模块。LOAM 算法的前端是通过点到线以及点到面的方式完成匹配,每次估计都带有一定误差,由于里程计的工作方式,先前时刻产生的误差会传递到下一时刻导致估计的轨迹出错,发生累计漂移。有效的回环检测通过判断机器人是否回到先前走过的位置。一旦回环成功就会将信息传递给后端优化模块进行优化最后获得全局一致的轨迹和地图。Segmatch 算法不依赖“完美分割”的假设或者环境中“对象”的存在,通过对点云片段的提取、描述、匹配和验证 4 个模块可以有效实现回环功能。

首先确定 LOAM 算法的累积误差值,通过误差值确定漂移程度。试验中将高精度全站测量仪放置于机器人运动起点附近,机器人上粘贴标志点,以标志点位姿变换作为相对变换值 GT,累计误差均方根由估计的位姿精度决定<sup>[17]</sup>:

$$e_n(w x_n \ominus w x_0) \ominus GT \tag{7}$$

$$RMSE(e_{1:n}) = \left( \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N || e_i ||^2 \right)^{\frac{1}{2}} \tag{8}$$

实验结果为 X 方向:0.036 m, Y 方向:2.24 m, Z 方向:-0.054 m,位置偏差:3.05 m,结果显示 LOAM 算法在当前机器人平台上的累积误差较大。

如图 5 所示,在 142 s 左右的时候(图 5 圆圈附近)出现漂移现象,而在 172 s(图 5 矩形附近)的时候发生回环检测调整。Segmatch-LOAM 算法使用了三维片段匹配完成累计误差消除,有效解决了在室外三维环境建图中存在的累积漂移问题。

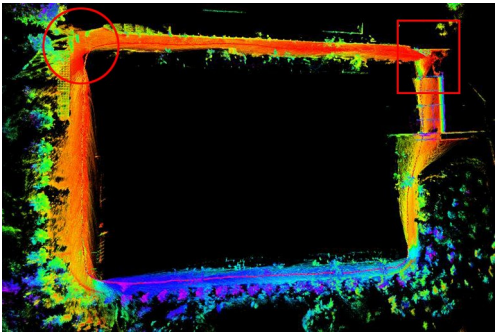


图 5 回环检测的校正结果

Fig.5 Calibration results of loopback detection

优化后的 slam 系统均方根误差由原来的 27.7 降低到 17.4, 均值由原来的 24.18 降低到 13.6, 误差率由原来的 0.71% 降低到 0.42%。Segmatch-LOAM 系统各项参数指标都小于优化前的系统, 本研究的优化方法极大减少系统前端带来的累计误差。

### 3 结论

在室外三维建图中处理大量数据时, 一旦前端帧间匹配的误差较大就会导致累计误差产生, 一个

好的回环检测方法决定了 slam 建图的精度与速度。LOAM 算法对提取的特征进行点到线和点到面结合的方式进行匹配, 提高了系统计算速度和精度, 但受到没有回环检测模块完成累计误差消除的限制。本研究基于小型移动机器人平台, 提出使用 Segmatch 算法作为回环检测模块, 有效解决了在进行室外大面积环境构建中出现的漂移问题。因此, 本研究提出的基于 Livox 的室外 3D-SLAM 系统解决了建图中易发生的累计漂移误差问题, 在移动机器人定位与建图领域具有一定的参考价值。

### 参考文献:

- [1] NELSON E. Berkeley localization and mapping[DB/OL]. <https://github.com/eriknelson/blam>.
- [2] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]//2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Stockholm, Sweden: IEEE, 2016: 1271-1278.
- [3] ZHANG J, SINGH S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping[J]. Autonomous Robots, 2017, 41(2): 401-416.
- [4] DUBE R, DUGAS D, STUMM E, et al. SegMatch: Segment based place recognition in 3D point clouds[C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Singapore, 2017: 5266-5272.
- [5] DELLAERT F. Factor graphs and GTSAM: A hands-on introduction; GT-RIM-CP&R-2012-02[R]. Atlanta: Georgia Institute of Technology, 2012: 1-26.
- [6] KAESSE M, JOHANSSON H, ROBERTS R, et al. iSAM2: Incremental smoothing and mapping using the Bayes tree[J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(2): 216-235.
- [7] DOUILLARD B, UNDERWOOD J, KUNTZ N, et al. On the segmentation of 3D LIDAR point clouds[C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Shanghai, China: IEEE, 2011: 2798-2805.
- [8] WOHLKINGER W, VINCZE M. Ensemble of shape functions for 3D object classification[C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Karon Beach, Phuket, Thailand: IEEE, 2011: 2987-2992.
- [9] FISCHLER M, BOLLES R. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [10] HERBERT M, CAILLAS C, KROTKOV E, et al. Terrain mapping for a roving planetary explorer[C]//Proceedings, 1989 International Conference on Robotics and Automation. Scottsdale, AZ, USA: IEEE, 1989: 997-1002.
- [11] FIORAIO N, KONOLIGE K. Realtime visual and point cloud SLAM[J]. Computer, 2011: 1-3.
- [12] MARTIN C, THRUN S. Real-time acquisition of compact volumetric 3D maps with mobile robots[C]//Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.02CH37292). Washington, DC: IEEE, 2002: 311-316.
- [13] LI X, GUO X, WANG H, et al. Harmonic volumetric mapping for solid modeling applications[C]//Proceedings of the 2007 ACM Symposium on Solid and Physical Modeling-SPM '07. New York: ACM Press, 2007: 109-120.
- [14] PAILLÉ G, POULIN P. As-conformal-as-possible discrete volumetric mapping[J]. Computers & Graphics, 2012, 36(5): 427-433.
- [15] WEINMANN M, JUTZI B, MALLET C. Semantic 3D scene interpretation: a framework combining optimal neighborhood size selection with relevant features[J]. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014, II-3: 181-188.
- [16] 危双丰, 庞帆, 刘振彬, 等. 基于激光雷达的同时定位与地图构建方法综述[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(2): 327-332.
- [17] 李帅鑫, 李广云, 王力, 等. Lidar/IMU 紧耦合的实时定位方法[J]. 自动化学报, 2020, 46(x): 1-13.