

引文格式: 李泉凯, 李广云, 索世恒, 等. 激光 SLAM 技术进展[J]. 导航定位学报, 2023, 11(4): 8-17. (LI Xiaokai, LI Guangyun, SUO Shiheng, et al. Progress and application of LiDAR-based SLAM technology[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2023, 11(4): 8-17.)
DOI:10.16547/j.cnki.10-1096.20230402.

激光 SLAM 技术进展

李泉凯¹, 李广云¹, 索世恒², 高欣圆³

(1. 信息工程大学 地理空间信息学院, 郑州 450001; 2. 文化和旅游部 信息中心, 北京 100740;
3. 自然资源部 国土卫星遥感应用中心, 北京 100048)

摘要: 针对近年来, 基于激光雷达 (LiDAR) 的同时定位与地图构建 (SLAM) 技术在激光传感器技术的更新迭代、运动估计算法的稳定性和准确性、地图优化算法的精度和一致性以及与其他多种传感器深度融合等方面虽已取得显著进展, 然而面对运动场景和复杂场景时, 基于点云匹配的激光雷达里程计鲁棒性较差, 容易失效, 大规模场景下的后端优化算法会消耗大量计算资源, 无法满足实时性的要求, 以及不同场景下回环检测的成本较高且易误匹配等问题, 研究分析激光 SLAM 技术进展: 阐述激光雷达系统和激光 SLAM 框架; 并详细介绍激光 SLAM 的关键技术和模块, 针对激光 SLAM 与视觉 SLAM 系统开展对比研究; 最后结合近年来的研究成果, 指出激光 SLAM 技术在自动驾驶、机器人导航和工业自动化领域具有巨大的应用潜力, 未来的研究趋势将集中于多源传感器融合、优化策略的改进以及与场景识别和环境感知技术的结合。

关键词: 激光雷达 (LiDAR); 同时定位与地图构建 (SLAM) 技术; 点云处理; 扫描匹配; 后端优化

中图分类号: P228

文献标志码: A

文章编号: 2095-4999(2023)04-0008-10

Progress and application of LiDAR-based SLAM technology

LI Xiaokai¹, LI Guangyun¹, SUO Shiheng², GAO Xinyuan³

(1. Institute of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450001, China;
2. Information Center of the Ministry of Culture and Tourism, Beijing 100740, China;
3. Land Satellite Remote Sensing Application Center, Beijing 100048, China)

Abstract: Aiming at the problems that in recent years, although significant progress has been made for laser radar (LiDAR)-based simultaneous localization and mapping (SLAM) in the advancements in laser sensor technology, the stability and accuracy of motion estimation algorithms, the accuracy and consistency of map optimization algorithms, and the deep integration with many other sensors, when dealing with moving and complex scenes, the LiDAR odometry based on point cloud matching exhibits poor robustness and is prone to failure, the backend optimization algorithms in large-scale scenarios consume a large amount of computing resources and cannot meet real-time requirements, and the loop back detection in different scenarios is easy to bring high cost and mismatch, and so on, the paper studied and analyzed the progress and application of LiDAR-based SLAM technology: the LiDAR system and the LiDAR-based SLAM framework were elaborated; and the key technologies and modules of LiDAR-based SLAM were introduced in detail, then the laser SLAM and visual SLAM systems were comparatively analyzed; finally, combined with recent research advancements, it was pointed out that laser SLAM technology could have significant application potential in the domains of autonomous driving, robot navigation and industrial automation, furthermore, the future research trend would primarily focus on the fusion of multi-source sensors, the enhancement of optimization strategies, and the integration with scene recognition and environmental awareness technologies.

Keywords: laser radar (LiDAR); simultaneous localization and mapping (SLAM) technology; point cloud processing; scan matching; backend optimization

收稿日期: 2022-12-20

第一作者简介: 李泉凯 (1993—), 男, 河南洛阳人, 博士, 研究方向为室内导航定位与建图。

通信作者简介: 李广云 (1965—), 男, 江苏南京人, 博士, 教授, 研究方向为大地测量学、测量工程和卫星导航等。

0 引言

随着计算机、通信技术和电子技术等新技术的快速发展, 携带传感器的无人载体在室内外复杂、特殊的地理空间信息数据采集中发挥着越来越大的作用, 基于各类传感器的自主定位和测图方案开始成为研究热点^[1]。基于激光雷达 (laser radar, LiDAR) 的同时定位与地图构建 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 技术的实现方案在解决高精度、实时定位、导航和地图构建问题中发挥着重要作用。其中, 激光雷达具有分辨率高、环境适应性好、抗有源干扰能力强等特点, 广泛应用于自动驾驶和测绘导航等领域。SLAM 技术是机器人研究领域的一项前沿性工作, 在使用无人载体上搭载的传感器 (如激光雷达、相机) 进行地图构建的同时, 实时估计载体的位置, 从而实现无人载体的自主移动、定位和地图构建^[2]。根据所依赖的传感器不同, 一般将 SLAM 技术分为激光 SLAM 技术和视觉 SLAM 技术。其中, 依赖于激光雷达的激光 SLAM 技术作为一种稳定可靠的 SLAM 解决方案, 受到业内的广泛关注, 成为目前研究的热点。

激光技术的问世推动了二维 (two dimension, 2D) 激光雷达技术的发展。2D 激光雷达利用单束激光进行环境感知, 具有结构简单、成本低、采样率高等特点。2D 激光 SLAM 算法一般采用基于滤波的方法实现定位和栅格地图构建, 在服务型机器人和工业自动化等领域得到广泛应用。随着 LiDAR 技术从单线到机械式多线的发展, 基于三维 (three dimension, 3D) 激光雷达的 SLAM 技术随之出现。3D 激光 SLAM 技术包括以下组成部分: 数据预处理、前端激光里程计、后端优化算法、回环检测和地图构建。数据预处理是对原始激光雷达采集的点云数据进行处理和优化, 旨在为后续的定位和地图构建过程提供准确可靠的输入, 3D 激光 SLAM 中常用的点云数据预处理方法主要包括特征提取、点云降采样和聚类分割。激光里程计的核心问题是三维点云匹配问题, 通过确定不同时刻 2 帧点云之间的正确对应关系实现位姿估计。点云匹配算法根据基本原理可分为 2 大类, 即基于扫描的方法和基于特征的方法^[3]。基于扫描匹配的方法根据点云的整体特性, 直接对所有扫描点进行配准; 基于特征的方法只选取点云中的部分关键特征进行匹配。3D 激光 SLAM 的后端优化算法旨在处理和优化机器人感知的数据, 以

提升定位和地图的精度。回环检测用于解决传感器移动测图过程中的累积误差^[4]。随着 3D 激光 SLAM 技术的不断发展, 越来越多的解决方案涌现出来。其中文献[5]提出的激光雷达里程计与建图 (LiDAR odometry and mapping, LOAM) 框架是最具代表性的方法之一, 该框架兼顾定位建图的精度和效率, 引领出众多衍生算法。然而, 随着 SLAM 技术的应用环境日益复杂, 传统的 3D 激光 SLAM 方法面临着越来越多的限制和挑战。目前, 主要研究方向包括以下几个方面: 1) 多种传感器深度融合, 利用其他传感器的优势来弥补 LiDAR 在特定工况下的局限性, 从而提高定位建图精度。2) 多源信息融合, 将雷达反射强度、声学、5G 等多源信息引入定位过程, 从而提高定位和建图的精度^[6]。3) 深度学习技术为 SLAM 领域带来巨大变革, 并在一些领域展现出了卓越的效果^[7]。在计算机视觉领域, 关于视觉 SLAM 技术的研究和综述比较多, 但对激光 SLAM 技术的总结成果相对匮乏。因此, 本文首先给出常用的激光雷达传感器和激光 SLAM 系统框架, 其次阐述激光 SLAM 系统的关键技术, 然后介绍激光 SLAM 与视觉 SLAM 系统的区别及其存在的问题, 最后结合近年来的研究成果, 分析激光 SLAM 的未来发展趋势和应用方向。

1 激光雷达系统和激光 SLAM 框架

1.1 激光雷达系统

激光雷达是激光探测与测距系统的简称, 它通过测定激光雷达发射器与目标物体之间的传播距离, 分析目标物体的反射能量大小、反射波谱的幅度、频率和相位等信息, 从而呈现出环境精确的结构信息。根据结构不同, 可将其分为 2D 激光雷达、3D 激光雷达、混合固态激光雷达和固态激光雷达。其中, 激光 SLAM 系统中常用的传感器为 2D 激光雷达和 3D 激光雷达 (如图 1 所示)。



(a) 2D激光雷达



(b) 3D激光雷达

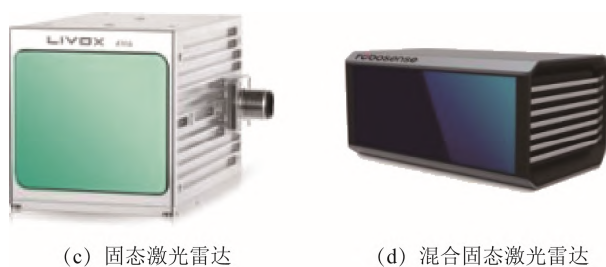


图1 各类型激光雷达

1.2 激光 SLAM 框架

2D SLAM 框架的早期解决方案主要包括文献[8]提出的 Gmapping、文献[9]提出的 Hector SLAM, 以及文献[10]提出的 Karto SLAM, 它们分别采用 Rao-Blackwellized Particle 粒子滤波器、扩展卡尔曼滤 (extended kalman filter, EKF) 算法和位姿图优化 (pose graph optimization, PGO) 算法解决定位和建图问题。文献[11]提出的 Cartographer 框架在 SLAM 过程中采用局部和全局结合的方法优化载体位姿, 并增加闭环检测以确保地图的一致性, 成为一种较为可靠的 2D 激光 SLAM 方案。文献[12]引入傅里叶级数, 将不规则闭合形状特征进行参数化, 建立基于傅里叶级数特征参数化的 SLAM 框架, 在一定场景条件下该框架优于 Cartographer 框架。

3D 激光 SLAM 系统中, 文献[5]提出的 LOAM 框架通过提取各点曲率获得线和面特征, 利用点到线与面的匹配估计激光雷达运动, 成为 3D 激光 SLAM 中的一个经典框架。LOAM 框架能够同时进行高频位姿推估和低频建图 2 个线程, 使其在精度和效率方面得到了较好的平衡。此外, LOAM 框架具有较强的扩展性, 因此吸引了许多研究者基于该框架进行进一步的研究。其中, 一个主要研究方向是对 LOAM 本身进行改进, 文献[13]在 LOAM 的基础上提出的针对地形变化的轻量级激光雷达里程计与建图 (lightweight and ground-optimized LiDAR odometry and mapping on variable terrain, LeGO-LOAM) 框架, 在分割地面点云约束垂直方向的漂移的同时增加回环检测模块, 提升了算法精度。为了降低 LOAM 前端扫描匹配迭代过程中的计算量, 文献[14]提出了一种非迭代的 2 级失真补偿方法。该方法利用边缘特征和平面特征, 分别与局部边缘图和局部平面图进行匹配, 从而降低计算量。文献[15]将环境中参考对象的 3D 模型及其在全局坐标系中的已知位置作为先验条件引入 LOAM 框架中, 进一步提高了定位精度。

另一个主要研究方向是融合来自多种传感器的数据。文献[16]在 LOAM 的基础上引入惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 预积分观测测量, 提出在快速移动场景中性能更好的激光惯性里程计与建图 (laser-inertial odometry and mapping, LIOM) 框架。文献[17]提出的激光雷达惯性框架是在 LeGO-LOAM 基础上进行改进, 基于迭代卡尔曼滤波实现 LiDAR 与 IMU 紧耦合的前端里程计, 提升定位建图精度。文献[18]提出的紧耦合激光雷达惯性里程计 (tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping, LIO-SAM) 框架对文献[13]的 LeGO-LOAM 框架进行扩展, 在高效融合 IMU 数据和全球定位系统 (global positioning system, GPS) 观测量的同时, 采用非线性优化和局部匹配策略, 从而提高算法的精度和鲁棒性。

2 点云数据处理

激光雷达采集的原始点云数据量庞大, 具有无序和不规则的特点, 因此需要对原始数据进行进一步处理。激光 SLAM 中常用的点云数据处理方法主要有云特征提取、点云采样和点云聚类分割。

2.1 点云特征提取

点云特征提取是从数据量冗余、特征不明显的点云中提取点云本身所具有的特征信息。传统的特征提取方法主要包括:

1) 基于图像特征检测方法。此类方法将原始点云数据转化为特征描述子, 如尺度不变特征转换算子、加速稳健特征描述子和三维角点检测描述子等。然后, 通过这些特征描述子提取点云的特征信息^[19]。

2) 基于点云边缘分割方法。此类方法通过对点云进行分割, 提取点云中边缘特征的交点和面特征的交线。

3) 基于离散点云几何特征方法。此类方法根据点云拓扑关系, 提取点云的空间距离、角度、法向矢量、曲率等几何特征^[20]。

4) 基于点云聚类判别方法。此类方法首先对点云进行聚类分割, 然后计算各个聚类的几何、拓扑属性, 根据这些属性的分布规律对所需特征进行识别和提取。

5) 基于深度学习的点云特征提取方法。这是目前点云处理领域的前沿研究之一, 其主要思路是利用深度学习网络对点云数据进行特征提取。

基于深度学习的点云特征提取主要有 3 种方法: 第一种是基于多视图的方法, 将点云转换为多视图数据, 并在投影图像上进行特征学习^[21]; 第二种是基于体素化的方法, 即将点云进行规则体素划分后输入到卷积神经网络中进行学习^[22]; 第三种是基于点云卷积的方法, 即直接对点云数据进行全局处理^[23]。基于深度学习的特征提取方法致力于优化网络模型, 从而降低计算复杂度, 提高复杂场景下点云特征提取的准确度。

2.2 点云采样

激光雷达获取点云速度较快, 同时数据量相对较大, 因此需要剔除冗余数据。常用的点云采样方法分为以下几种:

1) 传统的点云采样方法。传统方法主要包括系统采样法、均匀网格法、包围盒法、非均匀网格法、曲率采样法等^[24], 这些方法以 2 种不同的策略来处理点云数据: 一种是将点云划分为多边形网格, 根据特定规则选择代表整个网格的点云; 另一种方法则是以点云的几何特征作为采样依据, 以保留点云整体几何特征。这些方法计算简单, 采样效率较高, 但不适用于空间形态较为复杂的点云数据^[25]。

2) 基于聚类的点云采样方法。这类方法通过对点云数据进行聚类, 将每一聚类中的点云数据拟合成曲面, 通过比较每个点的均方根曲率值和所有点的均方根平均曲率对点云进行采样。该方法需要提前设定聚类中心数目, 对于高特征强度点的保留效果较好, 对于低特征强度点的保留效果相对较差。

3) 基于信息熵的点云采样方法。这类方法首先对每个点的重要性进行评估, 通过删除重要性最低的点实现点云降采样。此类方法评估参数的构造特别关键, 评估参数主要包括点云曲率熵^[26]、点云简化熵^[27]和组合局部熵等。

4) 基于深度学习的点云采样方法。基于深度学习的点云采样方法是目前点云数据处理领域的热点之一, 其主要思路是通过深度学习模型来实现点云数据的自适应采样。常用采样算法有最远点采样^[28]、逆密度重要性采样^[29]、随机采样^[30]和格网采样^[31]。目前研究趋势是进一步优化网络结构, 提高点云采样效率以及更好地保留点云几何细节^[32]。

2.3 点云聚类分割

点云分割的主要目标是将点云数据划分成若干具有相似属性的子集, 其中激光雷达点云分割

的常用方法是基于聚类的分割^[33]。基于聚类的点云分割方法主要分为以下几类:

1) 层次聚类算法。这类算法主要通过逐步合并距离较近的数据点, 将点云划分为具有层级结构的多个簇, 最终形成被称为聚类特征树 (clustering tree) 的树形结构^[34]。层次聚类不需要设定聚类数, 聚类效果较好, 但是算法计算复杂度高, 鲁棒性和扩展性较差^[35]。

2) 划分聚类算法。这类方法首先选择初始聚类中心, 然后按照一定规则将每个点划分到不同的聚类中, 通过多轮次聚类中心的更新迭代, 完成点云聚类分割^[36]。这类算法比较简单直观, 能够以较小的计算代价得到较好的聚类效果, 但是算法需要设定聚类数, 容易陷入局部最优。文献[37]提出固定中心 K 均值聚类 (fixed-centered K -means, FC K -means) 算法, 根据先验信息于聚类前固定了一些聚类中心, 从而获得数据点到聚类的最佳分布。该算法旨在提高聚类的准确性和稳定性, 能够更有效地解决实际问题。

3) 基于密度的聚类算法。这类方法主要利用样本间的密度差异对点云进行聚类。文献[38]提出的具有噪声的基于密度的空间聚类算法 (density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN) 通过定义邻域半径和密度阈值 2 个参数来确定核心点, 然后从核心点逐个扩展聚类, 最后通过更新遍历新的核心点完成聚类。文献[39]对文献[38]的邻域搜索方法进行改进, 有效减少了无效距离计算, 从而提高算法效率。文献[40]对 DBSCAN 算法进行了改进。首先减少了 DBSCAN 算法的一个参数, 然后采用迭代更新特征权重的方法进行聚类。实验证明, 这种改进算法的聚类效果优于传统的 DBSCAN 算法。

与上述 2 种聚类算法相比, 基于密度的聚类算法鲁棒性较强, 能够识别出数据集中存在的噪声。但是算法时间复杂度较高, 不适合处理大规模点云数据。

3 点云扫描匹配

运动载体采集的激光点云数据的坐标系统为局部坐标系, 为确定载体实时的位置和姿态, 需要将坐标系统进行统一。点云配准算法可分为 2 大类, 即基于特征的匹配和基于扫描的匹配。其中, 基于特征的匹配方法在各种结构化场景中有着广泛的应用, 但受限于匹配精度, 该方法难以在缺乏稳定特征的场景和非结构化场景中使用, 而且

在运动估计中容易产生误差累积。本文将着重介绍 2 类基于扫描的匹配算法, 即迭代最近点 (iterative closest point, ICP) 算法和正态分布变换 (normal distributions transform, NDT) 算法。

3.1 标准 ICP 算法

标准 ICP 算法的数学模型为: 对于源点集 $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_m\} \in \mathbf{R}^3$, 目标点集 $Q = \{q_1, q_2, q_3, \dots, q_m\} \in \mathbf{R}^3$, 求解刚体变换矩阵 $T^* = \begin{pmatrix} R & t \\ \theta^T & 1 \end{pmatrix}$, 使得

$$T^* = \underset{T}{\operatorname{argmin}} \sum_C (Tp_i - q_j)^T (Tp_i - q_j) \quad (1)$$

式中: $R \in SO(3)$ 为旋转矩阵, $SO(3)$ 表示三维旋转群组; t 为平移向量; T 为位姿变换; $C = \{(i, j)\}$ 为源点集 P 和目标点集 Q 中点的对应关系。标准 ICP 算法主要分为 2 步: 1) 给定初值, 建立对应关系; 2) 通过最小化对应点间欧式距离平方和来求解相对变换。对 T^* 进行迭代, 直到满足设定的迭代终止条件或达到设置的迭代最高次数时终止迭代, 得到位姿变化的最优估值。

标准 ICP 算法难以处理包含大量噪声、结构比较复杂的点云数据。文献[41]提出一种点对平面迭代匹配 (point to plane ICP, PP-ICP) 算法, 通过计算法向量得到切平面, 采用点到面的距离作为误差度量, 从而提高算法的鲁棒性。文献[42]提出的法向量迭代匹配 (normal ICP, NICP) 算法通过计算源点集和目标点集中每个点的切平面法向量及点云所在曲面的曲率, 结合欧式距离构建误差度量, 通过非线性优化方法迭代解算相对位姿。文献[43]提出的基于隐式移动最小二乘匹配 (implicit moving least squares ICP, IMLS-ICP) 算法在文献[42]的基础上利用曲率、法向量筛选出具有代表性的点来进行匹配, 同时利用每个点的法向量构建曲面的表达式, 并根据点到曲面的距离构建误差度量。这样既能避免点云分布不均匀导致计算结果出现偏移, 又能提高点云匹配精度。

ICP 及其多数变种算法在迭代过程中易收敛到局部极值, 导致匹配陷入局部最优。针对这一问题, 文献[44]改进了 ICP 算法, 通过降低点云密度和优化目标函数, 提高了点云匹配的准确性和速度。文献[45]将 ICP 算法与自适应阈值的对应匹配、鲁棒核函数、运动补偿和点云采样策略结合, 实现了一个简单有效的 SLAM 框架。

3.2 NDT 算法

NDT 算法是利用点云的数学分布性质描述点云特征, 并构造优化函数。给定源点集 $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_m\} \in \mathbf{R}^3$ 和目标点集 $Q = \{q_1, q_2, q_3, \dots, q_m\} \in \mathbf{R}^3$,

NDT 算法首先体素化目标点集 Q , 计算每个体素内部点的均值 μ 和方差 Σ , 有:

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m q_k \quad (2)$$

$$\Sigma = \frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^m (q_k - \mu)(q_k - \mu)^T \quad (3)$$

根据上述均值和方差, 可将三维网格中的点云数据转换成连续可微的概率密度函数, 即

$$p(x) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} \sqrt{|\Sigma|}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right] \quad (4)$$

求取 2 帧点云间最佳变换的过程即为求取位姿变换 T 的最大似然估计值, 即

$$T^* = \underset{T}{\operatorname{argmin}} \prod_{k=1}^n \rho(Tp_i) \quad (5)$$

最后, 利用非线性优化方法对 T 进行迭代计算。

NDT 算法匹配精度较高, 适用于处理大规模点云数据。文献[46]采用 K 均值聚类方法代替体素网格, 用于划分点云生成高斯分布, 在不同尺度上进行点云配准优化。这种方法能够解决 NDT 算法中代价函数不连续的问题, 在提高算法收敛性的同时提升了计算效率。为进一步解决点云网格边缘代价函数不连续的问题, 文献[47]提出分段区域生长正态分布变换 (segmented region growing normal distributions transform, SRG-NDT) 算法。该算法首先使用高斯过程回归和增量采样一致性的分割算法从点云集中剔除地面点, 然后应用类似 DBSCAN 的区域生长算法对剩余的点进行聚类。这种方法从聚类结果中计算概率密度函数, 能够用更少的高斯分布描述环境, 提高了算法效率。同时, 通过聚类策略获得的平滑和连续的代价函数, 能够提升算法的收敛性。

作为一种稳健的点云匹配算法, NDT 算法在激光 SLAM 中得到广泛应用。其中, 文献[48]采用基于局部地图和运动预测模型的 NDT 算法实现点云匹配。文献[49]使用了基于点到分布的正态分布变换 (point to distribution based NDT, P2D-NDT) 方法, 以实现单帧点云与动态地图之间的匹

配。相比 ICP 算法, NDT 算法实用性更强且效率更高。但是 NDT 及其改进算法也容易陷入局部最优, 匹配结果同样依赖于良好的初始位姿。

4 后端优化与回环检测

4.1 后端优化

激光 SLAM 系统经过点云扫描匹配, 能够利用相邻 2 帧点云之间的关系恢复出短时间内的载体位置和姿态; 由于系统中不可避免存在匹配误差和观测噪声, 因此位姿图并不具备一致性。后端优化对各帧的位姿和地标位置进行整体非线性优化, 使其尽可能满足所有约束关系, 实现地图的一致性。其中, 基于图的后端优化方法是一种精确的点云配准方法, 其核心思想是运用图论的思想, 各帧点云的位姿和环境中的路标位置构成图的节点 P , 点云之间、点云和路标之间的匹配关系 $T \sim N(\bar{T}, \Sigma)$ 构成图的边。通过调整各节点的位姿, 使得所有节点之间的关系更符合预设的约束条件, 以达到精确的优化效果 (如图 2 所示)。

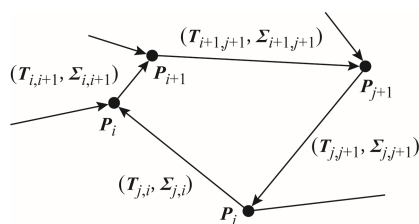


图 2 图优化示意

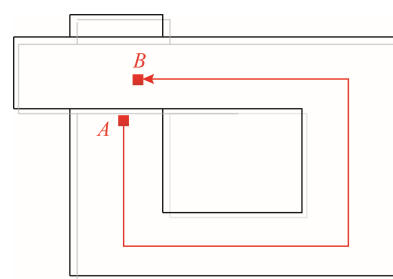
文献[50]对图优化 SLAM 的建模方法和优化方法进行详细阐述, 将图建模方法总结为基于动态贝叶斯网络的图建模方法、基于因子图的图建模方法和基于马尔可夫的图建模方法, 同时对后端优化方法进行总结和分类。文献[13]的后端采用因子图优化, 融合激光里程计因子和回环检测因子, 经优化得到最终的全局地图。文献[18]在文献[13]的基础上引入 IMU 预积分因子和 GPS 因子, 以提高定位和建图精度。文献[51]以关键帧的姿态为节点, 以前端里程计获得的 2 个节点之间的相对运动估计为约束边, 从而构建了后端全局地图优化模块, 使用非线性最小二乘法进行全局优化。

然而, 图优化 SLAM 普遍存在鲁棒性和实时性 2 方面的问题。首先, 图优化 SLAM 后端的鲁棒性主要由前端数据关联和后端优化初值决定, 正确的数据关联和初值选取能够获得精确度高的优化结果, 从而得到高精度的全局一致性地图。其

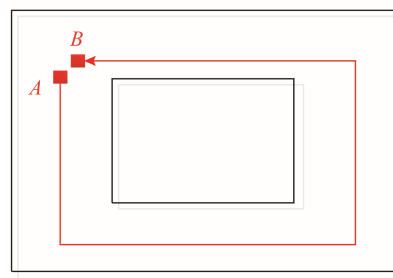
次, 图优化 SLAM 后端需要进行大量的非线性解算和迭代求解, 难以满足大规模点云数据实时解算的需求。

4.2 回环检测

回环检测主要通过全局数据关联判断是否到达历史场景, 其核心目的是通过匹配在不同位置和角度下采集到的点云数据, 判断路径是否存在的重复区域, 从而有效纠正累积误差, 提高配准精度, 促使地图闭环并生成全局一致性的映射地图 (如图 3 所示)。



(a) 无闭环的环境拓扑结构



(b) 有闭环的环境拓扑结构

图 3 回环检测示意

目前基于场景外观相似性的判别方法是回环检测中的主流方法, 该方法通过人工设计位置描述符, 对当前帧和候选帧进行相似性判别。

1) 基于局部特征的判别方法。文献[52]借鉴了视觉 SLAM 中的词袋模型 (bag of words, BOW), 结合激光点云反射率信息, 在点云数据中提取面向快速旋转二进制鲁棒独立基本特征 (oriented fast and rotated binary robust independent elementary features, ORB) 加入词袋模型中, 用于快速重定位和回环检测。文献[53]提出一种基于描述符的概率投票方法, 该方法通过查询局部描述符数据库中每个关键点的恒定最近邻, 并对投票结果进行聚合, 从而完成匹配过程。文献[54]通过融合点云和图像数据, 利用点云的深度信息构建二进制词袋模型来实现闭环检测, 从而提升算法在多种场景下的鲁棒性。文献[55]则直接从 LiDAR 点云中提取线性关键点构建三维词袋模型 (bag of words

3D, BoW3D)。该方法可以实时进行位置姿态校正,为算法提供准确的闭环约束。

2) 基于全局特征的判别方法。文献[56]使用特征的相对位置关系生成局部地图并加入哈希表中,通过相对位置关系实现重定位。文献[57]提出几何地标关系旋转不变 (geometric landmark relations rotation-invariant 3D, GLAROT-3D) 方法,通过将成对的关键点的相对几何位置编码成直方图,根据旋转直方图之间的距离来计算 2 个点映射的相似度。文献[58]提出一种基于非直方图的全局描述符,采用相似度得分作为判别依据,最后采用 2 阶段搜索算法检测回环。文献[59]将 2 次扫描的点云输入闭环网络 (loop closure network, LC-Net) 中,根据网络输出结果判断 2 次扫描是否存在重叠,同时输出 2 次扫描之间的重叠角度,进行全局地图校正。为了解决长距离环路的回环检测问题,文献[60]提出了一种基于特征组的分布和对应关系的 3 阶段回环检测方案。该方法首先利用特征组的分布来搜索闭环候选项,然后通过比较几何参数找到与特征组相匹配的对应项并获取初始变换,在此基础上完成匹配和校正。

5 激光 SLAM 和视觉 SLAM 的差异

激光 SLAM 和视觉 SLAM 都是目前机器人领域中比较重要的定位和建图技术。它们的主要区别在于传感器类型、算法实现和应用场景等方面。

传感器类型方面,激光 SLAM 采用激光雷达采集环境信息,按照飞行时间测距原理确定传感器发射器与目标物体之间的传播距离,从而得到环境中物体的位置和形状等信息;视觉 SLAM 中使用的相机不需要向外发射能量,而是通过捕获外界物体的光能量,将三维物体映射到二维图像上,得到环境中物体的颜色和纹理信息。

此外,激光雷达可以实现高精度的测距,其精度为毫米级。但是激光雷达本身存在有效探测范围,且传感器成本较高;相机成像无探测距离限制,且传感器成本较低。但是相机对光线的依赖程度较高。

算法实现方面,激光 SLAM 是将激光雷达所获取到的点云数据进行滤波和帧间匹配,实现定位和建图的任务;视觉 SLAM 的观测模型是将空间中的 3D 点投影到平面坐标系下得到二维图像,通过对图像的特征匹配和重建,来实现定位和建图。

应用场景方面,激光 SLAM 精度较高、数据

稳定,而且不受光照变化影响,因此广泛应用于室内外定位、工业自动化及驾驶辅助中;视觉 SLAM 不受探测距离限制,采集信息更丰富,能够在增强现实、智能家居及无人驾驶领域发挥巨大作用。

6 激光雷达 SLAM 技术未来发展方向

激光 SLAM 技术已日趋成熟并取得广泛应用,但精度、环境适应性以及实时性等问题依旧是激光 SLAM 研究中的难点,因此仍有以下重点值得关注:

1) 多源传感器融合。在退化环境和运动扰动环境下,激光 SLAM 系统可用点云数量也会大量减少,系统的感知准确度会降低。在这种情况下,需要激光雷达与视觉、惯性、GPS、超声波、雷达等其他传感器进行有机整合,实现优势互补,从而提高系统定位建图的精度,满足复杂场景需求。

2) 更加灵活高效的优化策略。首先,在复杂环境和动态条件下,观测信息中存在大量的未知模型噪声和粗差。为保证系统的有效性和精度,需要针对不同环境和动态性变化,采取相应的优化策略。其次,在后端优化过程中,存在许多复杂的非线性运算。当处理大规模点云数据时,可以通过采用并行计算和分布式计算等方法来提高运算效率。

3) 场景识别和环境感知技术。利用机器学习、深度学习等方法,使载体从激光雷达采集的数据中自动识别出环境中的物体、区域和情景,是最具前沿性的研究方向之一。因此需要从点云中挖掘出物体、语义、关系等高层次特征来辅助对场景的实时理解,从而支持无人载体不同场景下的自主决策和控制。

7 结束语

激光 SLAM 利用激光传感器实现自主定位与建图,广泛应用于自动驾驶、机器人定位以及工业自动化等领域。本文从激光雷达系统和经典激光 SLAM 框架出发,梳理了激光 SLAM 算法在点云数据预处理、点云扫描匹配、后端优化和回环检测环节的国内外研究现状,并根据激光 SLAM 和视觉 SLAM 的基本原理,对二者优缺点进行分析归纳。综合传统激光 SLAM 技术的特点,阐述了激光 SLAM 技术与多传感器融合的必要性,指出后端优化算法方面仍有广阔的研究前景。最后,提出基于深度学习技术的场景识别和环境感知对于激光 SLAM 技术的发展具有革命性的意义。

参考文献

- [1] 陈驰, 杨必胜, 田茂, 等. 车载 MMS 激光点云与序列全景影像自动配准方法[J]. 测绘学报, 2018, 47(2): 215-224.
- [2] 周治国, 曹江微, 邸顺帆. 3D 激光雷达 SLAM 算法综述[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(9): 13-27.
- [3] FURUKAWA T, DANTANARAYANA L, ZIGLAR J, et al. Fast global scan matching for high-speed vehicle navigation[C]// 2015 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI). California, USA: IEEE, 2015: 37-42.
- [4] TAN J, TORROBA I, XIE Y, et al. Data-driven loop closure detection in bathymetric point clouds for underwater slam[C]// 2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). London, UK: IEEE, 2023: 3131-3137.
- [5] ZHANG J, SINGH S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping[J]. Autonomous Robots, 2017, 41: 401-416.
- [6] LI S, TIAN B, ZHU X, et al. InTen-LOAM: Intensity and temporal enhanced LiDAR odometry and mapping[J]. Remote Sensing, 2022, 15(1): 242.
- [7] LIAO W H, WANG C C, LIN W C. GNN-based point cloud maps feature extraction and residual feature fusion for 3D object detection[C]// 2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). London, UK: IEEE, 2023: 7010-7016.
- [8] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with rao-blackwellized particle filters[J]. IEEE transactions on Robotics, 2007, 23(1): 34-46.
- [9] KOHLBRECHER S, VON STRYK O, MEYER J, et al. A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation[C]// 2011 IEEE international symposium on safety, security, and rescue robotics. Kyoto, Japan: IEEE, 2011:155-160.
- [10] KONOLIGE K, GRISETTI G, KÜMMERLE R, et al. Efficient sparse pose adjustment for 2D mapping[C]// 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS). Taipei, China: IEEE, 2010: 22-29.
- [11] 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 (ICRA). Stockholm, Sweden: IEEE, 2016: 1271-1278.
- [12] ZHAO J, LI T, YANG T, et al. 2D laser SLAM with closed shape features: fourier series parameterization and submap joining[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 1527-1534.
- [13] SHAN T, ENGLLOT 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 (IROS). Madrid, Spain: IEEE, 2018: 4758-4765.
- [14] WANG H, WANG C, CHEN C L, et al. F-loam: Fast lidar odometry and mapping[C]// 2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Prague, Czech Republic: IEEE, 2021: 4390-4396.
- [15] OELSCH M, KARIMI M, STEINBACH E. R-LOAM: Improving LiDAR odometry and mapping with point-to-mesh features of a known 3D reference object[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 2068-2075.
- [16] YE H, CHEN Y, LIU M. Tightly coupled 3D lidar inertial odometry and mapping[C]// 2019 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal, Canada: IEEE, 2019: 3144-3150.
- [17] QIN C, YE H, PRANATA C E, et al. Lins: A lidar-inertial state estimator for robust and efficient navigation[C]// 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Paris, France: IEEE, 2020: 8899-8906.
- [18] SHAN T, ENGLLOT B, MEYERS D, et al. Lio-sam: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping[C]// 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Las Vegas, USA: IEEE, 2020: 5135-5142.
- [19] PATEL M I, THAKAR V K, SHAH S K. Image registration of satellite images with varying illumination level using HOG descriptor based SURF[J]. Procedia Computer Science, 2016, 93: 382-388.

- [20] LU X, AI Y, TIAN B. Real-time mine road boundary detection and tracking for autonomous truck[J]. *Sensors*, 2020, 20(4): 1121.
- [21] CHEN X, MA H, WAN J, et al. Multi-view 3d object detection network for autonomous driving[C]// *Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Hawaii, USA: IEEE, 2017: 1907-1915.
- [22] WU Z, SONG S, KHOSLA A, et al. 3D shapenets: A deep representation for volumetric shapes[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*. Boston, USA: IEEE, 2015: 1912-1920.
- [23] QI C R, SU H, MO K, et al. Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Hawaii, USA: IEEE, 2017: 652-660.
- [24] MOSTAFA S A, AHMAD I A. Recent developments in systematic sampling: A review[J]. *Journal of Statistical Theory and Practice*, 2018, 12(2): 290-310.
- [25] LIU B, CHEN S, HUANG H, et al. Tree species classification of backpack laser scanning data using the PointNet++ point cloud deep learning method[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(15): 3809.
- [26] WANG G, WU L, HU Y, et al. Point cloud simplification algorithm based on the feature of adaptive curvature entropy[J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32(6): 065004.
- [27] ZHANG K, QIAO S, WANG X, et al. Feature-preserved point cloud simplification based on natural quadric shape models[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(10): 2130.
- [28] LI J, ZHOU J, XIONG Y, et al. An adjustable farthest point sampling method for approximately-sorted point cloud data[C]// *2022 IEEE Workshop on Signal Processing Systems (SiPS)*. Rennes, France: IEEE, 2022: 1-6.
- [29] LIU K, GAO Z, LIN F, et al. Fg-net: A fast and accurate framework for large-scale lidar point cloud understanding[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 53(1): 553-564.
- [30] ZHANG Y, HU Q, XU G, et al. Not all points are equal: Learning highly efficient point-based detectors for 3D LiDAR point clouds[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*. New Orleans, USA: IEEE, 2022: 18953-18962.
- [31] DOVRAT O, LANG I, AVIDAN S. Learning to sample[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Long Beach, USA: IEEE, 2019: 2760-2769.
- [32] HU Q, YANG B, XIE L, et al. Randla-net: Efficient semantic segmentation of large-scale point clouds[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Seattle, USA: IEEE, 2020: 11108-11117.
- [33] XIA S, CHEN D, WANG R, et al. Geometric primitives in LiDAR point clouds: A review[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 685-707.
- [34] ZHANG T, RAMAKRISHNAN R, LIVNY M. BIRCH: An efficient data clustering method for very large databases[J]. *ACM Sigmod Record*, 1996, 25(2): 103-114.
- [35] GUHA S, RASTOGI R, SHIM K. CURE: An efficient clustering algorithm for large databases[J]. *ACM Sigmod Record*, 1998, 27(2): 73-84.
- [36] LLOYD S. Least squares quantization in PCM[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1982, 28(2): 129-137.
- [37] AY M, ÖZBAKIR L, KULLUK S, et al. FC-Kmeans: Fixed-centered K-means algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 211: 118656.
- [38] ESTER M, KRIEGEL H P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]// *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)*. Portland, Oregon, USA: AAAI Press, 1996: 96(34): 226-231.
- [39] CHEN Y, TANG S, BOUGUILA N, et al. A fast clustering algorithm based on pruning unnecessary distance computations in DBSCAN for high-dimensional data[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 83: 375-387.
- [40] CHOWDHURY S, HELIAN N, DE AMORIM R C. Feature weighting in DBSCAN using reverse nearest neighbours[J]. *Pattern Recognition*, 2023, 137: 109314.

- [41] YANG C, MEDIONI G. Object modeling by registration of multiple range images[C]// 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Washington, DC, USA: IEEE, 2002: 145-155.
- [42] SERAFIN J, GRISETTI G. NICE: Dense normal based point cloud registration[C]// 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Hamburg, Germany: IEEE, 2015: 742-749.
- [43] DESCHAUD J E. IMLS-SLAM: Scan-to-model matching based on 3D data[C]// 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Madrid, Spain: IEEE, 2018: 2480-2485.
- [44] QIN Q, HUANG D, YANG Y, et al. Point cloud registration algorithm based on improved ICP[C]// International Conference on Computer Vision, Application, and Algorithm (CVAA 2022). Chongqing, China: SPIE, 2023, 12613: 273-277.
- [45] VIZZO I, GUADAGNINO T, MERSCH B, et al. Kiss-icp: In defense of point-to-point icp—simple, accurate, and robust registration if done the right way[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(2): 1029-1036.
- [46] DAS A, WASLANDER S L. Scan registration with multi-scale K -means normal distributions transform[C]// 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS). Villamora, Portugal: IEEE, 2012: 2705-2710.
- [47] DAS A, WASLANDER S L. Scan registration using segmented region growing NDT[J]. The International Journal of Robotics Research, 2014, 33(13): 1645-1663.
- [48] JIANG Y, WANG T, SHAO S, et al. 3D SLAM based on NDT matching and ground constraints for ground robots in complex environments[J]. Industrial Robot: The International Journal of Robotics Research and Application, 2023, 50(1): 174-185.
- [49] CHIU Y T, SRINARA S, TSAI M L, et al. Improvement of LiDAR-SLAM-based 3D NDT localization using fault detection and exclusion algorithm[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2022, 43: 189-195.
- [50] 张洪华, 刘璇, 陈付豪, 等. 基于图优化的 SLAM 后端优化研究与发展[J]. 计算机应用研究, 2019(1): 7.
- [51] ZHOU B, LI C, CHEN S, et al. ASL-SLAM: A LiDAR SLAM with activity semantics-based loop closure[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(12): 13499-13510.
- [52] SHAN T, ENLOT B, DUARTE F, et al. Robust place recognition using an imaging LiDAR[C]// 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Xi'an, China: IEEE, 2021: 5469-5475.
- [53] BOSSE M, ZLOT R. Place recognition using keypoint voting in large 3D LiDAR datasets[C]// 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Karlsruhe, Germany and Hong Kong, China: IEEE, 2013: 2677-2684.
- [54] YANG L, YU Z, DENG C, et al. Three-Dimensional LiDAR localization and mapping with loop-closure detection based on dense depth information[J]. Mathematics, 2023, 11(9): 2211.
- [55] CUI Y, CHEN X, ZHANG Y, et al. Bow3d: Bag of words for real-time loop closing in 3D LiDAR slam[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 8(5): 2828-2835.
- [56] HOFSTETTER I, SPRUNK M, RIES F, et al. Reliable data association for feature-based vehicle localization using geometric hashing methods[C]// 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Paris, France: IEEE, 2020: 1322-1328.
- [57] RIZZINI D L. Place recognition of 3D landmarks based on geometric relations[C]// 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Vancouver, Canada: IEEE, 2017: 648-654.
- [58] KIM G, KIM A. Scan context: Egocentric spatial descriptor for place recognition within 3d point cloud map[C]// 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Madrid, Spain: IEEE, 2018: 4802-4809.
- [59] LIU K, CAO M. Dlc-slam: A robust lidar-slam system with learning-based denoising and loop closure[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023.
- [60] XU M, LIN S, WANG J, et al. A LiDAR SLAM system with geometry feature group based stable feature selection and three-stage loop closure optimization[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023.