

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514544

融合曲率拟合运动预测的无人车 3D 激光 高程约束 SLAM 方法*

栾添添, 周源贺, 张秋雨, 贵 放, 孙明晓
(哈尔滨理工大学自动化学院 哈尔滨 150080)

摘 要:针对 3D 激光雷达(LiDAR)在垂直方向上点云稀疏、分辨率不足,导致激光雷达-惯性测量单元(IMU)同时定位与建图(SLAM)系统在高程方向缺乏有效约束、易产生累积漂移的问题,提出一种融合地面曲率拟合运动预测的无人车 3D 激光高程约束 SLAM 方法。该方法首先对激光点云进行空间初筛,并结合反射强度信息进行二次筛选,实现对地面点云的稳定分割,为后续地形建模提供可靠数据基础。随后,在无人车实时位姿邻域内,利用最小二乘法对局部地面点云进行二次曲面拟合,从而精确估计地面法向量,并计算反映局部地形整体弯曲特征的平均曲率参数。在此基础上,将地面法向量约束与平均曲率修正相结合,并与无人车的运动预测位移进行正交投影,构建新的高程约束模型,以有效补偿三维激光雷达在垂直方向观测能力不足所带来的不确定性。最后,将激光雷达里程计因子、IMU 预积分因子以及所构建的高程约束因子统一引入 SLAM 系统后端的因子图优化框架中,实现多源传感器信息在物理约束层面的协同优化,在保证系统实时性的同时有效抑制高程方向的累积误差。随后在 KITTI 公共数据集及高校校园自建数据集上对所提出方法进行了充分实验验证。结果表明,该方法在无人车高程方向具有显著约束效果,相较于基于平滑和建图的紧耦合激光雷达惯性里程计算法(LIO-SAM),定位误差平均值最大降低 46.54%,并在地图一致性与轨迹稳定性方面均表现出明显优势。

关键词: SLAM; 无人车; 3D 激光雷达; 地面分割; 运动预测

中图分类号: TH85 TH242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Elevation-constrained 3D LiDAR SLAM for autonomous vehicles via ground curvature fitting and motion prediction

Luan Tiantian, Zhou Yuanhe, Zhang Qiuyu, Ben Fang, Sun Mingxiao

(School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Due to the sparsity and limited vertical resolution of 3D light detection and ranging (LiDAR) point clouds, LiDAR-inertial measurement unit (IMU) simultaneous localization and mapping (SLAM) systems often lack the effective elevation constraints and suffer from the accumulated vertical drift. To address this issue, this paper proposes a 3D LiDAR elevation-constrained SLAM method for autonomous vehicles by integrating ground curvature fitting with motion prediction. Ground points are first segmented with the spatial pre-filtering and reflectivity-based secondary filtering. Then the local ground points are fitted by a quadratic surface to estimate the ground normal vectors and average curvature, which are combined with predicted vehicle motion to construct a novel elevation constraint. The proposed elevation constraint factor together with LiDAR odometry and IMU pre-integration factors is incorporated into a factor graph optimization framework to achieve multi-source collaborative optimization while maintaining the real-time performance. Experiments on the KITTI dataset and a self-collected campus dataset demonstrate that the proposed method provides strong elevation constraints, reducing the average localization error by up to 46.54% compared to the tightly coupled LiDAR-inertial odometry algorithm via smoothing and mapping (LIO-SAM), which significantly improves the map consistency and trajectory stability.

Keywords: SLAM; autonomous vehicles; 3D LiDAR; ground segmentation; motion prediction

0 引言

在过去的三十年中,无人车因在复杂环境中能够执行无需人为干预的任务而获得了极大的关注,例如太空探索、救援行动和工业制造^[1-3]。同时定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术是无人车身处未知环境中实现自主定位与环境建图的核心技术^[4-5]。按照无人车所采用的传感器类型,当前主流 SLAM 方法可分为激光 SLAM、视觉 SLAM 以及多种传感器融合作用的激光/视觉混合 SLAM^[6-7]。相比于相机,激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)在感知环境距离、测量距离精度等性能指标上更具优势^[8]。按测量维度划分,激光雷达可分为 2D 激光雷达与 3D 激光雷达:2D 激光雷达只能提供单一平面上所测量的环境信息,3D 激光雷达可以获取高精度的三维环境数据^[9]。故研究重点为 3D 激光雷达 SLAM,以满足无人车在室外非结构化道路上的高精度定位与建图需求^[10]。

3D 激光雷达可以精准感知周围环境中的位置与距离信息,而惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)可以提供无人车的位置与姿态作为 SLAM 算法的参考^[11]。两者结合可以弥补激光 SLAM 更新偏慢的问题,从而提升整个 SLAM 系统的鲁棒性与精度^[12-13]。目前,以 3D 激光雷达为核心、IMU 等传感器为辅助的激光 SLAM 技术发展迅猛,Zhang 等^[14]提出的激光雷达里程计与建图(LiDAR odometry and mapping, LOAM)算法通过在不同激光束间计算点云平滑度以提取线与面特征点,随后分别进行直线与平面的匹配过程来估计位姿。Shan 等^[15]在 LOAM 的基础上提出了轻量级与地面优化的激光里程计与建图(lightweight and ground-optimized LiDAR odometry and mapping, LeGO-LOAM)算法,在 LOAM 的基础上加入回环检测。Lin 等^[16]提出的基于 Livox 雷达的激光里程计与建图(Livox LiDAR odometry and mapping, Livox-LOAM)算法,该算法在特征点提取的过程中加入了点云反射强度等信息进行筛选。随后,Shan 等^[17]提出了基于平滑和建图的紧耦合激光雷达惯性里程计(tightly-coupled LiDAR inertial odometry via smoothing and mapping, LIO-SAM)算法,实现了高精度且实时的轨迹估计与地图构建。为了解决激光 SLAM 在动态环境下会出现精度下降与系统鲁棒性差的问题,孙明晓等^[18]提出了动态环境下基于深度图的无人车激光 SLAM 算法。此外,在计算资源受限的移动机器人场景中,也有研究提出基于多状态约束卡尔曼滤波器(multi-state constraint Kalman filter, MSCKF)的 IMU 与激光雷达紧耦合低计算复杂度定位方法,在保持较高精度的同时显著降低计算资源需求^[19]。

尽管基于 3D 激光雷达的 SLAM 方案有着多方面的优势,但仍然面临若干技术难题。其中,高程约束弱是主要难题之一^[20];为了应对此问题,研究者们提出利用地面点云信息强化 Z 轴约束,使得研发高效、稳健的地面分割算法成为目前重点研究方向。Jiang 等^[21]采用随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)方法分割地面平面,并分别从地面点云与非地面点云中提取平面特征与边缘特征。此外,有研究引入更先进的地面分割算法,如 Patchwork^[22],以取代传统方法。Seo 等^[23]提出的基于 Patchwork 地面优化的激光里程计算法(Patchwork ground-optimized LiDAR odometry, PaGO-LOAM)将 Patchwork 融入地面优化的激光测距框架中,在减轻计算负担的同时部分利用地面约束开展全局优化。

基于上述研究,在 LIO-SAM 算法框架下提出了一种融合地面分割与曲面拟合运动预测的三维激光高程约束 SLAM 方法,旨在提升复杂地形环境中无人车长时间运行的高程约束能力与定位精度。主要贡献可概括为:

1) 提出了一种融合空间特征与反射强度信息的地面分割方法,通过结合空间聚类实现多材质地面的高效分割,在不同地面类型下均具有良好的实时性与稳定性;

2) 提出了一种基于二次曲面拟合的运动预测模型,利用局部地面曲率与法向特征对车辆运动进行约束,从而增强非结构化复杂地形环境下的定位精度与系统鲁棒性;

3) 构建了一种基于运动预测的高程约束因子及其残差模型,并将其与 LiDAR 里程计因子和 IMU 预积分因子共同引入因子图优化框架,实现多源信息的协同优化。

1 融合曲率拟合运动预测的无人车 3D 激光高程约束 SLAM 系统

1.1 系统框架

提出一种由 LiDAR 与 IMU 构成的无人车高程约束 SLAM 系统,其整体框架如图 1 所示。该系统涵盖 4 个核心模块:数据预处理模块负责原始点云去噪与滤波;前端里程计基于改进 LIO-SAM 完成位姿估计与地面分割;核心的高程约束模块结合地面曲面拟合与运动预测以抑制垂直漂移;后端优化模块则将多源约束因子纳入因子图框架进行协同优化,进而有效提升定位精度与建图一致性。

1.2 基于空间与反射强度联合的地面分割方法

空间初筛阶段基于地面点与非地面点在几何高度特征上的显著差异,实现对非地面点的快速剔除。通过引入相对高度归一化处理,以当前帧估计的局部地面最低点作为参考面,对点云高度进行归一化,提高阈值参数在不同车辆与地形条件下的适配性与鲁棒性。随后,将点

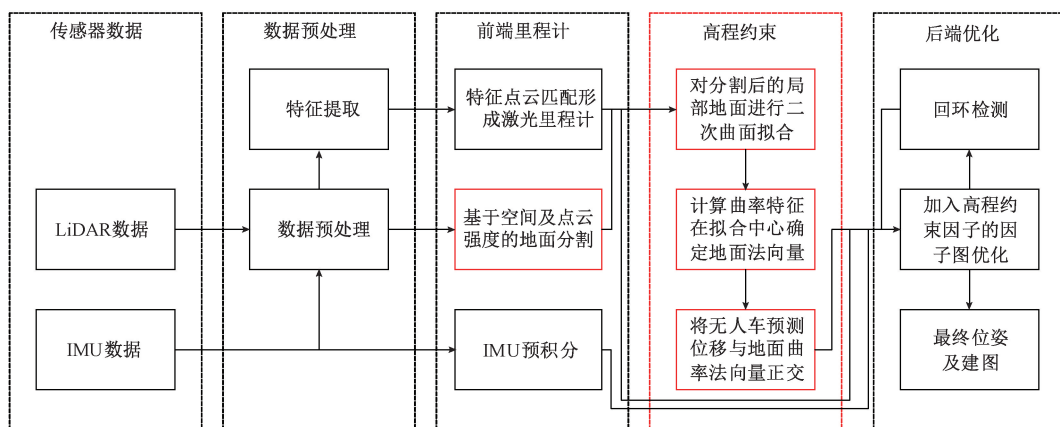


图1 系统总框图

Fig. 1 Algorithm framework diagram

云投影至二维平面并划分为规则网格,在每个网格单元内选取高度最低点作为局部参考高度,并在其基础上设定自适应的高度容差区间,仅保留落入该区间内的点作为地面候选点。该方法能够有效适应局部地形起伏变化,避免全局统一阈值在复杂道路、长坡及桥梁等场景中引发的漏检与误判问题,从而显著提升地面分割在复杂环境下的鲁棒性与准确性。

在空间初筛后的点云候选集中,仍可能存在高度相近但材质属性差异显著的干扰点。为进一步降低误判率,引入基于反射强度的二次筛选方法。通过对归一化强度直方图进行建模,利用地面与非地面目标在反射强度分布上的统计差异,自动检测主峰并确定高概率地面强度区间,剔除区间外的非地面点。为增强对光照变化及雨雪等复杂工况的适应性,采用多帧滑动窗口统计并对直方图进行平滑处理,以保证筛选结果的稳定性。在此基础上,针对残留的孤立离群点与不规则连通区域,采用基于具有噪声的基于密度的空间聚类应用(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)的空间聚类方法对候选点进行连通性分析,并通过规模阈值过滤小规模簇,从而有效去除噪声点并获得最终地面点集。

1.3 融合曲面拟合的运动预测模型

在完成地面点云分割后,采用二次曲面拟合提取局部地面的曲率与法向特征,并将由此获得的 Z 向约束引入激光雷达与 IMU 联合优化框架中,以动态修正高程估计误差。同时,通过融合历史地面曲率信息与当前观测,实现高鲁棒性与高精度的三维定位。该方法能够有效弥补低线数激光雷达在垂直方向观测不足的问题,显著提升非结构化复杂地形下的高程约束能力及 SLAM 系统的纵向定位精度与整体稳定性。

为精准刻画车辆周围地面的几何结构特征,首先在

车辆当前位置处,设定半径 r 构建邻域范围,并从该范围内提取地面点集,形成局部地面点子集 G_{local} 。

选取局部地面点集后,采用二次曲面作为拟合模型。这是因为二次曲面不仅能够近似描述各种情况下的路面,还可以通过曲率参数定量刻画地形特征,适用于多种地理环境。

为了求解这些参数,采用线性最小二乘法,通过最小化预测高程与实际点云高程之间的残差平方和来估计最优系数。设计矩阵 A 与观测向量 Z 为:

$$\begin{cases} A = \begin{bmatrix} x_1^2 & y_1^2 & x_1 y_1 & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^2 & y_n^2 & x_n y_n & x_n & y_n & 1 \end{bmatrix}_t \\ Z = \begin{bmatrix} z_1 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} \end{cases} \quad (1)$$

系数求解公式为:

$$[a, b, c, d, e, f]^T = (A^T A)^{-1} A^T Z \quad (2)$$

其中,系数 a, b, c, d, e, f 分别对应表面在不同方向的弯曲程度、一阶倾斜梯度与平均高程偏移。

对上述步骤拟合得到的曲面,在车辆当前位置对地面的投影点 (x_t, y_t) 计算主曲率。二次曲面的 Hessian 矩阵为:

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 z}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 z}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 z}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 z}{\partial y^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2a & c \\ c & 2b \end{bmatrix} \quad (3)$$

Hessian 矩阵的特征值即为最大主曲率 k_1 和最小主曲率 k_2 ,由此可定义平均曲率 k_{mean} 为:

$$k_{\text{mean}} = \frac{k_1 + k_2}{2} = a + b \quad (4)$$

其中,平均曲率 k_{mean} 代表整体表面弯曲程度,正值为

凸,负值为凹。

在标准的基于里程计与惯性数据的预测模型中,高程变化通常通过车辆姿态与水平位移推算得到,然而这种方法在非平坦路段、草地、碎石路以及波状起伏地形中,因忽略地形非线性变化,容易造成累计高程漂移。为此引入了基于地面二次曲面曲率的高程预测修正,在一次法向约束的基础上加入二次曲率项,实现线性与非线性高程变化的融合建模。

在地面二次曲面拟合参数确定后,可在拟合中心点确定地面的法向量,其法向量为曲面在该点的梯度方向,可表示为:

$$\mathbf{n}_{\text{ground}} = \frac{1}{\sqrt{\left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2 + 1}} \begin{bmatrix} -\frac{\partial z}{\partial x} \\ -\frac{\partial z}{\partial y} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\text{其中, } \left. \frac{\partial z}{\partial x} \right|_{(0,0)} = d; \left. \frac{\partial z}{\partial y} \right|_{(0,0)} = e。$$

法向量的模归一后直接参与运动预测中的空间约束,使车辆沿着更真实的地面法向关系进行高程变化推算;随后求解无人车在规定时间内位移,并将预测后的位置与局部地面法向量正交以达到约束无人车在高程方向的精准定位。

设车辆当前位置为 (x, y, z) , 运动后预测位置为 $(x + \Delta x, y + \Delta y, z + \Delta z)$, 局部地面法向量为 $\mathbf{n}_{\text{ground}} = (n_x, n_y, n_z)$ 。那么其垂直约束可表达为:

$$\mathbf{n}_{\text{ground}} \cdot [\Delta x, \Delta y, \Delta z]^T = 0 \quad (6)$$

求解高程增量 Δz 得:

$$\Delta z = -\frac{n_x \Delta x + n_y \Delta y}{n_z} \quad (7)$$

假设车辆当前位置为原点,向平面中任意方向前进一个小位移 d_{xy} , 则有:

$$\begin{cases} \Delta x = d_{xy} \cos \theta \\ \Delta y = d_{xy} \sin \theta \end{cases} \quad (8)$$

将式(8)中 Δx 和 Δy 代入二次曲面的二阶项可得:

$$\Delta z_{\text{curv}} = a(\Delta x)^2 + b(\Delta y)^2 + c\Delta x\Delta y =$$

$$d_{xy}^2 (a \cos^2 \theta + b \sin^2 \theta + c \sin \theta \cos \theta) \quad (9)$$

因此,综合考虑,所有方向的均值为:

$$(\Delta z_{\text{curv}})_{\theta} = \frac{1}{2}(a + b)d_{xy}^2 = \frac{1}{2}k_{\text{mean}}d_{xy}^2 \quad (10)$$

综合上述关于平面与曲率修正得到最终的路面曲率参与的运动预测模型为:

$$\Delta z = -\frac{n_x \Delta x + n_y \Delta y}{n_z} + \frac{1}{2}k_{\text{mean}}(d_{xy})^2 \quad (11)$$

1.4 融合 IMU 预积分与高程约束的因子图 SLAM 优化

在激光雷达-惯性测量单元 SLAM 系统中,由于 IMU 与激光雷达采样频率存在显著差异,故在相邻激光雷达帧之间引入基于 IMU 局部测量的分段约束,并构建相应观测因子。该因子与地面曲率高程约束因子及激光雷达成里程计因子共同纳入后端因子图优化框架,实现多源信息的协同约束与精确融合。

首先在无人车上搭载的各传感器采集的各项数据中获取原始激光雷达点云序列 $\{P_0, P_1, \dots, P_N\}$, 每帧的时间戳为 $\{t_0, t_1, \dots, t_N\}$; 获取 IMU 原始数据流: 三轴加速度 $\{\mathbf{a}_k\}$ 、三轴角速度 $\{\boldsymbol{\omega}_k\}$ 。

IMU 局部运动信息因子基于 IMU 预积分构建,利用短时间内的低频测量预测下一状态的理论值。其残差由优化状态与预积分预测状态之间的差异构成,涵盖位姿、速度等量,用以刻画系统状态与 IMU 物理观测之间的一致性。

设两帧激光雷达时间为 t_i 与 t_{i+n} , 则 IMU 分段为:

$$S_j = [t_j, t_{j+n}), \quad t_i \leq t_j < t_{j+n} \leq t_{i+n} \quad (12)$$

每个 S_j 为 IMU 数据的其中一段,保证更为详细的运动估计。在此期间,惯性测量单元的积分结果可以表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{Z}_j^i = [\Delta R_j^i, \Delta v_j^i, \Delta p_j^i] \\ \Delta R_j^i = \prod_{k=1}^{j-1} \text{Exp}((\boldsymbol{\omega}_k - b_{g,k})\Delta t) \\ \Delta v_j^i = \sum_{k=i}^{j-1} \Delta R_k^i (a_k - b_{a,k})\Delta t \\ \Delta p_j^i = \sum_{k=i}^{j-1} \left[\Delta v_k^i \Delta t + \frac{1}{2} \Delta R_k^i (a_k - b_{a,k}) \Delta t^2 \right] \end{cases} \quad (13)$$

其中, $\mathbf{Z}_j^i$ 表示 IMU 的完整十五维积分状态变量。 ΔR_j^i 、 Δv_j^i 和 Δp_j^i 分别指的是从时刻 t_i 到 t_j 的旋转、速度和位置变化。 $b_{g,k}$ 为第 k 个时刻的陀螺仪零偏, $b_{a,k}$ 为第 k 个时刻加速度计零偏。 Δt 是两个 IMU 数据帧之间的时间间隔,积分结果用于残差项中的预测部分,而观测部分则来源于重建的路面上的运动。

在因子图优化每次迭代中,用当前变量与 IMU 预积分预测结果作差,得到残差。残差项作为 IMU 因子插入因子图,参与整体优化。残差定义可表示为:

$$\mathbf{r}_{\text{IMU},k} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_k - \hat{\mathbf{p}}_k \\ \mathbf{v}_k - \hat{\mathbf{v}}_k \\ \mathbf{R}_k - \hat{\mathbf{R}}_k \end{bmatrix} \quad (14)$$

假定插值节点 k 的三维位置为 $\mathbf{p}_k = [x_k, y_k, z_k]^T$, 局部地面模型为二次曲面,如式(5)所示,则高程约束残差为:

$$\mathbf{r}_{\text{ground},k} = z_k - f(x_k, y_k) \quad (15)$$

该因子约束车辆在插值节点时刻,位置要尽量贴合

地面的实际高程,姿态要尽量与地面法向保持一致,抑制高程漂移和姿态误差。

为了进一步提升系统的姿态与精度,在因子图框架中不仅引入了 IMU 预积分因子与地面曲率高程约束因子,还添加了基于激光雷达帧间配准结果的激光里程计因子,形成包含多约束源的联合优化框架。

通过帧间点云匹配算法得到从关键帧 k 到 $k+1$ 的观测相对位姿为:

$$T_{k,k+1}^L = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{k,k+1}^L & \mathbf{t}_{k,k+1}^L \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \in SE(3) \quad (16)$$

其中, L 为一个标志符, x, y 代表这个相对位姿是由 3D 激光雷达测得的; $\mathbf{R}_{k,k+1}^L \in SO(3)$ 为旋转矩阵,表示相邻帧间的姿态变化; $\mathbf{t}_{k,k+1}^L$ 为平移向量,表示相邻帧间的平移差。

在因子图优化中,为使优化变量状态量 T_k, T_{k+1} 与观测测量 $T_{k,k+1}^L$ 一致,因此定义 LiDAR 里程计因子残差为:

$$\mathbf{r}_{\text{LiDAR},k} = \text{Log}((T_{k,k+1}^L)^{-1} \cdot T_k^{-1} \cdot T_{k+1}) \quad (17)$$

其中, $T_k^{-1} \cdot T_{k+1}$ 是由优化变量计算的预测相对位姿, $\text{Log}(\cdot)$ 为李群到李代数的对数映射,将 $SE(3)$ 中的姿态差转化为六维向量。

综合上述,观测因子目标函数中包含了 IMU 预积分因子、地面曲率高程约束因子以及激光雷达里程计因子,每一个观测因子是一个观测误差在状态空间的残差项,通过优化让这些残差的加权平方和最小,从而实现多源数据的物理协同优化,其优化目标为:

$$\min_x \left\{ \sum_k \|\mathbf{r}_{\text{IMU},k}(x)\|^2_{W_{\text{IMU}}} + \sum_k \|\mathbf{r}_{z,k}(x)\|^2_{W_{\text{ground}}} + \sum_k \|\mathbf{r}_{\text{LiDAR},k}(x)\|^2_{W_{\text{LiDAR}}} \right\} \quad (18)$$

其中, $\min_x$ 为所有变量联合优化, W_i 为第 i 项权重。

2 仿真数据分析与实物验证

为验证所提出方法的精度与鲁棒性,分别在公开数据集和自主搭建的实车平台上进行了实验评估,并选取 LeGO-LOAM、LIO-SAM、LOAM 以及引入地面约束思想的 PaGO-LOAM 作为对比算法,以全面分析本方法在定位精度与环境适应性方面的优势。考虑到 64 线与 16 线激光雷达在垂直分辨率、点云密度及地面回波特性上的显著差异,分别在搭载 64 线激光雷达的 KITTI 数据集和搭载 16 线激光雷达的自建实车数据集上进行测试,其中前者用于验证高密度点云条件下的精度提升,后者用于评估低垂直分辨率条件下的工程可用性。为保证实验公平性,各对比方法均采用其公开实现的默认参数,仅进行必要的工程适配。

2.1 KITTI 数据集测试和评估

测试软件平台为 Ubuntu 20.04 系统,基于机器人操作系统(robot operating system,ROS)noetic 版本,依赖于乔治亚理工学院平滑与建图库(Georgia tech smoothing and mapping,GTSAM)4.0.2、点云库(point cloud library,PCL)1.8.1,电脑硬件配置:处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-9300H,运行内存为 16 GB,显卡为 NVIDIA GTX 1660TI。

为验证所提出算法在复杂地形条件下的有效性与鲁棒性,在开源数据集 KITTI 05 上进行了仿真实验。该数据集包含陡坡及不平整路段,对 SLAM 系统在高程方向的估计能力提出了较高要求。实验中,采用轨迹评估(evaluation of odometry,EVO)工具对方法与多种主流开源 SLAM 算法进行对比分析,并以 KITTI 官方高精度全球定位系统(global positioning system,GPS)数据作为地面真值,对重建轨迹及绝对位姿误差进行评估。KITTI 数据集定位误差对比图如图 2 所示,绝对轨迹误差对比值如表 1 所示。

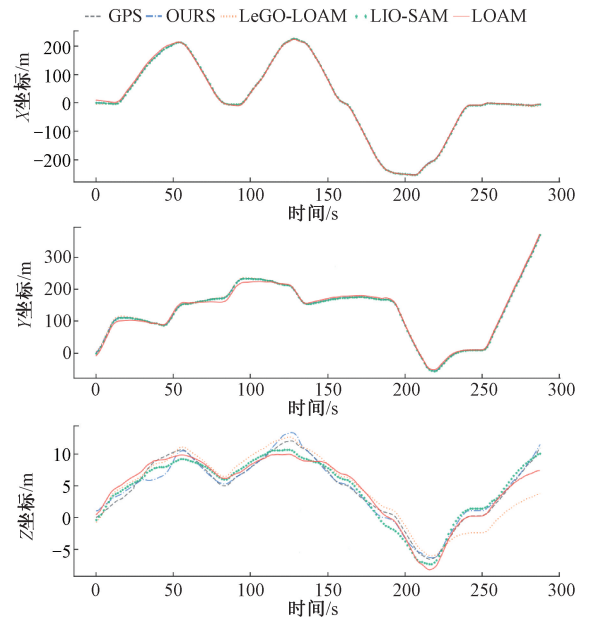


图 2 KITTI 数据集定位误差对比

Fig. 2 Comparison of localization errors on the KITTI dataset

图 2 中虚线线段为 GPS 真值轨迹,菱形标注线段、圆形标注线段、三角形标注线段顿号直线线段以及正方形标注线段分别为 LeGO-LOAM 算法、LIO-SAM 算法、LOAM 算法、改进算法以及 PaGO-LOAM 算法的定位误差结果。结果表明,改进算法在轨迹重建精度上与真实轨迹高度一致,整体表现优于对比算法。尽管在数据集后半段由于特征退化,各算法在高程方向的误差均有所增大,但在 Z 轴方向上,改进方法的误差波动幅度最小。误差统计结果显示,与 LIO-SAM 相比,改进方法在误差

表 1 本方法与 KITTI 数据集上的其他开源算法的绝对轨迹误差进行比较

算法	均方根误差	平均值	中位数	标准差	最小值	最大值
本文	1.207 135	1.013 594	0.913 760	0.355 593	0.111 667	2.327 461
LIO-SAM	1.383 022	1.314 943	1.265 875	0.428 574	0.495 057	2.954 030
LeGO-LOAM	3.123 104	2.671 429	2.245 575	1.617 789	0.941 624	9.930 095
LOAM	6.437 622	5.607 990	4.753 364	3.161 238	1.247 894	13.743 152

最大值和平均值方面分别降低 26.91% 和 22.92%，均方根误差 (root mean square error, RMSE) 降低 12.72%。实验结果充分表明,所提出的高程约束模型能够有效抑制累积漂移,显著提升无人车在复杂三维环境中的高程定位精度与稳定性。

2.2 实车数据集测试和评估

为了进一步验证改进算法在真实环境下的有效性与鲁棒性,搭建了一辆基于 16 线 3D 激光雷达、IMU、GPS 等多传感器融合方案的无人车实验平台,并在哈尔滨理工大学校园内采集实车测试数据集。自主移动无人车实验平台示意图如图 3 所示。

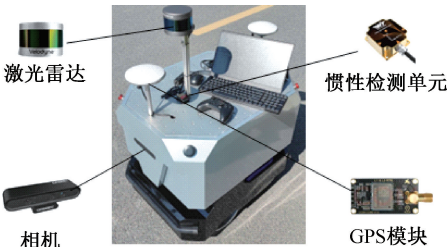


图 3 自主移动无人车实验平台

Fig. 3 The experimental platform based on the autonomous mobile robot

各算法在实验场景下的轨迹对比图如图 4 (a) 所示。在水平维度上,各对比算法均展现出良好的鲁棒性,轨迹能够紧密贴合 GPS 真值,表明平面定位性能相对稳定。然而,在垂直维度上,由于 16 线激光雷达垂直角分辨率固有的稀疏性,叠加车辆在非结构化或颠簸路面行驶引发的 IMU 高频震荡及累积误差,导致不同算法的性能分化显著。其中,LOAM 与 LeGO-LOAM 在高程方向震荡显著,呈现明显漂移趋势;LIO-SAM 与 PaGO-LOAM 波动相对较小,但仍存在一定程度的累积误差;相比之下,改进方法得益于引入的高程约束因子,有效补偿了垂直方向的观测缺失,轨迹表现最为平滑稳定,未出现明显的漂移现象。图 4(b) 及表 2 给出了各算法在实验场景下的绝对位姿误差统计结果与定位误差曲线,误差统计结果显示,在实验场景中,改进方法的 RMSE 相较 LIO-SAM、LeGO-LOAM 与 LOAM 分别降低

约 52.72%、52.50% 和 79.20%，误差平均值分别降低约 46.55%、38.55% 和 75.91%；相较 PaGO-LOAM，RMSE 与误差平均值分别降低约 31.67% 和 28.71%。实验结果表明,所提出的高程约束因子能够在低垂直分辨率点云条件下有效抑制累积漂移,显著提升定位精度与稳定性。

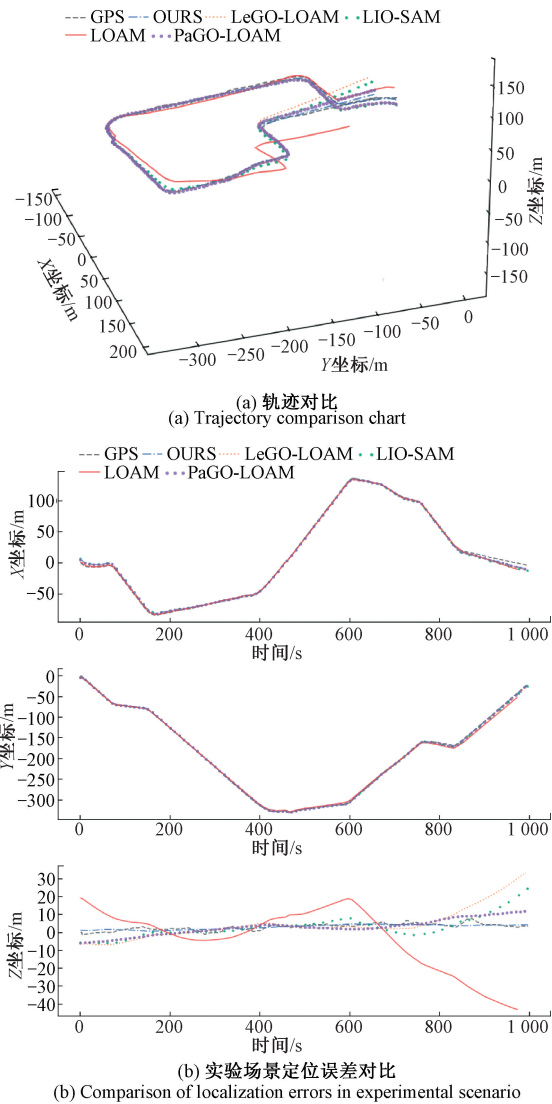


图 4 实验场景的定位结果

Fig. 4 Localization results in the experimental scenario

表 2 本方法与实验场景上的其他开源算法的绝对轨迹误差进行比较

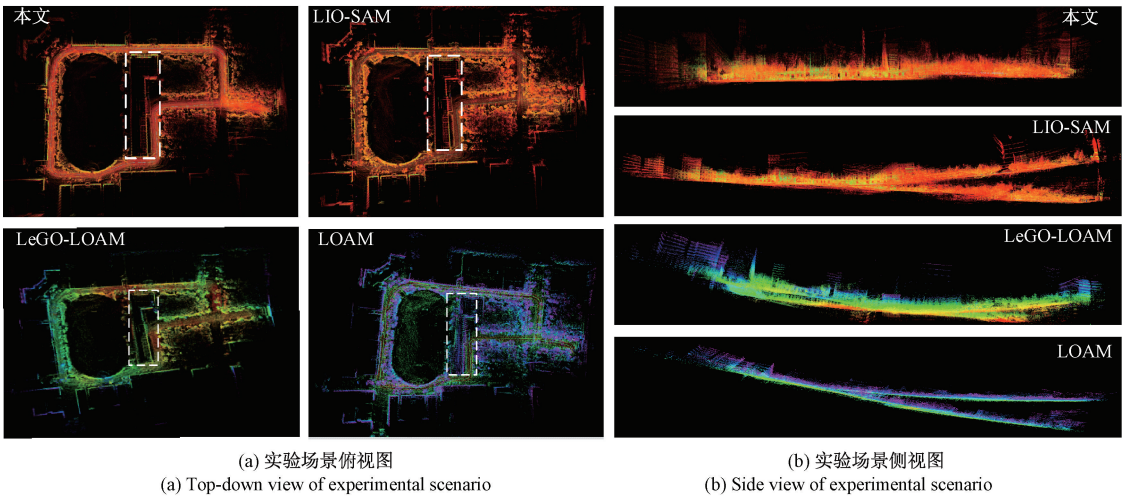
Table 2 Comparing ATE of the proposed method with open-source algorithms (m)

算法	均方根误差	平均值	中位数	标准差	最小值	最大值
本文	3.138 702	2.759 597	2.426 525	1.495 351	0.280 214	6.856 507
LIO-SAM	6.638 616	5.163 503	4.042 591	4.172 464	0.695 039	23.277 101
LeGO-LOAM	6.607 296	4.490 532	3.025 989	4.846 801	0.529 176	31.363 270
LOAM	15.092 895	11.454 649	7.206 053	9.827 843	0.595 424	48.099 568
PaGO-LOAM	4.593 635	3.871 067	3.005 116	2.473 120	0.552 812	11.239 460

2.3 建图效果评估

在实验场景中的建图测试中,如图 5(a)和(b)所示,改进算法同样保持了优异的全局一致性。俯视图中大环路结构闭合良好,建筑轮廓边界清晰且几何完整,几乎无噪声点;侧视图中高度变化平稳,点云分布均匀,未出现明显起伏或扭曲,表明其在长时间运行中能够稳定抑制累积误差。相比之下,LIO-SAM 在闭环

位置出现轻微错位,而 LeGO-LOAM 与 LOAM 在该场景下误差进一步放大,局部形变严重,高度波动明显。综合建图结果可知,改进算法在引入高程约束后能够生成结构完整、几何精确且细节连续的三维地图,并在复杂地形和长距离运行条件下显著减少空间畸变与局部失真,这一优势也与前文的定量误差评估结果相一致。



(a) 实验场景俯视图

(a) Top-down view of experimental scenario

(b) 实验场景侧视图

(b) Side view of experimental scenario

图 5 各算法实车建图效果

Fig. 5 Real-vehicle mapping effects of different algorithms

3 结 论

针对 3D 激光雷达在垂直方向上点云稀疏、分辨率不足,导致激光雷达-惯性测量单元 SLAM 系统在高程方向缺乏有效约束、易产生累积漂移的问题,提出一种融合曲率拟合运动预测的无人车 3D 激光高程约束 SLAM 算法,主要结论为:

- 1) 提出了一种融合空间几何特征与反射强度信息的地面分割方法,通过空间预筛选与强度二次筛选实现多材质复杂场景下的高精度、稳健地面点云提取,为高程约束因子的构建提供可靠数据基础。
- 2) 针对三维激光雷达垂直观测不足的问题,提出一

种基于二次曲面拟合的高程约束建模方法,通过提取局部地面法向量与曲率特征对车辆纵向运动进行约束,有效抑制起伏地形中的高程累积漂移,在自建数据集中相较 LIO-SAM 高程误差平均降低 33%。

3) 将所提出的高程约束因子与激光雷达里程计因子及 IMU 预积分因子联合引入因子图优化框架,对 LIO-SAM 进行扩展,在保证系统实时性的同时实现多传感器信息的物理一致性协同优化。

提出的 SLAM 系统在 KITTI 数据集和高校校园实车数据集上进行验证,并与 LIO-SAM、LeGO-LOAM 以及 LOAM 算法进行对比,结果表明本方法在高程误差抑制和地图一致性方面具有显著优势。

参考文献

- [1] 栾添添, 顾雯莉, 孙明晓. 融合颜色不变量与多尺度特征的 ORB 充电桩定位算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(6): 361-369.
LUAN T T, GU W L, SUN M X. Research on an ORB-based charging pile localization algorithm integrating color invariant and multi-scale features[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(6): 361-369.
- [2] YUAN R, JI B, GAO Y H. A review of LiDAR simultaneous localization and mapping techniques for multi-robot[J]. Robotica, 2025, 43(9): 3200-3240.
- [3] 栾添添, 王皓, 孙明晓, 等. 基于动态变采样区域 RRT 的无人车路径规划[J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1721-1729.
LUAN T T, WANG H, SUN M X, et al. Path planning of unmanned vehicle based on dynamic variable sampling area RRT[J]. Control and Decision, 2023, 38(6): 1721-1729.
- [4] 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.
ZHOU ZH G, CAO J W, DI SH F. Overview of 3D LiDAR SLAM algorithms [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(9): 13-27.
- [5] 栾添添, 吕奉坤, 班喜程, 等. 高动态环境下的傅里叶梅林变换视觉 SLAM 算法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(7): 242-251.
LUAN T T, LYU F K, BAN X CH, et al. Fourier Merlin transform visual SLAM algorithm in highly dynamic environments[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(7): 242-251.
- [6] DAI K, SUN B H, WU G P. LiDAR-based sensor fusion SLAM and localization for autonomous driving vehicles in complex scenarios[J]. Journal of Imaging, 2023, 9(2): 52.
- [7] 孙明晓, 张允曦, 栾添添, 等. 基于局部地图复杂度动态势场引导的无人船路径规划算法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(8): 321-329.
SUN M X, ZHANG Y X, LUAN T T, et al. Path planning algorithm for unmanned surface vehicle based on local map complexity and dynamic potential field guidance[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(8): 321-329.
- [8] LU G M, YANG H, LI J. A lightweight real-time 3D LiDAR SLAM for autonomous vehicles in large-scale urban environment[J]. IEEE Access, 2024, 11: 12594-12606.
- [9] ZHANG Y J, SHI P CH, LI J Y. 3D LiDAR SLAM: A survey[J]. Photogrammetric Record, 2024, 39(186): 457-517.
- [10] PANG C L, ZHOU L Q, HUANG X F. A low-cost 3D SLAM system integration of autonomous exploration based on fast-ICP enhanced LiDAR-inertial odometry [J]. Remote Sensing, 2024, 16(11): 1979.
- [11] SRINARA S, LEE C M, TSAI S. Performance analysis of 3D NDT scan matching for autonomous vehicles using 3D LiDAR-SLAM integration scheme [C]. 2021 IEEE International Symposium on Inertial Sensors and Systems, 2021: 1-4.
- [12] ZHU H SH, ZOU CH L, YUN J T, et al. Ground-LIO: Enhanced LiDAR-inertial odometry for ground robots based on ground optimization[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 36(1): 016308.
- [13] 诸葛晶昌, 高宏, 罗其俊, 等. 激光雷达 IMU 紧耦合 SLAM 算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2025, 45(11): 243-251.
ZHUGE J CH, GAO H, LUO Q J, et al. Research on tightly coupled SLAM algorithm for LiDAR IMU [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 45(11): 243-251.
- [14] ZHANG J, SINGH S. LOAM: LiDAR odometry and mapping in real-time [C]. Robotics: Science and Systems Conference, 2014: 1-9.
- [15] SHAN T X, ENLOT 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.
- [16] LIN J R, ZHANG F. Loam livox: A fast, robust, high-precision LiDAR odometry and mapping package for LiDARs of small FoV [C]. 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2020: 3126-3131.
- [17] SHAN T X, ENLOT 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, 2020: 5135-5142.
- [18] 孙明晓, 王鑫源, 栾添添, 等. 动态环境下基于深度图的无人车激光 SLAM 算法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(3): 101-109.
SUN M X, WANG X Y, LUAN T T, et al. A laser SLAM algorithm for unmanned vehicles based on depth map in dynamic environment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(3): 101-109.
- [19] 刘佳, 徐闯, 陈大鹏, 等. 基于 Marker-SLAM 的视触

觉增强现实交互算法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(8): 26-38.

LIU J, XU CH, CHEN D P, et al. Visuo-haptic augmented reality interaction algorithm based on Marker-SLAM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(8): 26-38.

[20] HU Y T, ZHOU Q G, MIAO ZH J, et al. Outdoor LiDAR-inertial SLAM using ground constraints [J]. Robotica, 2024, 42(4): 1246-1261.

[21] JIANG Y, SUN ZH F, ZHOU ZH R, et al. Simulation of target tracking based on photon-counting laser ranging system[J]. Study on Optical Communications, 2022, 5: 33-37.

[22] LEE S, LIM H, MYUNG H. Patchwork++: Fast and robust ground segmentation solving partial under-segmentation using 3D point cloud[C]. 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2022: 13276-13283.

[23] SEO D U, LIM H, LEE S. PaGO-LOAM: Robust ground-optimized LiDAR odometry [C]. 2022 19th International Conference on Ubiquitous Robots, 2022: 1-7.

作者简介



栾添添,2011 年、2018 年于哈尔滨工程大学分别获得工学学士学位、博士学位,现为哈尔滨理工大学副教授,主要研究方向为无人系统和机器人理论研究与技术应用。
E-mail:luantiantian@hrbust.edu.cn

Luan Tianian received her B.Sc. and

Ph.D. degrees both from Harbin Engineering University in 2011 and 2018, respectively. She is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology. Her main research interests include theoretical research and technological applications of unmanned systems and robotics.



周源贺,2023 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,现于哈尔滨理工大学攻读硕士研究生,主要研究方向为 3D 激光雷达 SLAM 与无人车导航。

E-mail:18345506108@163.com

Zhou Yuanhe received his B.Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2023. He is currently pursuing his M.Sc. degree at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include 3D LiDAR SLAM.



孙明晓(通信作者),2010 年、2018 年于哈尔滨工程大学分别获得工学学士学位、博士学位,现为哈尔滨理工大学副教授,主要研究方向为无人系统和机器人理论研究与技术应用。

E-mail:sunmingxiao@hrbust.edu.cn

Sun Mingxiao (Corresponding author) received his B.Sc. and Ph.D. degrees both from Harbin Engineering University in 2010 and 2018, respectively. He is currently an associate professor of Harbin University of Science and Technology. His main research interests include theoretical research and technological applications of unmanned systems and robotics.