

文章编号: 1674-8190(2025)03-124-08

# 面向无人机位姿估计的轻量化面元激光惯性SLAM系统

刘畅<sup>1,3,5</sup>, 赵紫旭<sup>1,2,3</sup>, 尚源峰<sup>1,3</sup>, 邱大伟<sup>1,3</sup>, 石晶林<sup>1,3</sup>, 刘杰<sup>4</sup>, 江济<sup>4</sup>

(1. 中国科学院计算技术研究所 无线通信技术研究中心, 北京 100190)

(2. 中国科学院大学 计算机科学与技术学院, 北京 100049)

(3. 移动计算与新型终端北京市重点实验室, 北京 100080)

(4. 云南警官学院 无人驾驶航空器管理及应用技术协同创新中心, 昆明 650223)

(5. 工业级 5G 创新应用(大理)研究院, 大理 671000)

**摘要:** 卫星信号易受遮挡的特性导致小型无人机的位姿估计问题面临较大挑战, 提出一种面向无人机位姿估计的轻量化面元激光惯性 SLAM 系统, 设计一种基于面元的激光点云配准算法, 通过最小化点到面元的距离实现点云配准与位姿估计, 通过舍弃不稳定的面元来保证轻量化; 同时设计系统框架将该算法部署于基于误差状态卡尔曼滤波的激光惯性 SLAM 系统。使用该 SLAM 系统在实验数据集中进行实验测试, 结果表明: 该 SLAM 系统比现有的激光惯性系统具有更好的位姿估计精度, 在保证算法轻量化的基础上, 在野外卫星信号缺失的环境中可降低无人机位姿 37.63% 的平均位置偏移和 33.94% 的平均姿态偏移。

**关键词:** 无人机位姿估计; 轻量化激光惯性 SLAM; 多传感器融合; 点云配准

**中图分类号:** V279; V249.3; TN958.98

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.16615/j.cnki.1674-8190.2025.03.13

## Surfel-based lightweight LiDAR-inertial SLAM system for UAV pose estimation

LIU Chang<sup>1,3,5</sup>, ZHAO Zixu<sup>1,2,3</sup>, SHANG Yuanfeng<sup>1,3</sup>, QIU Dawei<sup>1,3</sup>, SHI Jinglin<sup>1,3</sup>,

LIU Jie<sup>4</sup>, JIANG Ji<sup>4</sup>

(1. Wireless Communication Technology Research Center, Institute of Computing Technology, CAS, Beijing 100190, China)

(2. School of Computer Science and Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

(3. Beijing Key Laboratory of Mobile Computing and Pervasive Device, Beijing 100080, China)

(4. Collaborative Innovation Center for Management and Application Technology of UAV, Yunnan Police College, Kunming 650223, China)

(5. Industrial 5G Innovation Application (Dali) Research Institute, Dali 671000, China)

**Abstract:** The easily occluded nature of satellite signals poses significant challenges to the pose estimation of small unmanned aerial vehicles. In this paper, a lightweight LiDAR (Light Detection and Ranging) -inertial SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) system specifically tailored for UAV pose estimation is proposed. The proposed surfel-based LiDAR point cloud registration algorithm achieves point cloud registration and pose estimation by minimizing the distance between points and surfels, while reducing the algorithm's computational complexity and ensuring lightweight operation by discarding un-stable surface elements. The framework of integrating this algorithm into the error-state Kalman filter based LiDAR-inertial SLAM system is also designed at the same time. The proposed SLAM system is evaluated through experiments conducted on experimental datasets. The results demonstrate superior pose estimation accuracy compared to existing LiDAR-Inertial navigation systems. Furthermore, while maintaining the performance in terms of runtime, the proposed technique reduces the average position deviation by 37.63% and the average attitude deviation by 33.94% in outdoor satellite signal denied environments.

**Key words:** UAV pose estimation; lightweight LiDAR-inertial SLAM; multi-sensor fusion; point cloud registration

收稿日期: 2023-11-06; 修回日期: 2024-04-18

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFC3320800); 云南省科技厅工业高新技术专项(202303AA080002)

通信作者: 刘畅(1986-), 男, 博士, 助理研究员。E-mail: liuchang@ict.ac.cn

引用格式: 刘畅, 赵紫旭, 尚源峰, 等. 面向无人机位姿估计的轻量化面元激光惯性SLAM系统[J]. 航空工程进展, 2025, 16(3): 124-131.

LIU Chang, ZHAO Zixu, SHANG Yuanfeng, et al. Surfel-based lightweight LiDAR-inertial SLAM system for UAV pose estimation[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2025, 16(3): 124-131. (in Chinese)

## 0 引言

近年来小型无人机在航空摄影和摄像、地质勘测和测绘、农业和农业管理、灾害响应和救援、物流和运输、环境监测等场景<sup>[1-5]</sup>得到了广泛应用,高精度的位姿估计对于无人机执行任务的质量至关重要。虽然随着无线通信技术<sup>[6]</sup>和卫星定位技术<sup>[7-8]</sup>的发展,实时差分RTK(Real-time Kinematic)辅助的卫星定位可以解决很多场景下的无人机位姿估计问题,但是卫星信号易受遮挡的特性<sup>[9]</sup>让无人机的位姿估计问题仍然面临着较大的挑战<sup>[10]</sup>。基于激光雷达、视觉、惯性单元IMU等传感器的SLAM(同步定位与建图)技术<sup>[11-14]</sup>可以为无人机在卫星信号缺失的时间段内提供相对的位姿信息,保障无人机位姿估计的鲁棒性和连续性。

基于视觉SLAM系统<sup>[15-17]</sup>的无人机位姿估计技术提取匹配相机在连续时间内采集到的视觉图像之间的视觉特征点,通过光束法平差BA(Bundle Adjustment)<sup>[18]</sup>等技术计算相机的运动来获取无人机的位姿,例如Qin T等<sup>[17]</sup>提出一种基于非线性优化的单目视觉惯性位姿估计技术,并通过无人机采集的真实数据集对该技术进行了实验测试。基于激光雷达SLAM系统<sup>[19-22]</sup>的无人机位姿估计技术通过点云配准算法最小化当前激光雷达采集的点云与点云地图之间的距离误差项计算激光雷达的相对运动,进而换算出无人机的位姿,例如Xu W等<sup>[22]</sup>提出了一种基于卡尔曼滤波的激光惯性SLAM系统并部署于无人机中进行位姿估计。基于激光雷达、视觉、惯性单元等多传感器的融合SLAM系统<sup>[23-25]</sup>,通过对多传感器观测的无人机位姿信息的优势互补以及综合利用,提升无人机位姿估计的鲁棒性,例如Lin J R等<sup>[24]</sup>提出了一种激光视觉惯性紧耦合SLAM系统并在安装有嵌入式计算单元的无人机上进行了实验检验。

上述基于SLAM的无人机位姿估计技术在复杂且未知的非结构化环境中的应用存在局限。视觉SLAM系统一般具有较高的时间复杂度,对于计算资源受限的无人机来说,位姿计算的实时性较差,同时非结构化环境中光照变化、视觉特征数量减少以及尺度漂移<sup>[26]</sup>等问题均会对位姿估计的精度造成较大影响。相较于视觉SLAM系统,激光雷达SLAM系统受环境因素影响较小,更为稳定,但是现有主流激光SLAM系统依赖于周围

环境中的点线面等几何特征进行点云配准与位姿解算,在一些非结构化的野外环境中,难以提取到足够的几何特征,会发生较为严重的位姿退化<sup>[27]</sup>,影响位姿估计的鲁棒性。多传感器融合SLAM系统带来的问题是更高的计算复杂度和在非结构化环境中更为多样的退化。对于单纯的无人机位姿估计来说,引入更多的传感器就意味着引入更多的噪声,而在非结构化环境中噪声项的来源更多,难以充分考虑并消除。

基于上述分析,本文旨在解决无人机在卫星信号受限情况下的非结构化环境中的位姿估计问题,针对低成本计算平台,舍弃计算复杂度较高的视觉SLAM和多传感器融合SLAM方法,权衡位姿估计精度和算法运行实时性之间的平衡,提出一种轻量化面元激光惯性SLAM系统。首先设计一种基于面元的点云配准算法,通过最小化激光点云到对应面元之间的距离解算无人机的位姿,根据面元半径舍弃不稳定的面元,以保证算法运行的实时性;然后设计激光惯性SLAM系统的总体框架,整合位姿数据流,实现精准稳定的无人机实时位姿估计,以满足卫星信号长期缺失情况下的无人机定位需求。

## 1 系统框架

本文使用主流的误差状态卡尔曼滤波器(Error State Kalman Filter, ESKF)来整合激光雷达和惯性单元的位姿数据流。系统框架与数据流示意如图1所示。图1中各个功能模块的作用及系统计算位姿的流程为:

1) 惯性单元输出的高频惯性信息输出状态传播模块,根据牛顿运动学定律进行状态的推导和递推,输出高频的位姿信息,同时惯性信息也用于点云预处理模块中的点云去畸变操作。

2) 激光雷达采集到的点云数据首先通过点云预处理模块进行点云降采样和点云去畸变,经过预处理之后的点云输入到基于点到面元误差项的点云配准模块中,点云配准模块通过匹配点云及其对应的面元计算点到面元误差项。

3) 状态更新模块依据迭代ESKF的计算流程与方法,根据惯性递推的位姿和点到面元计算的误差项执行状态更新,再将更新后的位姿反馈到误差计算模块中进行迭代计算,更新误差项和位

姿直至收敛。

4) 收敛后的位姿信息有三个流向:①反馈到状态传播模块用于执行下一次 ESKF 循环;②输入

至面元地图构建模块用于面元地图的增量式更新;③作为系统低频的精准位姿信息输出。

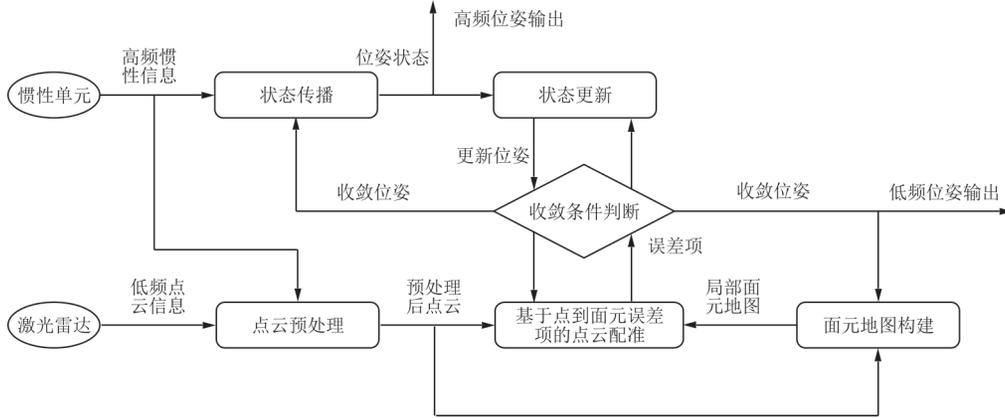


图 1 系统框架与数据流

Fig. 1 System framework and data flow

## 2 实现方法

### 2.1 基于惯性信息的无人机状态递推传播

使用惯性单元获取到的无人机惯性信息递推传播无人机的状态向量,输出高频的无人机位姿信息,其中惯性单元获取到的惯性信息及噪声可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{u}_i = [a_i \ \omega_i] \\ \mathbf{w}_i = [n_{a_i} \ n_{\omega_i} \ n_{b_a} \ n_{b_\omega}] \end{cases} \quad (1)$$

本文方法基于无人机的状态进行计算,因此使用状态向量  $\mathbf{x}_a^b$  表示坐标系  $a$  相对于坐标系  $b$  的位姿状态变化,状态向量所包含的元素为

$$\mathbf{x}_a^b = [R_a^b \ p_a^b \ v_a^b \ b_a \ b_\omega] \quad (2)$$

式中:  $R_a^b$  和  $p_a^b$  分别为姿态和位置的变化;  $v_a^b$  为速度;  $b_a$  和  $b_\omega$  为 IMU 加速度和角速度的零偏值,它们符合随机游走噪声模型。

由于本文基于 ESKF 框架,需要使用到误差状态向量,定义误差状态向量  $\delta \mathbf{x}_a^b$  为真实状态向量  $\mathbf{x}_a^b$  和估测状态向量  $\hat{\mathbf{x}}_a^b$  之间的广义差,  $\boxplus/\boxminus$  代表状态向量的广义加/减法:

$$\delta \mathbf{x}_a^b = \mathbf{x}_a^b \boxminus \hat{\mathbf{x}}_a^b = [\delta R_a^b \ \delta p_a^b \ \delta v_a^b \ \delta b_a \ \delta b_\omega] \quad (3)$$

定义坐标系符号表示:  $W$  表示世界坐标系;  $L_k$  代表第  $k$  帧的激光雷达坐标系;  $L_{k_i}$  代表从第  $k$  帧激光雷达点云接收到的时刻算起,第  $i$  个惯性信息接收时刻的激光雷达坐标系。

基于惯性信息的状态向量递推传播公式如式(4)所示:

$$\mathbf{x}_{L_{k+1}}^W = \mathbf{x}_{L_{k_i}}^W \boxplus f(\mathbf{x}_{L_{k_i}}^W, \mathbf{u}_i, \mathbf{w}_i) \Delta t \quad (4)$$

式中:  $\Delta t$  为惯性信息获取的周期;  $f(\mathbf{x}_{L_{k_i}}^W, \mathbf{u}_i, \mathbf{w}_i)$  为依据牛顿运动定律的状态递推传播函数<sup>[22]</sup>。

状态向量往往伴随着一个衡量估计状态不确定性的协方差矩阵  $P$ ,同时噪声项  $\mathbf{w}_i$  满足高斯白噪声的概率分布,其协方差矩阵为  $Q$ ,在状态向量的递推传播过程中,协方差矩阵也需要根据公式(5)进行递推传播,  $G(\mathbf{w}_i)$  为噪声递推传播公式:

$$\begin{aligned} P_{L_{k+1}} = & (I + f(\mathbf{x}_{L_{k_i}}^W, \mathbf{u}_i, \mathbf{w}_i) \Delta t) P_{L_{k+1}} (I + f(\mathbf{x}_{L_{k_i}}^W, \mathbf{u}_i, \mathbf{w}_i) \Delta t)^T \\ & + (G(\mathbf{w}_i) \Delta t) Q_i (G(\mathbf{w}_i) \Delta t)^T \end{aligned} \quad (5)$$

一次完整的激光惯性位姿观测流程如图 2 所示,每一次状态传播从第  $k-1$  帧激光雷达的状态更新结束后开始,到第  $k$  帧激光雷达状态更新开始时刻结束,输出惯性信息传播状态  $\hat{\mathbf{x}}_{L_{k+1}}^W$  及其协方差矩阵  $\hat{P}_{L_{k+1}}$ 。

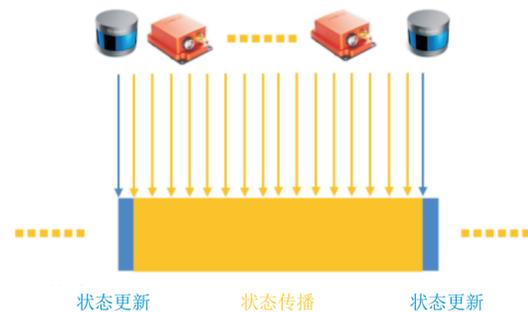


图 2 激光惯性位姿观测流程

Fig. 2 The process of LiDAR-inertial pose measurement

## 2.2 点云预处理

点云预处理模块主要对每一帧接收到的激光雷达点云进行点云降采样和去畸变。为降低系统整体的时间复杂度,本文采用直观和简洁的方式进行点云降采样。由于旋转激光雷达按照时间顺序扫描采集点云,因此使用固定的降采样率采样每一帧点云,例如降采样率设置为1/4,就代表着按照点云采集到的时间顺序,每四个激光点只保存一个。采用这种点云降采样方式,可以保证激光点在空间位置中的平均分布。

无人机的运动会导致旋转激光雷达采集到的激光点的3D位置与真实位置有所偏差,造成运动失真。因此利用惯性信息进行点云去畸变,消除运动失真。点云去畸变的方法为

$$\begin{bmatrix} \Delta R_{kt} \\ \Delta p_{kt} \end{bmatrix} = \frac{t - t_k}{\Delta T} \begin{bmatrix} R_{L_{k+1}}^{L_k} \\ P_{L_{k+1}}^{L_k} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $t_k$ 为第 $k$ 帧点云接收到的起始时间; $\Delta T$ 为第 $k$ 帧到第 $k+1$ 帧点云所经历的时间; $R_{L_{k+1}}^{L_k}$ 和 $P_{L_{k+1}}^{L_k}$ 分别为由惯性信息计算出的 $\Delta T$ 时间段内位姿旋转和平移变换信息。

计算出的 $\begin{bmatrix} \Delta R_{kt} \\ \Delta p_{kt} \end{bmatrix}$ 可用 $t$ 时刻接收到的激光点进行3D位置的修正,最终完成第 $k+1$ 帧点云 $L_{k+1}$ 的去畸变操作。

## 2.3 基于点到面元误差项的点云配准

基于点到面元误差项的点云配准算法是本系统的关键创新算法,对于当前激光点云中的每个点,该算法首先寻找面元地图中对应的匹配面元,然后基于卡尔曼滤波状态更新模块输出的位姿信息迭代计算点云中的点到对应面元的距离误差项,误差项收敛时的位姿信息即为激光点云配准所使用的位姿信息。其中对于面元的定义为

$$s_i = [q_i \quad n_i \quad r_i] \quad (7)$$

面元由多个激光点拟合而成,如图3所示,包括中心坐标 $q_i$ ,法向量 $n_i$ 和半径 $r_i$ ,面元的拟合构架方法详见文献[28],在此不做赘述。

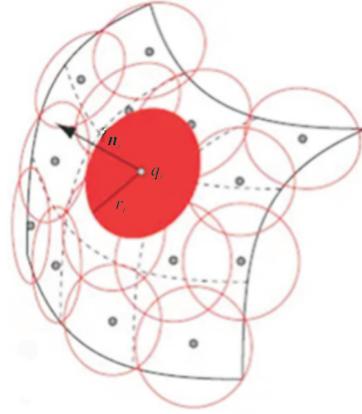


图3 面元结构示意图

Fig. 3 Surfcel structure

给定已经过预处理的激光点云帧 $L_k$ ,对于该帧点云中的每一个激光点 $p_i$ ,寻找在面元地图中相匹配的面元,匹配方法是利用输出的状态向量 $\hat{x}_{L_{k+1}}^W$ 将 $p_i$ 转换到世界坐标系中,再根据距离最近原则选取对应匹配的面元 $s_i$ 。通过式(8)进行点到面元的误差计算:

$$E(p_i, s_i, \hat{x}_{L_k}^W) = \begin{cases} n_i [\hat{R}_{L_k}^W(p_i + \hat{p}_{L_k}^W) - q_i] & (r_i < r_{\text{the}}) \\ 0 & (r_i \geq r_{\text{the}}) \end{cases} \quad (8)$$

该误差表示点到面元所在平面的距离, $\hat{R}_{L_k}^W$ 和 $\hat{p}_{L_k}^W$ 是惯性信息传播状态向量 $\hat{x}_{L_k}^W$ 中对应的旋转和平移位姿信息。由于面元的半径 $r_i$ 与激光线束和面元法向量之间的夹角成正比,因此面元的半径代表局部点云的观测精度,面元的半径越小,用于构建该面元的点云的观测精度越高,构建出的面元越稳定。对于匹配到大于一定阈值 $r_{\text{the}}$ 的不稳定的面元,在计算点到面元误差项时直接舍弃由该面元计算出的误差项,这样既可以保证算法运行的效率,也可以剔除掉可能引起位姿估计精度下降的误差项。

## 2.4 状态更新

构建误差状态的最大后验概率估计MAP(Maximum a Posteriori)问题,使用迭代误差状态卡尔曼滤波求解最优无人机状态。基于2.1节中的传播状态和2.3节中点到面元误差项,使得误差状态 $\delta x_{L_k}^W$ 的后验概率最大时的状态向量,即为所要求解的最优状态向量。关于 $\delta x_{L_k}^W$ 的MAP问题

可转换为以下求解最小值问题:

$$\min_{x_{L_k}^W} \left[ \|\delta x_{L_k}^W\|_{\hat{P}_{L_k}} + \sum_{i=0}^N \|E(p_i, s_i, \hat{x}_{L_k}^W \boxplus \delta x_{L_k}^W) + H_i \delta x_{L_k}^W\|_{R_i} \right] \quad (9)$$

式中:  $\hat{x}_{L_k}^W$  和  $\hat{P}_{L_{k+1}}$  从公式(5)中获取, 为惯性信息传播状态及其协方差矩阵;  $N$  为第  $k$  帧点云中的有效点的数量;  $H_i$  为点到面元误差相对于误差状态向量的雅可比矩阵;  $R_i$  为误差项的协方差矩阵。

根据ESKF的状态更新原理, 迭代地计算卡尔曼增益  $K$ , 误差状态的增量  $\Delta \delta x$ , 以及更新的误差状态  $\delta x_{L_k}^W$ , 其中  $H$ ,  $R$  和  $E$  分别由  $N$  个  $H_i$ ,  $N$  个  $R_i$  和  $N$  个  $E(p_i, s_i, \hat{x}_{L_k}^W \boxplus \delta x_{L_k}^W)$  组成:

$$\begin{cases} K = \hat{P}_{L_k} H^T (H \hat{P}_{L_k} H^T + R)^{-1} \\ \Delta \delta x = K (H \delta x_{L_k}^W - E) \\ \delta x_{L_k}^W = \delta x_{L_k}^W \boxplus \Delta \delta x \end{cases} \quad (10)$$

设置  $\delta x_{L_k}^W$  的收敛条件为两次迭代的变化量小于一定值或迭代次数达到最大, 得出经过ESKF更新后的误差向量  $\delta x_{L_k}^W$ , 此时可以计算得出无人机的真实位姿及其协方差为

$$\begin{cases} x_{L_k}^W = \hat{x}_{L_k}^W \boxplus \delta x_{L_k}^W \\ P_{L_k} = (I - KH) \hat{P}_{L_k} (I - KH)^T + KRK^T \end{cases} \quad (11)$$

## 2.5 面元地图构建

本文使用的面元地图构建方法详见文献[28], 这种面元地图构建方法具有良好的实时性和全局一致性, 且对于计算单元的内存开销要求较小, 适用于大规模环境下的面元地图构建。所构建的面元地图如图4所示。

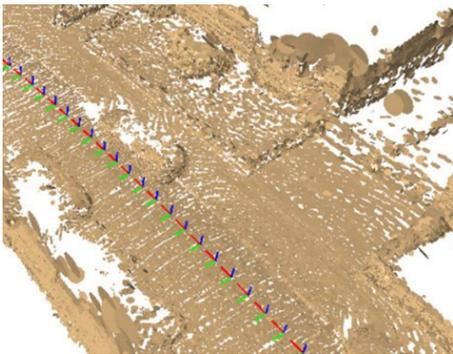


图4 面元地图细节

Fig. 4 Details of surfel map

## 3 实验分析

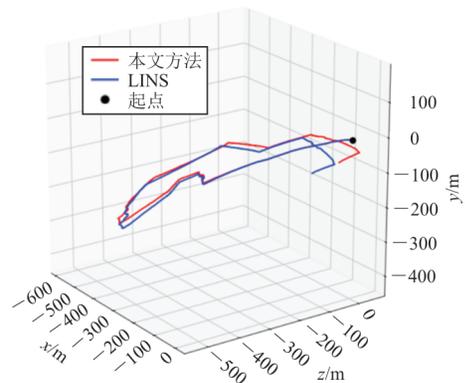
### 3.1 实验数据集和计算平台

使用公开数据集和自制数据集结合的方式来验证本文所提出方法的位姿估计性能。公开数据集采用文献[25]中的手持传感器套件采集的数据集, 该数据集中具有较为频繁的姿态变化, 可以模拟无人机的飞行。自制数据集使用一台中大型无人机, 携带16线旋转激光雷达和输出频率为100 Hz的惯性单元, 在非结构化环境中进行采集。

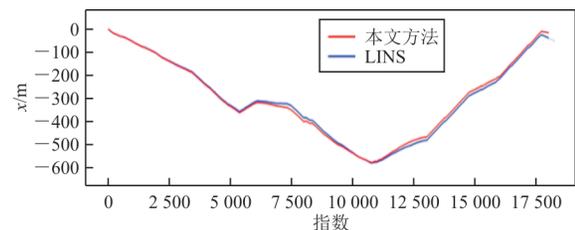
运行算法的计算平台使用轻量化的NVIDIA Jetson TX2, 安装ubuntu18.04系统和ROS Melodic进行软件平台搭建。

### 3.2 公开数据集位姿估计精度评估

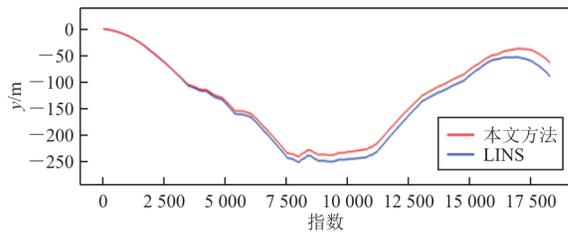
本文所提出的激光惯性SLAM系统在公开数据集中估计的位姿如图5所示, 包括估测轨迹、估测位置和姿态。使用LINS(Lidar-Inertial State Estimator)激光惯性系统<sup>[21]</sup>来做对比, LINS同样是基于误差状态卡尔曼滤波器的SLAM系统, 与本文所提出系统不同的是, LINS在计算点云匹配误差时使用的是对应几何特征之间的误差项。



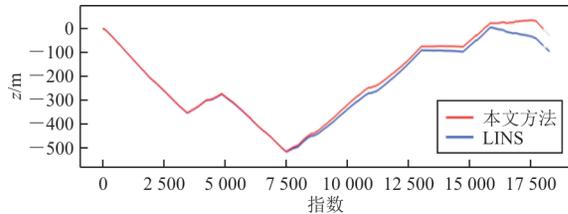
(a) 公开数据集3D轨迹



(b1)  $x$ 轴变化

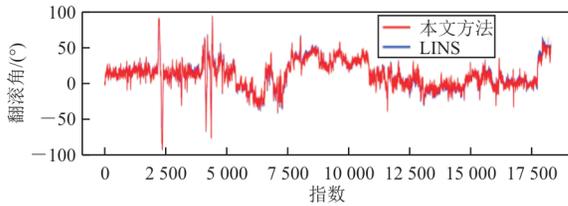


(b2) y轴变化

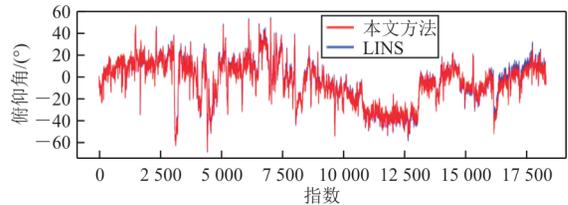


(b3) z轴变化

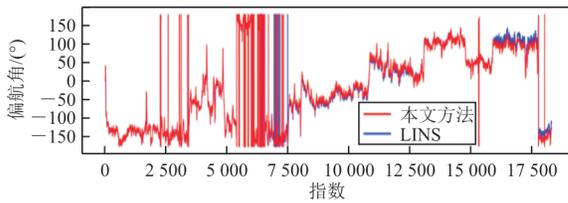
(b) 公开数据集位置变化



(c1) 翻滚角变化



(c2) 俯仰角变化



(c3) 偏航角变化

(c) 公开数据集姿态变化

图 5 公开数据集的估计轨迹以及位姿

Fig. 5 The trajectory and poses estimated in open-source dataset

列举两种系统的端到端位姿误差(如表 1 所示),由于该数据集的起始点和终止点在同一个位置,使用端到端误差可以较好地评测系统位姿估计的鲁棒性。

表 1 公开数据集位姿估计精度

Table 1 Accuracy of pose estimation in open dataset

对比项	端到端平移误差/m	端到端姿态误差/(°)
本文方法	71.12	8.95
禁用不稳定面元舍弃机制	84.23	9.34
LINS	138.87	11.27

从表 1 可以看出:本文所提出的系统相较于 LINS,可大幅降低回归起点时的端到端平移和姿态误差,这代表着本系统在长时间的航行过程中可以保证更为稳定的位姿输出。这得益于本文使用的基于面元的位姿估计算法不依赖环境中的几何特征,可以较好地适应变化结构的环境,估计出具有长航程鲁棒性的无人机位姿。为了验证本文所提出的基于面元的点云配准算法中舍弃不稳定面元的创新机制的有效性,将该机制禁用进行消融实验并将实验结果也添加到表 1 中,实验结果显示本文完整方法相较于禁用该机制的方法,平移误差减少了 13.11 m,姿态误差减少了 0.39°,这表明在点云配准过程中通过舍弃由不稳定面元计算出的误差项,可以在一定程度上提升无人机位姿估计的精度。

### 3.3 自制数据集位姿估计精度评估

采集自制数据集时所在的非结构化野外环境的卫星地图如图 6 所示,同时使用卫星定位记录无人机的飞行轨迹并用红色线条显示在卫星地图中。



图 6 无人机在自制数据集的飞行轨迹

Fig. 6 Flight trajectory of UAV in self-gathered dataset

将卫星定位获取的位姿作为真值,使用KIT-TI数据集中的位姿误差评测方法<sup>[29]</sup>评估所提出激光惯性SLAM系统的位姿估计精度,得出评测结果如表2所示,可以看出:与LINS相比,本文所提出的方法具有更高的位姿估计精度,可以降低37.63%的平均位置偏移和33.94%的平均姿态偏移。当卫星定位信号缺失或不稳定时,本系统可在一定时间内维持位姿估计的精度在可接受的范围内。同时为了进一步验证点云配准算法中不稳定面元舍弃机制对于位姿精度的提升作用,将禁用该机制的消融实验结果也添加到表2中,实验结果表明该机制可以有效提升自制数据集位姿估计精度,相较于禁用该机制的消融实验结果,本文的完整方法可以降低20.64%的平均位置误差和6.29%的平均姿态误差。

表2 自制数据集位姿估计精度  
Table 2 Accuracy of pose estimation in self-gathered dataset

对比项	平均位置偏移 $e_{RMSE}/\%$	平均姿态偏移/ $[(^{\circ})\cdot m^{-1}]$
本文方法	10.92	3.66
禁用不稳定面元舍弃机制	13.76	3.97
LINS	17.51	5.54

### 3.4 实时性评估

分别在公开数据集和自制数据集中测试算法运行的实时性,每帧激光点云的平均处理时间如表3所示,该平均处理时间也可以视作从接收到一帧激光点云到对应位姿输出所经历的平均时间,可以较好地体现不同SLAM系统的输出位姿的实时性。从表3可以看出:与LINS系统相比,本文所提出的激光惯性SLAM系统在实现更好的位姿估计精度的同时还可实现与LINS相近的平均点云处理时间(20 ms左右),即获取到一帧激光点云后20 ms可以输出相应时刻的无人机位姿,由于激光点云帧的获取频率为10 Hz,即连续两帧点云之间的时间间隔为100 ms,因此本文系统可以较好满足实时处理激光点云并输出位姿的需求,并且在自制的野外数据集中,实时性相较于LINS系统表现更好。此外,基于点云配准算法得到的位姿,状态传播模块利用惯性单元获取到的高频惯性信息提升位姿输出频率(约为100 Hz),可以较好地满足无人机高速移动时的实时定位需求。

表3 实时性测试

对比项	平均每帧点云处理时间/ms	
	公开数据集	自制数据集
本文方法	19.01	21.87
禁用不稳定面元舍弃机制	19.22	22.34
LINS	18.34	22.17

## 4 结 论

1) 通过最小化点到面元的误差来进行激光点云的配准,同时根据构建面元的特性舍弃可能造成位姿估计不稳定的误差项。对于面元的利用可以更好地表示非结构化的野外环境,提升无人机位姿估计的精度,同时基于面元的地图构建也可以使得整个SLAM系统变得更为轻量化,适合低开销的无人机计算平台。

2) 基于误差状态卡尔曼滤波器(ESKF)设计并实现了基于面元的激光惯性SLAM系统,该系统可在卫星定位信号缺失的环境中为无人机提供连续稳定的相对位姿估计,与先进的LINS激光惯性系统相比,本文所提出的系统在非结构的野外环境下位姿估计的精度和鲁棒性更好,更适合作为野外作业无人机的辅助定位系统。

### 参 考 文 献

- [1] DU H, WANG W, XU C W, et al. Real-time onboard 3D state estimation of an unmanned aerial vehicle in multi-environments using multi-sensor data fusion[J]. *Sensors*, 2020, 20(3): 919.
- [2] 张佳庆, 孙韬, 蒋弘瑞, 等. 基于林火风险的高压输电线路无人机巡检路径规划[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2024, 64(5): 911-921.  
ZHANG Jiaqing, SUN Tao, JIANG Hongrui, et al. Path planning for transmission line unmanned aircraft inspection based on forest fire risk[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2024, 64(5): 911-921. (in Chinese)
- [3] 张驯, 杨启帆, 李志茹, 等. 面向主干输电网架空设备巡检的无人机路径规划方法[J]. *自动化技术与应用*, 2023, 42(11): 122-124, 168.  
ZHANG Xun, YANG Qifan, LI Zhiru, et al. UAV path planning method for overhead equipment inspection of main transmission network[J]. *Techniques of Automation and Applications*, 2023, 42(11): 122-124, 168. (in Chinese)
- [4] 李江涛, 李国亮, 杨晓炼, 等. 无人机播种的研究现状与发展趋势[J]. *现代农机*, 2023(6): 3-5.  
LI Jiangtao, LI Guoliang, YANG Xiaolian, et al. Research

- status and development trend of UAV seeding[J]. *Modern Agricultural Machinery*, 2023(6): 3-5. (in Chinese)
- [5] 胡文娟. 物流无人机管控系统的研究[J]. *中国民航飞行学院学报*, 2023, 34(6): 69-72.  
HU Wenjuan. Research on logistics drone control system [J]. *Journal of China Civil Aviation Flight Academy*, 2023, 34(6): 69-72. (in Chinese)
- [6] ZHOU Y Q, LIU L, WANG L, et al. Service-aware 6G: an intelligent and open network based on the convergence of communication, computing and caching[J]. *Digital Communications and Networks*, 2020, 6(3): 253-260.
- [7] 侯慧太, 蓝朝桢, 徐青. 基于卫星影像全局和局部深度学习特征检索的无人机绝对定位方法[J]. *地球信息科学学报*, 2023, 25(5): 1064-1074.  
HOU Huitai, LAN Chaozhen, XU Qing. UAV absolute positioning method based on global and local deep learning feature retrieval from satellite images[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2023, 25(5): 1064-1074. (in Chinese)
- [8] 肖斌, 侯悦, 刘畅. 基于RTK定位技术在微型无人机训练考核应用案例分析[J]. *海军工程大学学报(综合版)*, 2021, 18(3): 75-79.  
XIAO Bin, HOU Yue, LIU Chang. Application case analysis of RTK positioning technology in micro UAV training and assessment [J]. *Journal of Naval University of Engineering (Comprehensive Edition)*, 2021, 18(3): 75-79. (in Chinese)
- [9] SU Y T, LIU Y Q, ZHOU Y Q, et al. Broadband LEO satellite communications: architectures and key technologies [J]. *IEEE Wireless Communications*, 2019, 26(2): 55-61.
- [10] SCHNEIDER J, ELING C, KLINGBEIL L, et al. Fast and effective online pose estimation and mapping for UAVs [C]// 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Stockholm, Sweden: IEEE, 2016: 4784-4791.
- [11] LI R B, LIU J Y, ZHANG L, et al. LIDAR/MEMS IMU integrated navigation (SLAM) method for a small UAV in indoor environments[C]// 2014 DGON Inertial Sensors and Systems (ISS). Karlsruhe, Germany: IEEE, 2014: 1-15.
- [12] LATIF R, SADDIK A. SLAM algorithms implementation in a UAV, based on a heterogeneous system: a survey[C]// 2019 4th World Conference on Complex Systems (WCCS). Ouarzazate, Morocco: IEEE, 2019: 1-6.
- [13] GUPTA A, FERNANDO X. Simultaneous localization and mapping (SLAM) and data fusion in unmanned aerial vehicles: recent advances and challenges[J]. *Drones*, 2022, 6(4): 85.
- [14] CHENG J, ZHANG L Y, CHEN Q H, et al. A review of visual SLAM methods for autonomous driving vehicles[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 114: 104992.
- [15] ENGEL J, KOLTUN V, CREMERS D. Direct sparse odometry [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(3): 611-625.
- [16] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRÍGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: an accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [17] QIN T, LI P L, SHEN S J. VINS-mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [18] AGARWAL S, SNAVELY N, SEITZ S M, et al. Bundle adjustment in the large [M] // Anon. *Computer vision-ECCV 2010*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010: 29-42.
- [19] WEI W C, SHIRINZADEH B, GHAFARIAN M, et al. Hector SLAM with ICP trajectory matching [C] // 2020 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM). Boston, MA, USA: IEEE, 2020: 1971-1976.
- [20] ZHANG J, SINGH S. LOAM: lidar odometry and mapping in real-time [C] // *Robotics: Science and Systems X*. Robotics: Science and Systems Foundation, 2014: 1-8.
- [21] QIN C, YE H Y, 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.
- [22] XU W, ZHANG F. FAST-LIO: a fast, robust LiDAR-inertial odometry package by tightly-coupled iterated Kalman filter [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 3317-3324.
- [23] SHAN T X, ENGLLOT B, RATTI C, et al. LVI-SAM: tightly-coupled lidar-visual-inertial odometry via smoothing and mapping [C] // 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Xi'an: IEEE, 2021: 5692-5698.
- [24] LIN J R, ZHENG C R, XU W, et al. R2LIVE: a robust, real-time, LiDAR-inertial-visual tightly-coupled state estimator and mapping [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(4): 7469-7476.
- [25] ZHAO S B, ZHANG H R, WANG P, et al. Super odometry: IMU-centric LiDAR-visual-inertial estimator for challenging environments [C] // 2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Prague, Czech Republic: IEEE, 2021: 8729-8736.
- [26] STRASDAT H, MONTIEL J M M, DAVISON A. Scale drift-aware large scale monocular SLAM [J]. *Robotics: Science and Systems VI*, 2010, 2(3): 7-16.
- [27] XU X B, ZHANG L, YANG J, et al. A review of multi-sensor fusion SLAM systems based on 3D LIDAR [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(12): 2835-2842.
- [28] BEHLEY J, STACHNISS C. Efficient surfel-based SLAM using 3D laser range data in urban environments [C] // *Robotics: Science and Systems XIV*. [S. l. : s. n. ], 2018: 59-64.
- [29] GEIGER A, LENZ P, URTASUN R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite [C] // 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI, USA: IEEE, 2012: 3354-3361.

(编辑:马文静)