



基于路标重观测的月面巡视器激光雷达定位方法研究

李 硕, 余 萌, 曹 涛, 郑 博, 胡 涛

Research on the Lidar Positioning Method of Lunar Rover Based on Landmark Re-Observation

LI Shuo, YU Meng, CAO Tao, ZHENG Bo, and HU Tao

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.15982/j.issn.2096-9287.2022.20220090>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

月面巡视器路径规划方法研究

Study on Path Planning Method of Lunar Rover

深空探测学报(中英文) . 2019, 6(4): 384-390

一种空间目标三维激光点云与可见光图像重建点云融合方法

A Point Cloud Fusion Method for Space Target 3D Laser Point Cloud and Visible Light Image Reconstruction Method

深空探测学报(中英文) . 2021, 8(5): 534-540

基于点云测量的运载火箭异形管路数字化制造技术

Digital Manufacturing Technology of Special-shaped Pipe of Launch Vehicle Based on Point Cloud Measurement

深空探测学报(中英文) . 2021, 8(1): 34-41

深空测角测速组合导航系统时间配准方法研究

Study on Deep Space Time Registration Method of Integrated Navigation System Based on Celestial Angle and Velocity Measurement

深空探测学报(中英文) . 2017, 4(4): 373-378

基于VLBI的高精度定位

The High Precise Positioning Reduction Based on VLBI

深空探测学报(中英文) . 2020, 7(6): 605-611

基于状态差异的火星巡视器快速任务规划修复方法

Fast Mission Plan Repair Method for Mars Rover Based on State Difference

深空探测学报(中英文) . 2021, 8(2): 124-131



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

基于路标重观测的月面巡视器激光雷达定位方法研究

李硕¹, 余萌¹, 曹涛², 郑博², 胡涛²

(1. 南京航空航天大学 航天学院, 南京 211106; 2. 上海航天控制技术研究所, 上海 201109)

摘要: 在未来月面漫游巡视探测任务中, 月球表面存在路况崎岖不平、缺乏结构化场景、表面纹理贫瘠等不利因素, 为提升月面巡视器激光雷达定位精度, 提出了一种历史路标重观测的月面巡视器激光雷达定位方法。首先对当前探测视野的点云地貌定时进行显著性研判, 并提取重观测的路标, 根据实时监测巡视器位姿状态估计确定路标重观测的触发时刻, 最终通过点云配准获得精确位姿。仿真结果表明, 路标重观测方法可将系统历史位姿估计与当前点云观测进行融合互补, 有效抑制噪声引起的数据漂移, 提高了月面巡视器定位精度。

关键词: 漫游巡视; 纹理贫瘠; 主动重观测; 点云配准

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 2096-9287(2022)06-0625-08

DOI:10.15982/j.issn.2096-9287.2022.20220090

引用格式: 李硕, 余萌, 曹涛, 等. 基于路标重观测的月面巡视器激光雷达定位方法研究[J]. 深空探测学报(中英文), 2022, 9(6): 625-632.

Reference format: LI S, YU M, CAO T, et al. Research on the lidar positioning method of lunar rover based on landmark re-observation[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2022, 9(6): 625-632.

引言

月球由于其独特的科学价值及丰富的潜在开发资源, 已成为人类开展深空探测的首选目标, 与地球相比, 月面环境更加复杂且呈现非结构化的地貌表征, 如月表崎岖不平、土壤松软、纹理贫瘠且月面光照条件不稳定, 导致地面上成熟的导航定位算法无法简单移植到月球探测任务中^[1]。因此, 月面巡视器作为月表探测的科学仪器有效载体, 需具备高可靠性、高精度的自主定位与地形研判能力^[2]。

目前对于月面漫游巡视任务的研究大多聚焦于自主或半自主模式, 定位与建图算法往往采用多传感器融合的方式, 使用激光雷达、惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)和相机融合定位与建图, 但该方法受外界环境的影响较大^[3]。在崎岖路段行驶时, 随着时间的推移系统会累积较大的误差, 状态估计的不确定性也会随着巡视器的前进而快速增长, 降低了漫游巡视任务的可靠性与灵活性^[4]。

针对月面环境巡视器定位难的问题, 文献^[5]提出了基于视觉惯性融合的组合导航算法, 使用一种多层光流跟踪算法改进了视觉惯性里程计前端数据关联较

大的问题; 文献^[6]提出了一种基于惯导/视觉/天文组合自主导航方法, 采用集中自适应滤波算法提高了月面巡视器自主定位的精度。文献^[7]提出了一种激光IMU紧耦合的旋转约束(Lidar Inertial Odometry and Mapping, LIO-Mapping)算法, 将图优化方法应用其中, 使用旋转约束方法将运动估计与全局地图对齐, 但该方法处理速度较慢, 尤其影响实时性。

为进一步提高巡视器定位与建图的精度, 从点云地貌的显著性入手研究了一种基于历史路标重观测的月面巡视器主动导航方法, 该方法旨在对历史路标的重新配准, 进而实现巡视器位姿的历史估计值与当前观测值的融合更新, 提高了定位与建图的精确性。该算法的整体流程如图1所示, 首先在激光雷达(Lidar Odometry and Mapping, LOAM)算法与惯性测量单元预积分技术松耦合的基础上^[8], 通过对点云的显著性研判来提取重观测的路标, 并将激光雷达和IMU的状态估计误差作为重观测的触发条件, 随后使用层次分析法进行备选路标的优先级排序, 最终使用迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法进行点云配准来优化当前位姿。

收稿日期: 2022-10-07 修回日期: 2022-10-28

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金资助项目(62103259); 南京航空航天大学青年科技创新基金资助项目(NS2021062); 上海市自然科学基金资助项目(22ZR1479600)

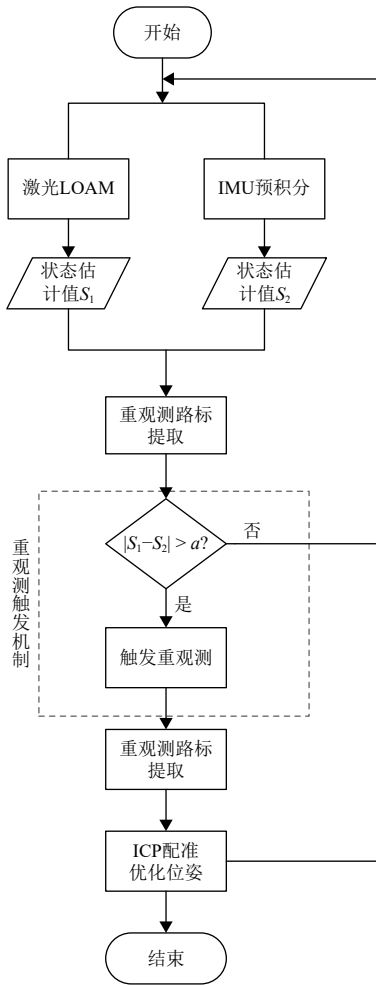


图1 整体流程图

Fig. 1 Overall flow chart

1 重观测路标提取

考虑月面漫游巡视任务,在巡视器漫游过程中,大范围的点云显著性研判会占用星载计算机较多的计算资源,本文设计了一种缩减检索方法,每经过时间 t 就对当前帧点云进行显著性研判,并标注出显著值最高的点云地貌作为后续重观测的待匹配路标^[7],显著地貌提取的步骤如图2所示。

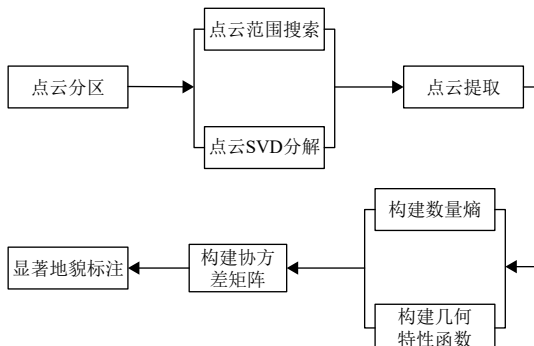


图2 显著地貌标注

Fig. 2 Significant landmark annotation

为提高显著性研判的可靠性与实时性,将当前帧点云均匀分成4块区域A、B、C、D,并求取每块区域的中心点Centre_A、Centre_B、Centre_C、Centre_D,以4个中心点为中心,用Range Search算法做范围搜索,逐步扩充点云直至每个集合包含足够数量的点云,使得这些点云能代表本区域的地貌。将4个点云集合标记为ContainerA、ContainerB、ContainerC、ContainerD,每个集合中的点云实时地进行SVD (Singular Value Decomposition) 分解,得到3个特征值 β_1 、 β_2 、 β_3 ,且令 $\beta_1 > \beta_2 > \beta_3$,构建表达式为

$$S = \frac{\beta_1 + \beta_2}{\beta_3} \quad (1)$$

当 S 小于阈值 γ 时,认为点云集合中有了足够数量的点,可停止范围搜索。在获得点云集合后,需要通过显著性研判来确定重观测的待匹配路标。采取基于协方差矩阵行列式的显著性评判方法:首先构建描述点云混乱程度的数量熵 N 和描述点云几何分布特征的函数 g ,再定义有关 N 和 g 的协方差矩阵行列式,通过行列式值的大小判断显著性。

1) 构建数量熵为

$$N(I) = - \sum_{i=0}^{\max} p(n_i) \times \lg p(n_i) \quad (2)$$

使用激光LOAM算法提取每帧点云的边缘点和平面点, n_i 为边缘点的数量, $p(n_i)$ 为数量直方图中边缘点数量的概率值。熵可描述一个系统的混乱程度,点云排列越是有序,熵值就越小;反之越是无序熵值就越大,因此数量熵的值越大,表明该处地貌的显著程度越高。将数量熵做归一化处理,即

$$N = \frac{N(I) - N_{\min}}{N_{\max} - N_{\min}} \quad (3)$$

2) 定义几何特性函数 g

对于一个点云集合中所有的点进行SVD分解,得到3个特征值 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 ,且令 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$;

如果 $\lambda_1 \gg \lambda_2$ 和 λ_3 ,则该点集呈线性结构;

如果 $\lambda_1 \approx \lambda_2 \gg \lambda_3$,则该点集呈平面结构;

定义几何特性函数 g 为

$$g = \frac{\lambda_2 + \lambda_3}{\lambda_1} \quad (4)$$

若函数接近0,则该点集近似为线性结构;若函数近似为1,则该点集近似为平面结构。

3) 定义函数 f 为

$$f = [g, N] \quad (5)$$

其中: f 为2维特征向量。

定义协方差矩阵为

$$Cr = \frac{\sum_1^n (f-\mu)^T (f-\mu)}{n-1} \quad (6)$$

其中: n 为点云的个数。

方差用来度量单维变量偏离均值的程度, 协方差矩阵可以用来衡量特征向量和期望之间的偏离程度。协方差矩阵的行列式的值越大, 表示特征空间中随机变量分布得越无序, 与期望之间的偏离程度越大, 反之该值越小, 表示特征空间中随机变量分布得越有序, 与期望之间的偏离程度越小^[9]。行列式 $|Cr|$ 的值越大, 表示点集在几何、数量特征空间中的变化越显著, 因此行列式 $|Cr|$ 值的大小可以作为重观测路标的选取依据。找到最大 $|Cr|$ 值对应的点云集合, 将其作为重观测的备选路标。

2 重观测的触发机制

考虑星载计算机计算能力的限制与导航算法实时性要求, 通过路标重观测频繁的更新自身位姿难以适合月面作业场景, 需研究一种重观测的有效触发机制。主动导航重观测用来主动地降低系统状态估计的不确定性, 因此重观测的触发机制要与状态估计的不确定性关联。本文设计了一种基于激光雷达与惯性测量单元状态估计误差差值的重观测触发方法: 计算激光雷达及惯性测量单元的状态估计值误差差值的2-范数, 若该值大于预定阈值 ζ , 则认为当前的状态估计误差较大, 需触发路标重观测, 算法整体流程如图3所示。

k 时刻巡视器在全局系下的位置为

$$P_k = (x_k, y_k, z_k) \quad (7)$$

$k \sim k+1$ 时刻激光雷达测得的位姿变换矩阵 T_k^{k+1} , 则 $k+1$ 时刻激光雷达的位置估计为

$$P_{k+1}^{\text{Lidar}} = T_k^{k+1} P_k \quad (8)$$

惯性测量单元在 $k+1$ 时刻测得的位置估计为

$$\begin{cases} P_{k+1}^{\text{IMU}} = P_k + v_k \cdot \Delta t + \frac{1}{2} g \cdot \Delta t^2 + \frac{1}{2} R_k \cdot (\tilde{f}_k - b_k^a - \eta_k^{ad}) \cdot \Delta t^2 \\ v_{k+1} = v_k + R_k \cdot (\tilde{f}_k - b_k^a - \eta_k^{ad}) \cdot \Delta t + g \cdot \Delta t \\ R_{k+1} = R_k \cdot \exp((\tilde{\omega}_k - b_k^g - \eta_k^{gd}) \cdot \Delta t) \end{cases} \quad (9)$$

其中: Δt 表示 k 和 $k+1$ 时刻的时间间隔; \tilde{f}_k 表示加速度计的测量值; b_k^a 和 η_k^{ad} 分别表示加速度计的漂移和白噪声; $\tilde{\omega}_k$ 表示加速度计的测量值; b_k^g 和 η_k^{gd} 表示陀螺仪的

漂移和白噪声; R_k 和 R_{k+1} 分别表示 k 和 $k+1$ 时刻从载体系到全局系的旋转矩阵^[10]。

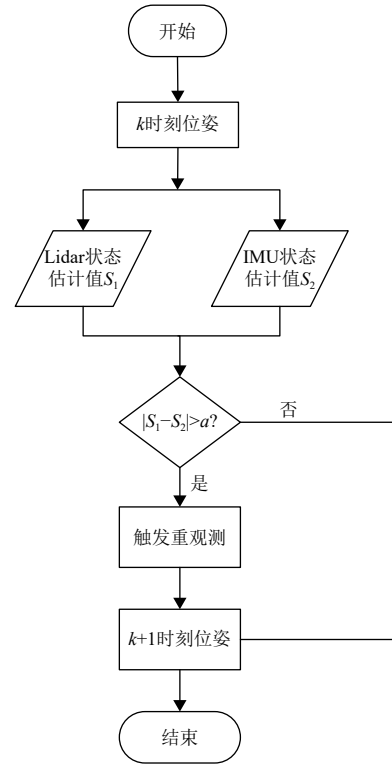


图3 重观测触发机制

Fig. 3 Re-observation trigger mechanism

二者测量的状态估计误差差值为

$$\Delta\delta = |P_{k+1}^{\text{IMU}} - P_{k+1}^{\text{Lidar}} + \rho| \quad (10)$$

其中: ρ 为惯性测量单元和激光雷达的安装误差。

若 $\Delta\delta > \sigma$, 则认为当前惯性雷达位姿估计欠缺一致性, 需要触发重观测。

3 路标优先级排序

在巡视器行进过程中实时存储4处路标, 当新的路标被提取时, 最早存储的路标将被释放。在触发重观测后巡视器将停止行进, 综合显著性、距离、观测角度等因素, 对4处备选路标进行优先级排序, 选择一处最佳路标进行配准。

使用层次分析法对路标的优先级排序, 该方法通过建立一种多层次的结构模型, 定量地求出备选方案的权重系数, 从而做出最优的决策^[11]。

层次分析法的第1步是建立层次结构模型, 在本方案设计中, 共建立3层层次模型, 分别是目标层、准则层和方案层^[12]。目标层即选择重观测路标; 准则层为影响路标选择的因素, 包括显著值和距离; 方案层为待匹配的路标。重观测的层次分析法结构模型如图4所示。

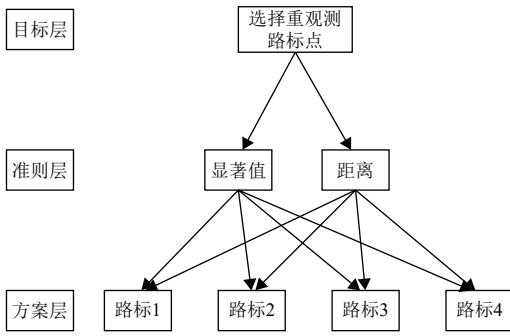


图4 重观测层次分析法结构图

Fig. 4 Structure diagram of re-observation analytic hierarchy process

层次分析法的第2步首先构建成对比较矩阵,随后将影响因素两两进行对比,对比的结果作为成对比较矩阵的元素。

准则层相对于方案层的成对比较矩阵如表1所示,该成对比较矩阵的意义可以描述为显著值和距离相对于自身的重要性是1,显著值相对于距离的重要性是2。由于该成对比较矩阵只有两个指标,所以能通过一致性检验。

表1 准则层成对比较矩阵

Table 1 Criterion layer pairwise comparison matrix

名称	显著值	距离
显著值	1	2
距离	1/2	1

显著值和距离因素随着巡视器的行进不断改变,因此方案层相对于准则层的成对比较矩阵是动态变化的。本算法设计了一种基于商值的动态成对比较矩阵,如表2和表3所示。

表2 基于显著值的方案层成对比较矩阵

Table 2 Scheme layer pairwise comparison matrix based on significance value

显著值	路标1	路标2	路标3	路标4
路标1	1	a_{12}	a_{13}	a_{14}
路标2	a_{21}	1	a_{23}	a_{24}
路标3	a_{31}	a_{32}	1	a_{34}
路标4	a_{41}	a_{42}	a_{43}	1

表3 基于距离的方案层成对比较矩阵

Table 3 Pairwise comparison matrix of scheme layer based on distance

距离	路标1	路标2	路标3	路标4
路标1	1	a_{12}	a_{13}	a_{14}
路标2	a_{21}	1	a_{23}	a_{24}
路标3	a_{31}	a_{32}	1	a_{34}
路标4	a_{41}	a_{42}	a_{43}	1

由于成对比较矩阵是正互反矩阵,以主对角线为对称轴,对应元素互为倒数,在确定矩阵 (i,j) 处的元素 a_{ij} 时,将不同路标 i 和路标 j 的显著值 L_i 和 L_j 进行对比,若 $L_i > L_j$,则把 L_i 除以 L_j 得到的商值四舍五入取整记为 a_{ij} ;若 $L_i < L_j$,则把 L_j 除以 L_i 得到的商值四舍五入取整记为 a_{ji} ,则 $a_{ij} = 1/a_{ji}$ 。

通过后续实验验证得知,该方法得到的成对比较矩阵具有极高的一致性检验通过率。若当前成对比较矩阵未通过一致性检验,则本次重观测选取显著值最大的路标。最终汇总得到各路标权重矩阵如表4所示。表中 b_{1i} 表示路标 i 对显著值的权重, b_{2i} 表示路标 i 对距离的权重。各路标权重系数为

表4 各路标权重

Table 4 Weight of each road sign

名称	路标	路标1	路标2	路标3	路标4
显著值	2/3	b_{11}	b_{12}	b_{13}	b_{14}
距离	1/3	b_{21}	b_{22}	b_{23}	b_{24}

$$\begin{cases} Q_1 = \frac{2}{3} \times b_{11} + \frac{1}{3} \times b_{21} \\ Q_2 = \frac{2}{3} \times b_{12} + \frac{1}{3} \times b_{22} \\ Q_3 = \frac{2}{3} \times b_{13} + \frac{1}{3} \times b_{23} \\ Q_4 = \frac{2}{3} \times b_{14} + \frac{1}{3} \times b_{24} \end{cases} \quad (11)$$

比较4个权重系数的大小,选取最大权重系数对应的区域作为重观测路标。

4 重观测配准

重观测的配准选用ICP算法,该算法是一种经典的点云匹配算法,用于估计两帧点云之间的位姿变换^[13]。点云配准的表述式为

$$R^*, t^* = \arg \min_{R, t} \frac{1}{P_S} \sum \|p_i^i - (R \times p_s^i + t)\|^2 \quad (12)$$

其中: R 和 t 分别表示旋转矩阵和平移矩阵; P_t 和 P_s 分别表示目标点云和源点云。

ICP的一般流程为:获取巡视器的初始位姿(初始位姿对最终的配准结果影响较大);迭代运行在 P_s 中寻找点云 P_t 的匹配点,依据匹配结果,计算 P_t 、 P_s 的位姿变换^[13]。

在传统的ICP点云配准算法中,要将当前帧点云与地图整体点云进行匹配,但是进行大范围点云检索不仅占用过多的星载计算机资源,也降低了配准的

成功率, 影响了可靠性与实时性^[4]。因此在本算法中根据路标的距离范围在全局地图中进行对应的检索, 并将当前的观测路标与地图中检索得到的点云进行精确配准, 从而大大降低了计算量。

5 仿真验证

5.1 仿真实验条件

本文共设置2个仿真验证环节, 分别是数学仿真以及月面模拟实地测试。在数学仿真中, 选取3组模拟地景, 对巡视器在月球表面的巡视场景仿真模拟, 仿真的总时长350 s, 巡视器上装配有激光雷达和惯性测量单元, 激光雷达有效探测距离50 m, 水平视场360°, 垂直视场30°, 根据模拟场景在软件环境内虚拟实时点云与惯性测量单元测量数据, 其中对激光雷达和惯性测量单元的状态估计的高斯噪声也进行了模拟, 噪声配置参数如表5所示。

表 5 噪声参数配置表

Table 5 Noise parameter configuration table

误差源	均值	标准差
加速度计漂移/ (m·s ⁻²)	0	0.02
加速度计白噪声/ (m·s ⁻²)	0	0.01
陀螺仪漂移/ (°·h ⁻¹)	0	0.20
陀螺仪白噪声/ (°·h ⁻¹)	0	0.20
激光雷达测距误差/ (m·s ⁻²)	0	0.15
激光雷达角度误差/ (°)	0	0.10

在半实物仿真测试中, 使用一辆4轮移动单位, 装载Velodyne激光雷达以及车规级惯性测量单元, 测试本文算法场景如图5所示。实地场景共布置7处显著性地标, 以供模拟巡视器(以下简称移动单位)进行点云重观测, 移动单位执行定位建图功能, 共行驶229.6 m, 其中车载RTK(Real-Time Kinematic)提供位置解算的评测真值。

5.2 实验结果

为了验证本算法对不同地形的适用性, 选用多种点云地貌重新进行仿真测试, 地貌1、地貌2和地貌3的全局点云地图以及巡视器行驶轨迹如图6~8所示。

经过数次仿真测试, 本算法取 $\gamma = 68$, 某一帧原始点云和提取到的显著地貌如图9所示。将激光雷达当前所采集到的点云均分成4块区域, 每块区域用不同的颜色表示, 在每个区域选取中心点并进行点云集合的扩充, 获得的点云集合用黄色表示。随后进行点云地貌的显著性研判, 并分别计算出每块区域的|Cr|值进行比较, 将最大|Cr|值对应的区域标记为重观测的备选路标。

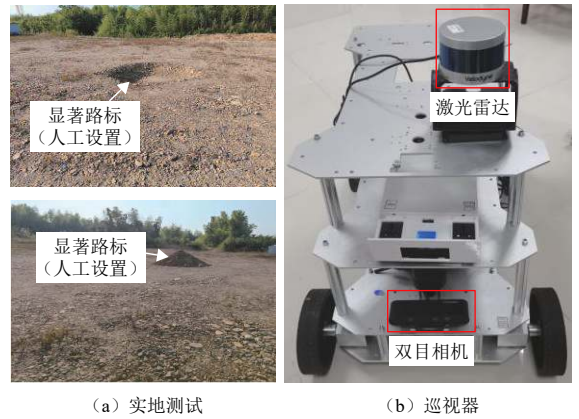


图 5 实地场景测试
Fig. 5 Experimental setup

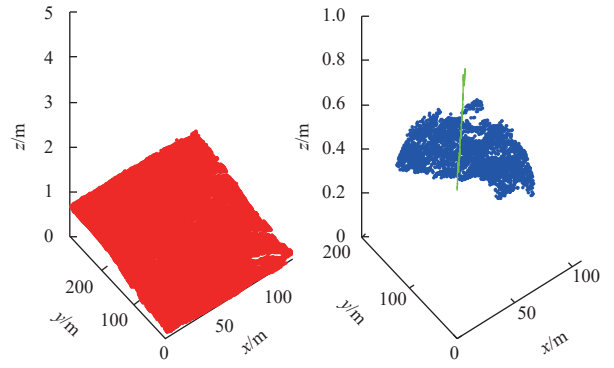


图 6 地貌1点云地图与行驶路线
Fig. 6 Geomorphology 1 point cloud map and formal route

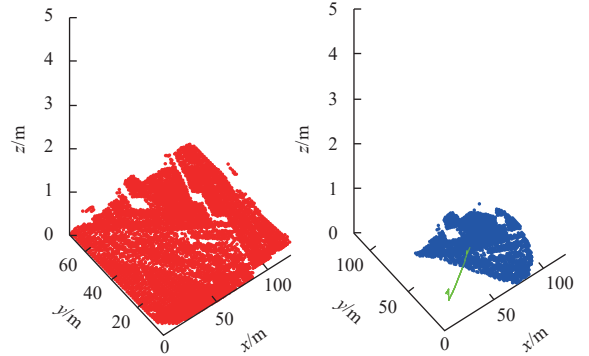


图 7 地貌2点云地图与行驶路线
Fig. 7 Geomorphology 2 point cloud map and driving route

在重观测触发环节中, 选取触发阈值 $\zeta = 0.36$, 为了比较重观测触发机制的有效性, 如图10所示, 将地貌1环境下未使用重观测的误差曲线、每20 s定时启动重观测的误差曲线以及使用触发机制的重观测误差曲线进行对比。图10中黑色曲线表示单独使用IMU和轮速里程计的误差曲线, 红色曲线表示定时启动的误差曲线, 蓝色曲线表示使用触发机制的误差曲线。从图10可以看出, 使用重观测方法大大降低了状态估计误差, 提高了定位与建图的可靠性; 而定时启动重观测的方法在一定程度上抑制了误差的增长, 但与使用触

发机制的效果相比, 该方法抑制误差的效果较差。

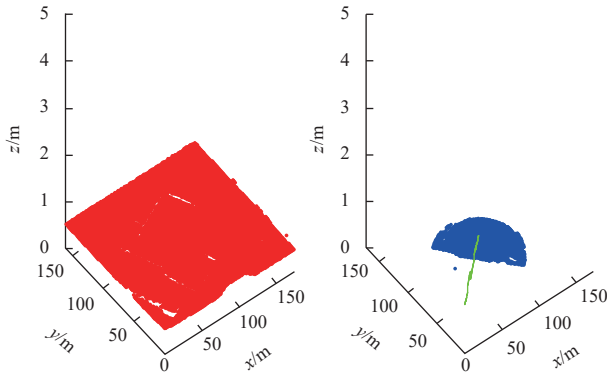


图8 地貌3点云地图与行驶路线

Fig. 8 Geomorphology 3 point cloud map and driving route



图9 原始点云与显著路标提取

Fig. 9 Extraction of original point cloud and prominent landmarks

地貌2和地貌3对应的未使用重观测的误差曲线、每20 s定时启动重观测的误差曲线以及进行使用触发机制的重观测误差曲线对比图如图11和图12所示。

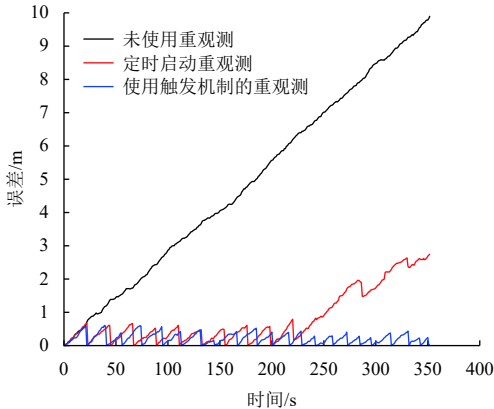


图10 地貌1环境下误差曲线对比图

Fig. 10 Comparison diagram of error curve under landform 1 environment

从图11和图12可以看出更换不同的地貌后, 重观测方法依然能有效地控制误差, 且使用触发机制的重观测方法抑制误差的效果依然优于定时启动的重观测方法, 从而证明本算法的适用性、阈值的可靠性以及触发机制的有效性。

在外场测试中选择激光雷达LOAM算法^[14]作为对比, 控制移动单位在外场行驶20 min, 以RTK的位置估计为真值对本文所提算法与LOAM算法进行比较,

其中本文所提出的重观测触发、ICP重观测匹配算法在ROS平台下与LOAM算法进行集成封装, 进程间的雷达定位、备选点云集合示例如图13所示。

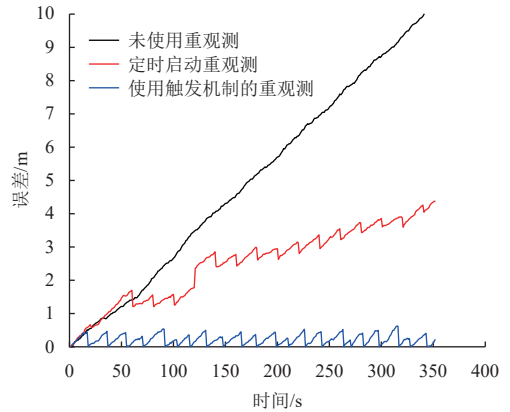


图11 地貌2环境下误差曲线对比图

Fig. 11 Comparison diagram of error curve under landform 2 environment

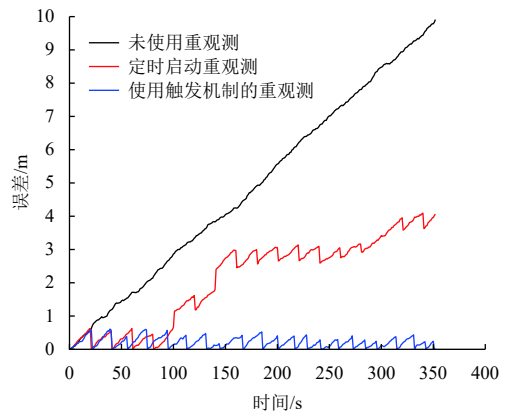
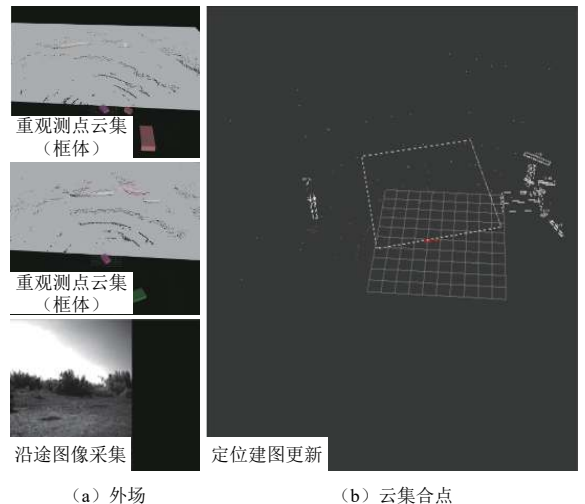


图12 地貌3环境下误差曲线对比图

Fig. 12 Comparison diagram of error curve under landform 3 environment



(a) 外场

(b) 云集合点

图13 外场测试过程中的重观测点云选择示例

Fig. 13 Example of candidate point cloud re-observation and SLAM process

移动单位在行进过程中, RTK位置估计、基于 Velodyne16线激光雷达下的标准LOAM算法, 以及本文所提算法的定位结果如图14所示。

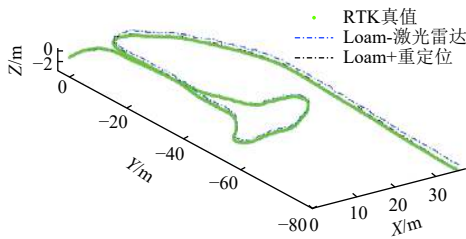


图 14 RTK与基于Velodyne-16线激光雷达的两种算法里程估计
Fig. 14 Comparison between RTK and Velodyne-16 in terms of vehicle position estimation history

在实际测试中, 本文所提算法根据当前位置估计状态、惯性测量单元估计状态进行重定位时机的研判, 当有必要执行重定位时, 在ROS环境下订阅LOAM算法的当前位置邻近点云(前后20 m), 并从中运用点云显著性研判进行重观测点云集的筛选(见图13中左上部位示意), 与当前观测点云集进行ICP匹配更新全局位置。所提算法与标准LOAM算法的三轴位置估计误差比较如图15所示(其中RTK收集的经纬高信息已进行坐标转换, 并与定位建图初始位置映射对齐)。

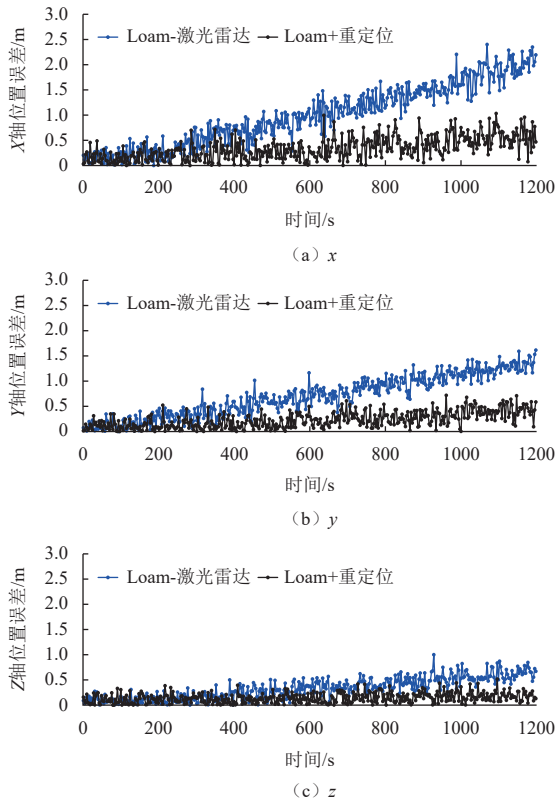


图 15 标准LOAM与本文算法的定位误差比较结果
Fig. 15 Comparison between standard LOAM algorithm and proposed method in terms of vehicle position estimate error

本文所提算法在X、Y、Z轴的位置估计精度与标准LOAM算法相比均有一定程度的提升, 标准LOAM算法的最终定位误差为3.3 m或1.4%R(3.3 m/229 m), 这也与目前国际上公开的精度评测结果相近(加入惯性测量单元定位精度为1.2%R左右), 相比之下, 本文算法的最终定位误差为1.9 m或0.82%R, 其中精度提升的主因为主动地选择显著性的路标进行点云重观测定位。

6 结 论

本文主要针对月面巡视器定位与建图精度问题进行研究, 在计算机计算能力可控的范围内提出了一种月面复杂地貌下基于历史路标重观测的主动导航方法, 并通过数字和实物仿真验证, 本算法可有效降低状态估计的不确定性, 并提高了定位与建图的准确性与可靠性。

参 考 文 献

[1] 李群智, 贾阳, 彭松, 等. 月面巡视探测器任务规划顶层设计与实现[J]. 深空探测学报(中英文), 2017, 4(1): 58-65.
LI Q Z, JIA Y, PENG S, et al. Top level design and implementation of mission planning for lunar patrol detector[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2017, 4 (1): 58-65.

[2] 于天一, 费江海, 李立春, 等. 月面巡视器路径规划方法研究[J]. 深空探测学报(中英文), 2019, 6(4): 384-390.
YU T Y, FEI J T, LI L C, et al. Research on the path planning method of lunar rover[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2019, 6(4): 384-390.

[3] 郑寒. 月面巡视器同时定位与制图算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
ZHENG H. Research on simultaneous localization and mapping algorithm of lunar rover[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.

[4] 余萌. 行星着陆巡视自主视觉导航方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
YU M. Research on autonomous vision navigation method for planetary landing patrol[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.

[5] 谢洪乐, 陈卫东, 范亚娟, 等. 月面特征稀疏环境下的视觉惯性SLAM方法[J]. 航空学报, 2021, 42(1): 524169.
XIE H L, CHEN W D, FAN Y X, et al. Visual inertia SLAM method in sparse environment of lunar surface features[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42 (1): 524169.

[6] 谭龙玉, 贺亮, 彭杨, 等. 一种长距离高可靠月面巡视自主导航方法[J]. 载人航天, 2018, 24(3): 340-345, 320.
TAN L Y, HE L, PENG Y, et al. An autonomous navigation method for long-distance and highly reliable lunar surface inspection[J]. Manned Spaceflight, 2018, 24(3): 340-345, 320.

[7] YE H Y, CHEN Y Y, LIU M. Tightly coupled 3D lidar inertial odometry and mapping[C]//2019 International Conference on Robotics

- and Automation (ICRA). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019.
- [8] 李振拯, 丁恩杰, 王戈琛. 基于LiDAR-IMU松耦合的同时定位与建图方法[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(4): 36-39, 43.
- LI Z Z, DING E J, WANG G C. Simultaneous location and mapping method based on LiDAR-IMU loose coupling[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(4): 36-39, 43.
- [9] 宰大卫. 大规模点云局部特征提取与应用技术研究[D]. 厦门大学, 2018.
- ZAI D W. Research on local feature extraction and application technology of large-scale point cloud[D]. Xiamen: Xiamen University, 2018.
- [10] 陆锦辉. 基于IMU与LiDAR紧耦合定位算法研究及其在无人车上的应用[D]. 广州: 广东工业大学, 2022.
- LU J H. Research on tight coupling localization algorithm based on IMU and LiDAR and its application in unmanned vehicles[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2022.
- [11] 袁小龙, 王忠诚. 基于AHP法的导航雷达系统评价模型[J]. 舰船电子工程, 2013, 33(11): 95-97.
- YUAN X L, WANG Z C. Evaluation model of navigation radar system based on AHP method[J]. Ship Electronic Engineering, 2013, 33(11): 95-97.
- [12] 宋重羲. 基于层次分析法的北斗高精度定位方法[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2018.
- SONG C X. High precision positioning method of Beidou based on analytic hierarchy process[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2018.
- [13] 单丽杰, 岳建平, 钱炜. 基于特征点的ICP点云配准算法[J]. 甘肃科学学报, 2022, 34(4): 1-4+19.
- SHAN L J, YUE J P, QIAN W. ICP point cloud registration algorithm based on feature points[J]. Journal of Gansu Sciences, 2022, 34(4): 1-4+19.
- [14] SHAN T, ENGLT 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.
- 作者简介:
李硕(1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉。
 通讯地址: 江苏省南京市南京航空航天大学航天学院(211106)
 电话: 18205191989
 Email: ls18205191989@163.com
余萌(1988-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 计算机视觉与态势感知。**本文通讯作者**。
 通讯地址: 江苏省南京市南京航空航天大学航天学院(211106)
 电话: 15250997028
 E-mail: yuxy21@nuaa.edu.cn

Research on the Lidar Positioning Method of Lunar Rover Based on Landmark Re-Observation

LI Shuo¹, YU Meng¹, CAO Tao², ZHENG Bo², HU Tao²

(1. College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. Shanghai Aerospace Control Technology Research Institute, Shanghai 201109, China)

Abstract: In future lunar surface roaming and inspection missions, considering the some adverse factors on the lunar surface, such as rugged road conditions, lack of structured scenes, poor surface texture and so on, a method of active re-observation of historical landmarks was proposed to improve positioning accuracy of lunar rover lidar. Firstly, the significance of the point cloud landform in the current detection field was studied and judged at the fixed time, and re-observed landmarks were extracted. The trigger time of re-observation was determined according to the position and attitude estimation of the real-time monitoring inspector. Finally, point cloud matching algorithm was used to obtain the accurate position and attitude. Simulation results show that the active re-observation method fuses the historical position and attitude estimation of the system with uses the historical position and attitude estimation of the system with current observations, suppresses data drift caused by noise, and improves positioning accuracy of the lunar rover.

Keywords: roaming and exploration; poor texture; active re-observation; point cloud registration

Highlights:

- A method of lunar rover lidar localization is proposed which is based on active re-observation of historical landmarks.
- The re-observed landmarks are extracted by judging the significance of the point cloud landform.
- The trigger time of the re-observation is determined by the position and attitude estimation of lunar rover.
- The simulation results show that the active re-observation method improves the positioning accuracy of the lunar rover.

[责任编辑: 杨晓燕, 英文审校: 宋利辉]