

DOI:10.16356/j.2097-6771.2026.03.002

## 基于立体像对的月面 DEM 重建与采样区分析

朱方滔<sup>1</sup>, 汪 玘<sup>1</sup>, 张济韬<sup>2,3</sup>, 王晓雪<sup>2,3</sup>, 张浩鹏<sup>1,4,5</sup>

(1. 北京航空航天大学宇航学院, 北京 102206; 2. 北京航天飞行控制中心, 北京 100094; 3. 航天飞行动力学技术重点实验室, 北京 100094; 4. 航天器设计优化与动态模拟技术教育部重点实验室, 北京 102206; 5. 天目山实验室, 杭州 311115)

**摘要:** 针对月面采样任务中在轨相机参数漂移导致的几何重建失效, 以及采样区评估缺乏融合底盘通过性与终端操作约束的多尺度综合分析这两大技术瓶颈, 本文提出一种面向月面采样任务的立体数字高程模型(Digital elevation model, DEM)重建与采样区分析一体化方法。该方法以基于影像特征的鲁棒极线校正为数据基础, 通过自适应补偿在轨参数漂移, 将极线对齐精度提升至亚像素级, 为后续地形分析提供具有内部一致性的高精度 DEM; 进而构建“全局粗粒度筛选—驻车精细评估—终端执行验证”3层递进式采样区综合分析体系, 将底盘通过性约束与驻车姿态稳定性、机械臂可达性等终端操作约束统一纳入代价评估框架, 实现从可通行区域到可操作采样点的精细化决策。实验结果验证了重建方法的有效性与各代价组件的必要性。该一体化方法打通了从原始影像感知到采样决策的完整技术链路, 为月面复杂环境下的自主、安全、可靠采样提供了重要的理论支撑与技术手段。

**关键词:** 月面采样; 立体数字高程模型重建; 鲁棒极线校正; 采样区分析; 采样综合代价

**中图分类号:** V4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2026)03-0486-15

## DEM Reconstruction and Sampling Area Analysis of the Lunar Surface Based on Stereo Image Pairs

ZHU Fangtao<sup>1</sup>, WANG Qi<sup>1</sup>, ZHANG Jitao<sup>2,3</sup>, WANG Xiaoxue<sup>2,3</sup>, ZHANG Haopeng<sup>1,4,5</sup>

(1. School of Astronautics, Beihang University, Beijing 102206, China; 2. Beijing Aerospace Control Center, Beijing 100094, China; 3. Laboratory of Science and Technology on Aerospace Flight Dynamics, Beijing 100094, China; 4. Key Laboratory of Spacecraft Design Optimization and Dynamic Simulation Technology, Ministry of Education, Beijing 102206, China; 5. Tianmushan Laboratory, Hangzhou 311115, China)

**Abstract:** To address two major technical bottlenecks in lunar sampling missions, geometric reconstruction failure caused by in-orbit camera parameter drift and the lack of multi-scale comprehensive analysis integrating chassis passability with terminal operation constraints in sampling area evaluation, this paper proposes an integrated method for stereo digital elevation model (DEM) reconstruction and sampling area analysis. The method employs feature-guided robust epipolar rectification to adaptively compensate for in-orbit parameter drift, elevating epipolar alignment accuracy to sub-pixel level and providing a geometrically consistent DEM for terrain analysis. It further establishes a three-level progressive sampling area analysis framework, namely global coarse-grained screening, fine-grained parking evaluation, and terminal execution verification. This framework integrates chassis passability constraints, parking stability, and manipulator reachability into a unified cost evaluation framework, facilitating refined decision-making from passable regions to operable

收稿日期: 2026-02-23; 修订日期: 2026-05-06

通信作者: 张浩鹏, 男, 副教授, 博士生导师, E-mail: zhanghaopeng@buaa.edu.cn。

引用格式: 朱方滔, 汪玘, 张济韬, 等. 基于立体像对的月面 DEM 重建与采样区分析[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版), 2026, 58(3): 486-500. ZHU Fangtao, WANG Qi, ZHANG Jitao, et al. DEM reconstruction and sampling area analysis of the lunar surface based on stereo image pairs[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics (Natural Science Edition), 2026, 58(3): 486-500.

sampling points. Experimental results validate the effectiveness of the reconstruction method and the necessity of each cost component. This integrated approach connects the complete technical chain from raw image perception to sampling decision-making, providing important theoretical support and technical means for autonomous, safe, and reliable sampling in complex lunar environments.

**Key words:** lunar surface sampling; stereo digital elevation model (DEM) reconstruction; robust epipolar rectification; sampling area analysis; sampling synthesis cost

当前国际月球探测已转向以高价值样本为目标的精细就位探测阶段,采样区选取需统筹考虑底盘通过性、驻车稳定性及机械臂可达性等工程约束<sup>[1-3]</sup>。月面采样依赖于双目立体视觉获取环拍影像并经摄影测量生成数字高程模型(Digital elevation model, DEM),进而支撑通行性分析与机械臂规划<sup>[4]</sup>。如何用环拍影像构建可靠的地形DEM并评估采样可行性,已成为任务成功的关键。

围绕上述技术需求,现有研究在月面地形重建与采样区评估方面已取得显著进展。文献[5]尝试在探测器性能与集成光学标定方面进行优化,评估了互补金属氧化物半导体(Complementary metal-oxide-semiconductor, CMOS)传感器在变温环境下的暗电流变化及平场一致性;文献[6]通过光束法平差解算了观测时间外参数与相机内参,实现了亚像素级几何关联重建;文献[7]构建了超过13万组辐射仿真影像,标定真实的内外方位参数与深度信息,为鲁棒立体匹配与重建算法提供了训练与验证平台。文献[2]构建了1 m分辨率正射影像及深度学习DEM,详尽提取了坑穴与石块的空间分布;文献[8]利用超分辨率立体影像、环拍数据构建了毫米至分米级高精度地形数据集,分析了表面粗糙度、月壤厚度和岩石丰度;文献[9]针对欧洲航天局(European space agency, ESA)的用于勘探、表征和测试的资源观测和原位探矿包(Package for resource observation and in-situ prospecting for exploration, characterisation and testing, PROSPECT)仪器探测规划,识别了采样安全区与遍历路径。

但现有研究仍存在明显局限:在轨相机参数漂移可致几何重建失效;高分辨率地形数据的计算量与精细化评估之间难以兼顾效率与可靠性<sup>[10]</sup>。具体体现在:感知端缺乏对参数时变漂移的鲁棒设计,漂移导致极线失配与系统性畸变<sup>[11]</sup>。分析端多聚焦于巡视器到达能力,忽视了驻车姿态稳定性、帆板受光条件及机械臂可达性等终端操作约束,难以保证实际作业可执行性<sup>[12]</sup>。

针对上述局限,本文提出一种面向月面采样任务的立体DEM重建与采样区分析一体化方法,总体思路是:先建立针对在轨参数漂移的鲁棒极线校

正方法,通过特征引导的参数优化确保重建结果的内部一致性与任务适用性;进而构建面向工程约束的多层次采样区综合分析体系,通过从全局粗粒度筛选到局部精细评估以及终端执行验证的递进架构,将距离、坡度、石块分布等底盘通过性约束与驻车姿态、机械臂可达性等终端操作约束统一纳入代价计算框架<sup>[13-14]</sup>;最终通过系统的消融实验验证各代价组件的必要性,形成从影像输入到采样区分析评估的可靠技术链路。

## 1 基于立体像对的月面DEM重建方法

### 1.1 面向采样任务的重建框架

面向月面采样任务的DEM重建,其核心挑战在于如何应对在轨运行期间相机参数的时变漂移,确保重建结果具备支撑后续精细化分析所需的几何一致性与特征保真度。现有立体重建 workflows 多假设相机参数经地面标定后保持恒定,直接基于原始标定参数进行极线校正与立体匹配。然而,月面巡视器在发射及在轨运行过程中,相机内参与外参可能因力学应力、热循环等因素产生漂移,若直接采用地面标定参数进行极线校正,将导致系统性几何失配,进而通过立体匹配传导为三维重建的畸变与空洞。

为此,本文重建流程的首要环节即建立针对参数漂移的鲁棒补偿机制(图1):通过特征引导的极线校正优化,将极线对齐精度提升至亚像素级,消除系统性几何误差;继而针对高分辨率影像的计算瓶颈,采用自适应分块策略进行立体匹配;最终通过多视角点云融合与栅格化,生成兼具几何一致性与任务适配性的三维地形产品。

### 1.2 几何精化的鲁棒极线校正

月面巡视器的立体视觉系统通常依赖地面实验室标定的内参与外参进行极线校正。然而,发射阶段的剧烈振动、在轨运行期间的热循环应力以及长期微振动等因素,均可能导致相机焦距、主点坐标及相对位姿产生难以忽略的漂移。当直接采用原始标定参数进行校正时,左右影像的极线往往无法严格对齐,同名特征点在垂直方向存在系统性偏差<sup>[15-17]</sup>。这种残余视差会导致匹配算法在搜索范

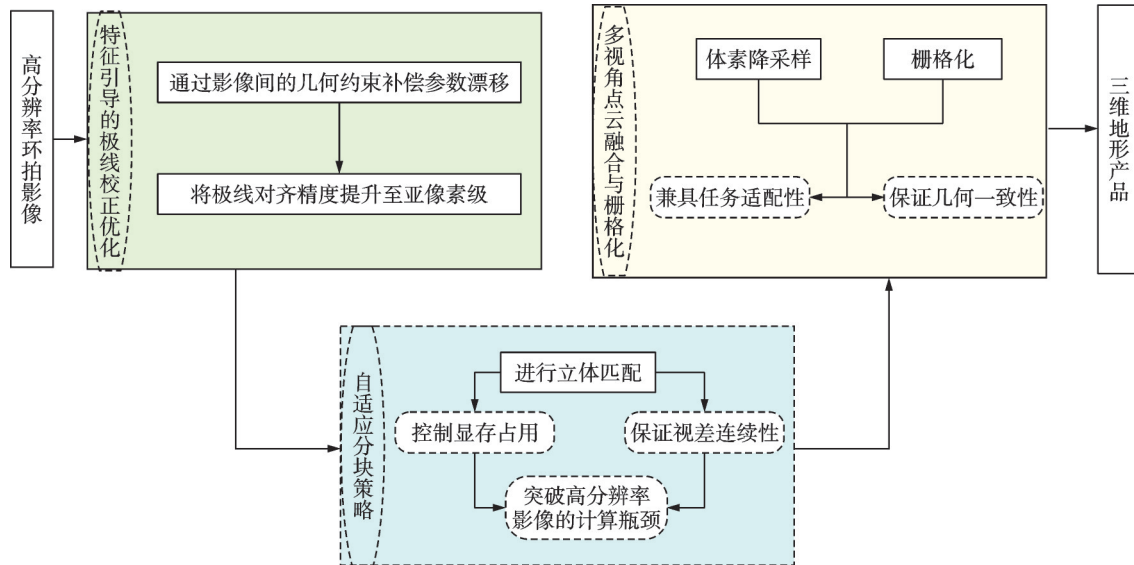


图1 DEM重建流程图

Fig.1 Flow chart of DEM reconstruction

围内无法建立可靠的几何对应关系,引发视差图出现大面积空洞或混乱,进而通过三角测量传导为三维空间的系统性高程误差,严重制约后续地形分析的可靠性。与传统直接采用标定参数进行极线校正的标准流程不同,本节提出一种基于影像特征的自适应几何精化方法,通过优化补偿旋转矩阵与畸变系数,将极线对齐精度提升至亚像素级<sup>[18]</sup>。

几何精化的核心在于利用影像间的几何约束优化校正参数。方法首先利用尺度不变特征变换(Scale-invariant feature transform, SIFT)算子提取左右影像的关键点,并采用快速最近邻搜索库(Fast library for approximate nearest neighbors, FLANN)进行初始匹配。为获得高置信度的同名点集,通过最近邻距离比率(Nearest neighbor distance ratio, NNDR)筛选稳定匹配对,剔除低区分度的特征点。设筛选后得到 $N$ 对同名点,左影像坐标为 $(x_i^l, y_i^l)$ ,右影像坐标为 $(x_i^r, y_i^r)$ 。

针对原始标定参数,保持主点 $(c_x, c_y)$ 与焦距 $f$ 不变,引入待优化的旋转补偿矩阵 $R_{\text{comp}} \in \text{SO}(3)$ (其中 $\text{SO}(3)$ 为三维特殊正交群,即满足 $R^T R = I$ 、 $\det(R) = 1$ 的三维旋转矩阵集合)和畸变修正量 $\delta = [\delta_{k_1}, \delta_{k_2}, \delta_{k_3}, \delta_{p_1}, \delta_{p_2}]$ (左右相机各5个系数)。旋转补偿矩阵采用欧拉角 $(\alpha, \beta, \gamma)$ 参数化,以便在优化过程中保持正交约束。实际计算中,为增强数值稳定性,对欧拉角与畸变修正量分别施加尺度因子,使优化变量处于相近的量级。优化目标为最小化同名点经校正后的纵坐标平均绝对误差,即

$$\min_{\alpha, \beta, \gamma, \delta_{k_1}, \delta_{k_2}, \delta_{k_3}, \delta_{p_1}, \delta_{p_2}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i^l - y_i^r| \quad (1)$$

$(x_i^l, y_i^l)$ 和 $(x_i^r, y_i^r)$ 分别为同名点经去畸变、立

体校正后的归一化坐标。该目标函数直接反映了极线对齐质量,无需依赖真实三维信息。由于目标函数非光滑且难以解析求导,方法采用鲍威尔共轭方向法(Powell's conjugate direction method, Powell's method)进行无梯度优化。优化变量初始化为零向量,即旋转补偿量与畸变修正量均以零增量为起点,以原始标定参数为基准进行增量优化,无需任何额外先验信息。为增强数值稳定性,对旋转参数与畸变参数分别施加尺度因子(旋转参数缩放因子 $1 \times 10^{-4}$ ,畸变参数缩放因子 $1 \times 10^{-9}$ ),使两类优化变量处于相近的数量级,避免因量级差异导致的优化路径偏斜。优化终止条件为目标函数值的相对变化容差 $1 \times 10^{-5}$ ,最大迭代次数设为5000次,通过迭代搜索使纵坐标误差最小化。

优化过程中,每次迭代需根据当前参数计算校正后的坐标:首先利用修正后的畸变系数对原始图像点去畸变,再应用补偿旋转矩阵 $R_{\text{comp}}$ 与原始旋转矩阵 $R_{\text{raw}}$ 的复合旋转 $R = R_{\text{comp}} R_{\text{raw}}$ 进行立体校正,同时根据新旋转矩阵动态更新平移向量以保持几何一致性。优化终止后,得到最优的补偿旋转矩阵与修正畸变系数,将其与原始标定参数融合,生成最终的校正映射表。

实际处理中,左右影像首先依据优化后的内参与畸变系数进行去畸变处理,随后应用补偿旋转矩阵与新的投影矩阵进行重采样,确保极线严格水平且对齐。该几何精化步骤作为重建流程的前置环节,可以有效抑制参数漂移导致的系统性误差传递。

### 1.3 自适应分块立体匹配与DEM生成

在几何精化的基础上,后续环节延续立体重建

领域的标准技术路线,利用立体匹配建立稠密的像素级对应关系,进而恢复场景三维结构。综合考虑月面影像的纹理特性与工程实施条件,本文方法采用分组相关立体匹配网络(Group-wise correlation stereo network, GwcNet)作为核心匹配模型。该网络通过构建逐组相关的代价体并引导代价聚合,能够在保持较高计算效率的同时有效捕获全局上下文信息,对弱纹理区域的深度估计具有较好的鲁棒性<sup>[19]</sup>。此外,鉴于月面数据的真值获取极为困难,GwcNet可采用SceneFlow等公开数据集的预训练权重直接进行推理,无需额外的域内微调即可提供可靠的初始视差估计,这一特性使其特别适用于本研究所面临的无真值场景<sup>[20]</sup>。

然而,高分辨率月面影像(2 448像素×2 048像素)直接输入深度神经网络将面临显存限制。为在现有计算资源下实现全分辨率处理,本节采用纵向自适应分块策略。该策略的核心在于保障极线方向的连续性。考虑到立体匹配的核心约束是极线方向(水平方向)的连续性,算法将影像沿高度方向(垂直方向)划分为若干子块,确保每个子块在水平方向上保持完整。这种纵向切分避免了水平切分可能破坏同名点水平邻域关系的问题,同时使得各子块具有相同的宽度,便于批处理与显存调度。子块高度设定为512像素,由实验平台GPU显存容量(NVIDIA A800-80 GB)与影像分辨率(2 448像素×2 048像素)共同决定,在保证单块可完整推理的前提下,尽量减少分块数量以降低边界效应的累积影响。各子块间设置64像素的重叠区域,该宽度的确定依据为GwcNet特征提取骨干网络的最大下采样倍率(4×):64像素恰好对应1/4分辨率特征图上的16个特征像素,能够为子块边界附近的代价聚合提供稳定的特征上下文,避免因分块截断导致特征层面的边界失配,从而保证边界附近像素的匹配质量与内部区域一致。

各子块独立经过GwcNet计算后,需通过重叠区域的加权融合消除边界效应。对于重叠区域内的像素,采用基于位置的线性权重进行融合:设像素在重叠区域中的相对位置为 $\xi$ ,重叠宽度为 $D$ ,则权重定义为 $w = \xi/D$ ,融合后的视差值 $d_{\text{fuse}}$ 由相邻子块的视差估计 $d_1$ 、 $d_2$ 加权平均得到

$$d_{\text{fuse}} = w \cdot d_1 + (1 - w) \cdot d_2 \quad (2)$$

这种平滑过渡策略有效避免了简单拼接可能引入的阶梯状伪影,保证了视差图在整体上的连续性。

鉴于月面数据缺乏真实视差值作为监督,匹配可靠性需通过几何一致性约束进行内部验证。在

立体匹配后处理阶段,将左右一致性检查(Left-right consistency check, LRCC)作为主要的质控手段,用于识别并剔除遮挡区域与误匹配点。对于左影像中坐标为 $(u, v)$ 、视差为 $d$ 的像素,其在右影像中的对应点坐标为 $(u - d, v)$ 。若将右影像作为参考进行反向匹配得到视差 $d_{\text{right}}$ ,则当 $|d - d_{\text{right}}| < \tau$ (阈值 $\tau$ 通常取1像素)时,认为该像素的视差估计满足几何一致性;反之则判定为不可靠匹配。通过左右一致性检查生成的二值掩膜直接标记了有效视差区域,仅保留通过验证的像素参与后续三角测量,确保生成的点云在几何结构上保持内部一致性。

基于融合后的视差图与校正后的相机参数,通过三角测量原理恢复三维坐标。对于视差为 $d$ 的像素,其在相机坐标系下的深度 $Z$ 由焦距 $f$ 与基线 $B$ 确定

$$Z = \frac{f \cdot B}{d} \quad (3)$$

进而结合像素坐标 $(u, v)$ 与内参矩阵 $K$ ,计算空间坐标 $(X, Y, Z)$ 。环拍序列包含多个视角的立体像对,各视角生成的点云需基于位姿参数统一至巡视器局部坐标系。融合过程保留所有视角的有效观测,通过体素降采样将点云密度控制在规划所需的分辨率水平,最终经栅格化生成适配于采样规划需求的DEM产品。

综上所述,本节针对月面巡视器在轨成像中的参数漂移问题,构建了面向分析需求的鲁棒重建流程。通过特征引导的极线校正优化,有效抑制了在轨参数漂移导致的系统性几何误差,将极线对齐精度提升至亚像素级;通过自适应分块策略与基于几何一致性的质量筛选,在无真值条件下保障了重建结果的内部一致性与下游任务适用性。本章所建立的具有几何一致性的地形数据基底,消除了参数漂移对后续分析的系统性影响,为第3节所述的采样区综合分析提供了可信的空间输入。

## 2 采样区综合代价分析方法

### 2.1 分析框架设计

月面采样区的综合评估面临着特殊的挑战:一方面,高分辨率数字高程模型蕴含的海量数据与复杂的工程约束分析对计算资源提出了严苛要求,若对全域进行高密度的精细力学计算,其计算量将难以支撑实时决策需求;另一方面,若仅进行粗略的可通过性评估,则难以识别满足驻车稳定性与机械臂操作可达性等终端约束的精确点位。现有研究多局限于单一尺度的均匀计算,缺乏从全局快速筛选到局部精细验证可作业性的递进机制,难以在计

算效率与评估可靠性之间取得有效平衡。

针对上述局限,本章构建面向月面采样任务的多层次综合分析体系,总体流程如图 2 所示。该方法的核心思想是将评估过程分解为 3 个递进的层级:首先通过全局粗粒度代价地图快速识别潜在可行区域,大幅压缩后续精细评估的搜索空间;继而

针对筛选出的候选区域进行驻车姿态与稳定性的精细评估,验证车体停泊的可行性;最终在最优候选点上进行机械臂工作空间可达性验证,确保采样操作的可执行性。这种渐进式架构既保障了计算效率,又通过逐层增加的约束条件确保了选址结果的工程可靠性。

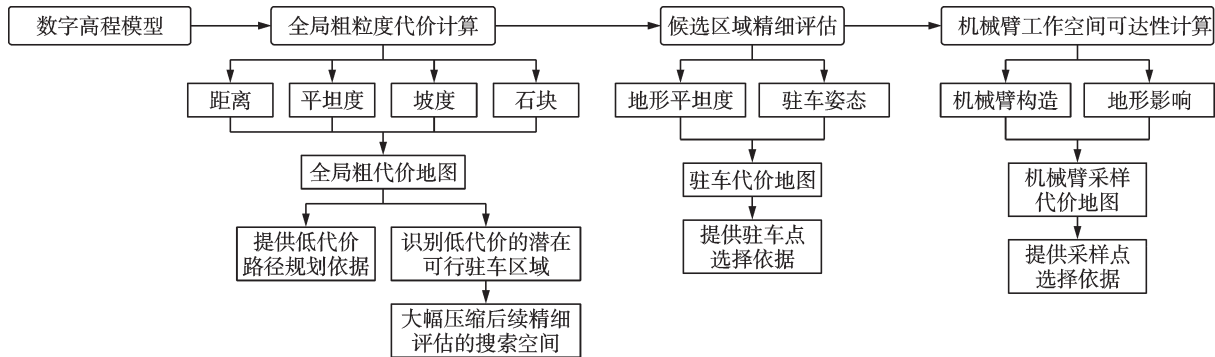


图 2 采样区分析流程图

Fig.2 Flow chart of the sampling area analysis

该分析框架将两类关键约束统一纳入评价体系:一是底盘通过性约束,包括距离、坡度、地形平坦度与石块障碍,用于保障巡视器行驶安全;二是终端执行约束,包括车体驻停时的姿态稳定性、太阳能帆板受光条件以及机械臂末端执行器相对于采样点的空间可达性,用于保障采样作业的可操作性。通过将这两类约束分层嵌入评估流程,实现了从可通行到可驻车再到可采样的精细化决策,确保最终输出的最优采样点同时满足行驶与作业的双重需求。

## 2.2 全局粗粒度代价评估与候选区筛选

全局粗粒度代价评估的目标是在计算资源受限的条件下,快速评估全域地形并筛选出潜在可行区域。该阶段通过综合距离、坡度、平坦度与障碍分布 4 类因子,生成一幅反映全局通行性的概览图,并基于自适应阈值提取候选区域,为后续的精细评估提供聚焦的搜索空间。

### (1) 距离代价

距离代价量化了从任务起点到地形图上任意位置的几何接近程度,直接关联巡视器的行驶能耗与时间成本。设入口点坐标为  $(x_e, y_e)$ , 栅格分辨率为  $s$  (单位:米), 则任意像素  $(x, y)$  的欧氏距离为

$$\text{dist} = \sqrt{[(x - x_e) \cdot s]^2 + [(y - y_e) \cdot s]^2} \quad (4)$$

为与其他代价因子融合,距离需归一化至  $[0, 1]$  区间。归一化后的距离代价  $C_{\text{pos}}$  呈以起点为中心的同心圆分布,如图 3 所示,直观反映了任务的接近程度。

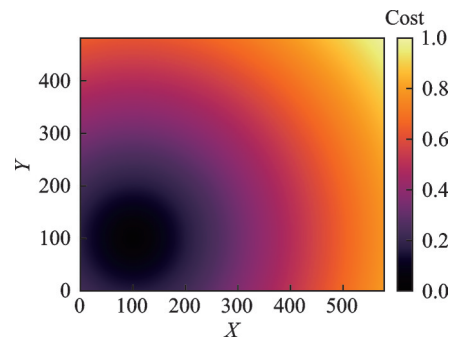


图 3 距离代价地图

Fig.3 Distance cost map

### (2) 坡度代价

坡度是评估车辆通过性的关键约束,系统采用 Sobel 算子估算地表坡度,该算子通过卷积计算地形在  $x$  和  $y$  方向的梯度

$$G_x = K_x * H \quad K_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$G_y = K_y * H \quad K_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中:  $H$  为数字高程模型的原始数据。坡度角由梯度计算得出:  $\theta = \arctan(\sqrt{G_x^2 + G_y^2})$ 。在粗筛阶段,采用宽松的归一化阈值计算坡度代价  $C_{\text{slope}} = \frac{\theta}{70}$ , 避免因地形噪声或微小陡坎而过早排除大片潜在可行区域,其可视化结果见图 4。

### (3) 平坦度代价

平坦度评估车辆行驶的稳定性的,通过分析局部

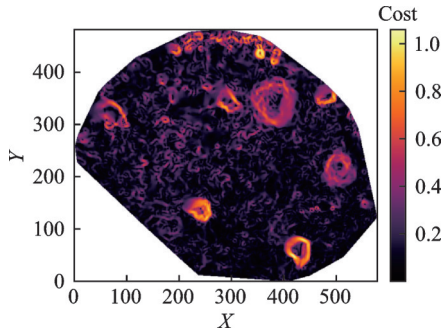


图4 坡度代价地图  
Fig.4 Slope cost map

高程变化来衡量。本文采用滑动窗口统计方法,计算窗口内高程的标准差 $\sigma$ 与极差 $\Delta$ 。标准差反映窗口内高程值的离散程度,对连续起伏敏感;极差反映窗口内的最大高差,对孤立障碍物敏感。算法采用 $5 \times 5$ 的窗口,其物理尺寸远小于车辆尺寸,专用于微地形快速筛查。两项指标分别以0.03 m和0.05 m为阈值进行归一化,并融合为平坦度代价 $C_{\text{flat}} = 0.5 \cdot \frac{\sigma}{0.03} + 0.5 \cdot \frac{\Delta}{0.05}$ ,其可视化结果如图5所示。

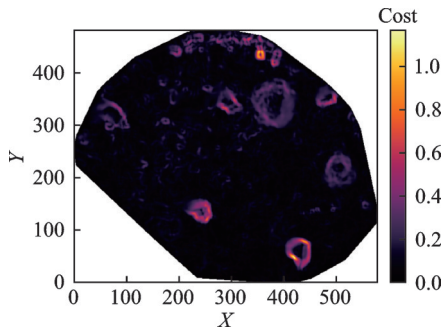


图5 平坦度代价地图  
Fig.5 Flatness cost map

#### (4) 障碍代价

在月面环境中,石块是影响月球车通行安全与采样可行性的主要局部障碍。石块不仅可能造成车轮卡滞或底盘碰撞,其周边区域也可能因阴影或地形扰动对车辆感知与操作构成潜在风险。因此,在采样区分析中,必须对石块进行准确识别,并将其空间分布量化为可供路径搜索算法使用的连续代价场。本研究使用一种基于DEM形态学处理的石块检测方法,并建立相应的空间代价衰减模型,实现对石块障碍的有效表达。

石块检测的核心思想是将地形高程分解为反映宏观地形的背景分量与代表局部凸起(如石块)的前景分量。算法采用顶帽变换提取前景信息,其定义为原始图像与开运算之差

$$T_{\text{hat}}(f) = f - \gamma_B(f) \quad (7)$$

式中: $f$ 为原始DEM数据, $\gamma_B(f)$ 为使用结构元素 $B$ 对 $f$ 进行的开运算。开运算由先腐蚀后膨胀组成,可有效滤除尺寸小于结构元素的局部亮细节,保留地形的主要结构与坡度特征。本研究选用圆形结构元素 $B$ ,其物理半径设定为0.1 m,以兼顾滤除典型石块和保留真实地形特征的双重需求。

顶帽变换后得到的残差图像中,高亮度区域对应潜在石块。随后采用全局阈值进行二值化分割,生成初始石块掩膜。阈值选取需平衡检测精度与召回率,本模型取0.03 m,可有效识别高度大于2 cm的石块,并抑制多数由DEM噪声引入的虚警。二值掩膜经8邻域连通域分析后,对每个连通域计算其面积与等效直径,并通过面积滤波与直径滤波剔除噪声斑点,保留物理直径大于0.02 m的连通域作为最终识别结果,并输出二值石块掩膜及各石块质心坐标。石块障碍的检测效果如图6所示。

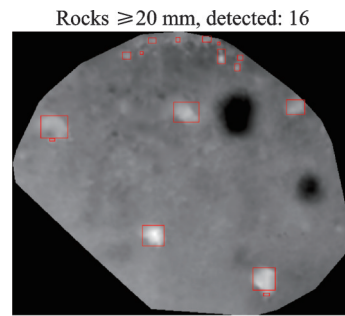


图6 石块障碍检测效果  
Fig.6 Performance of rock obstacle detection

识别石块后,需将其空间分布转化为可供路径规划算法使用的连续代价场,以反映靠近石块的风险梯度。研究采用欧氏距离变换计算每个栅格位置到最近石块质心的距离 $D$ ,并引入指数衰减函数将距离映射为代价值如下

$$C_{\text{rock}} = \min(C_{\text{max}}, C_{\text{max}} \cdot \exp(-\lambda \cdot D)) \quad (8)$$

式中 $\lambda$ 为衰减系数,本研究取 $\lambda$ 的值为1.5,以控制代价随距离下降的速率。对于石块本体所在的栅格,直接赋以最大代价 $C_{\text{max}} = 1$ ,明确标识为禁行区域。

最终障碍代价图由本体区域与邻近区域融合而成,采用逐像素取最大值策略,形成从石块核心到过渡带再到安全区域的连续代价场,其可视化结果如图7所示。

为形成综合评判,研究采用线性加权融合上述4类因子,形成粗粒度代价地图

$$C_{\text{coarse}} = \omega_p \cdot C_{\text{pos}} + \omega_f \cdot C_{\text{flat}} + \omega_s \cdot C_{\text{slope}} + \omega_r \cdot C_{\text{rock}} \quad (9)$$

权重配置为 $\omega_p = 0.3, \omega_f = 0.2, \omega_s = 0.2, \omega_r =$

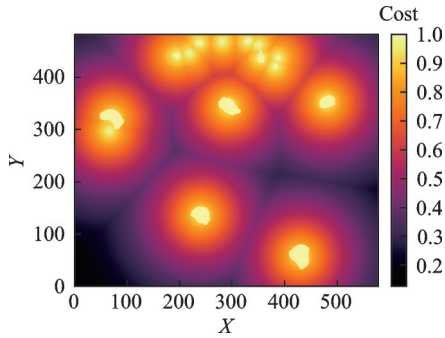


图7 障碍代价图

Fig.7 Barrier cost map

0.3,上述权重值在内场测试与仿真数据上经多轮迭代调整确定,其初始设定是依据各代价因子的物理意义与任务优先级来决定:距离代价权重最高,体现月面采样任务对行驶效率与能耗控制的优先考虑;平坦度与坡度代价权重相等,共同保障巡视器行驶与驻停的安全性;石块代价作为局部障碍的修正项,与前两类安全约束保持相同量级。在实际工程应用中,上述权重可根据具体任务的侧重点与地形特殊性适当调整。最终的粗粒度代价地图可视化结果如图8所示。

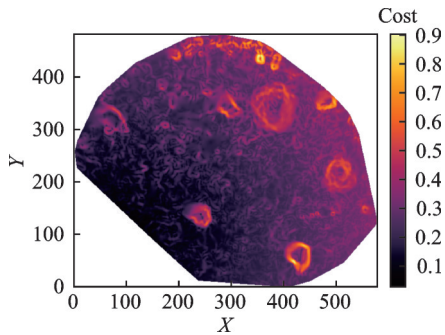


图8 综合粗粒度代价地图

Fig.8 Comprehensive coarse-grained cost map

### 2.3 驻车区域精细评估

完成粗粒度代价地图构建后,可获得全区域通行性的初步评估。为筛选出适合驻车与采样作业的候选位置,需从粗粒度地图中提取代价较低的区域。研究采用基于百分位数的自适应阈值法,避免固定阈值对不同地形的不适应性

$$\text{thr} = \text{Percentile}(C_{\text{coarse}}, 10\%) \quad (10)$$

$$\text{candidates} = \{(x, y) | C_{\text{coarse}}(x, y) \leq \text{thr}\} \quad (11)$$

通过调整百分位值可以控制该环节的计算负载,本文选取的10%是平衡全面性与效率的经验取值。该方法能自适应不同地形复杂度,在平坦地形中选取较大范围的优质区,在复杂地形中则聚焦于少数最优区域。最终输出筛选出的候选区域地图,为后续的精细评估提供聚焦的搜索空间。

粗粒度筛选提供的候选区域仅保证了底盘通过性,但采样作业要求车体必须能够稳定驻停于目标点位,且满足能源供给与姿态安全约束。因此,需对候选区域进行更严格的驻车可行性评估,包括能源优化朝向确定、驻车区域平坦度精细化计算以及四点支撑姿态稳定性验证。

#### (1) 车体朝向确定

月球车能源依赖太阳能,确定驻车朝向需最大化能量收集并避免强光损害敏感载荷。基于太阳方位角  $\alpha_{\text{sun}}$  的简化线性模型用于计算车体航向角  $\psi_{\text{rover}}$

$$\psi_{\text{rover}} = (\alpha_{\text{sun}} - 80^\circ) \bmod 360^\circ \quad (12)$$

该模型使车体航向相对太阳方位固定偏移  $80^\circ$ ,形成太阳位于车体右后方的几何关系。此构型优化了固定式太阳能板的光照入射角,同时防止阳光直射前方光学载荷导致图像饱和,并减少对温度敏感设备的直接热负荷。

确定朝向后,在车体周围定义矩形驻车区域(尺寸由车体几何参数决定)。通过坐标旋转变换将DEM像元的全局坐标转换至车体局部坐标系,以提取区域内的高程值。变换过程需确保矩形区域完全位于有效地形范围内,便于进一步分析采样区内巡视器的姿态安全。

#### (2) 平坦度代价计算

驻车区域对平坦度要求远高于行驶阶段,采用统计指标量化并转化为代价函数。提取区域内所有高程点  $\{h_i\}_{i=1}^N$  后,计算标准差与极差

$$\begin{cases} \sigma_p = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h_i - \bar{h})^2} \\ \Delta_p = \max(\{h_i\}) - \min(\{h_i\}) \end{cases} \quad (13)$$

平坦度代价由两项加权归一化得到

$$C_{\text{parking}} = 0.5 \cdot \frac{\sigma_p}{0.03} + 0.5 \cdot \frac{\Delta_p}{0.05} \quad (14)$$

式中0.03 m和0.05 m为基于工程经验的归一化基准值,分别对应稳定停放与机械臂操作所允许的高程离散与起伏阈值。此软约束设计便于在多目标优化中与其他代价综合权衡。

#### (3) 4点支撑姿态稳定性验证

月球车静止姿态稳定性基于4点支撑刚体模型评估,该模型假设车体通过4个车轮接地点与地形接触且自身不变形。设4个车轮接地点(前左、前右、后左、后右)的高程分别为  $h_{\text{FL}}$ 、 $h_{\text{FR}}$ 、 $h_{\text{RL}}$ 、 $h_{\text{RR}}$ ,车体轴距为  $L$ ,轮距为  $W$ 。车体俯仰角  $\theta_{\text{pitch}}$  与翻滚角  $\theta_{\text{roll}}$  计算为

$$\theta_{\text{pitch}} = \arctan\left(\frac{(h_{\text{FL}} + h_{\text{FR}}) - (h_{\text{RL}} + h_{\text{RR}})}{2L}\right) \quad (15)$$

$$\theta_{\text{roll}} = \arctan\left(\frac{(h_{\text{FL}} + h_{\text{RL}}) - (h_{\text{FR}} + h_{\text{RR}})}{2W}\right) \quad (16)$$

该模型为静态保守估计,反映地形引起的最大可能静态姿态。俯仰角与横滚角的安全阈值参照月面巡视器工程设计规范确定,出于安全裕度考虑,所设阈值远未达到车身结构的极限姿态,与月面巡视器工程实践中的姿态控制范围相符<sup>[21]</sup>。具体而言,俯仰角的安全范围为 $-3^{\circ}\sim 10^{\circ}$ ,最大允许偏离为 $10^{\circ}$ ,横滚角的安全范围为 $-6^{\circ}\sim 6^{\circ}$ ,超出阈值的姿态点被赋予极大惩罚代价100,而阈值内的姿态代价 $C_{\text{pose}}$ 采用线性归一化计算

$$C_{\text{pose}} = 0.1 \cdot \left( \frac{|\theta_{\text{pitch}}|}{10} + \frac{|\theta_{\text{roll}}|}{6} \right) \quad (17)$$

乘以0.1是为了与超出安全范围的惩罚形成对比:一旦超出阈值, $C_{\text{pose}}$ 直接设为100,这使得超出阈值的区域几乎不可选,而允许范围内的代价变化平缓,便于规划算法在可接受区域内寻找最优。

最后将候选点的最终代价由姿态代价与驻车平坦度代价加权融合

$$C_{\text{total}} = 0.5 \cdot C_{\text{pose}} + 0.5 \cdot C_{\text{parking}} \quad (18)$$

该综合代价反映了候选点在驻车稳定性与地形平坦度两方面的综合品质。通过比较所有候选点的 $C_{\text{total}}$ ,可筛选出最优驻车位置,为后续机械臂采样可达性分析提供输入。

## 2.4 机械臂采样可达性分析

采样可达性分析评估的是特定驻车位置上机械臂能够覆盖的周围科学采样点的操作可行性。该环节是终端执行验证的核心,确保选址结果不仅满足行驶与驻车要求,更具备实际采样的可操作性。

机械臂工作空间简化为车体侧前方的扇形区域,并用极坐标建模。定义机械臂伸展距离范围为 $[r_{\text{min}}, r_{\text{max}}]$ ,扇形总张角为 $\Phi$ 。对于相对于车体中心的任意目标点,计算其径向距离 $r$ 与方位角 $\varphi$ ,并将其归一化为相对于车体航向的方位角 $\varphi_{\text{rel}} \in [-\pi, \pi]$ 。

可达区域分为两层:原始朝向区域与转向扩展区域,分别如图9和图10所示。原始朝向区域对应车体按能源优化朝向 $\varphi_{\text{rover}}$ 停放时的机械臂自然覆盖范围;转向扩展区域则允许车体在原地转向容忍角 $\delta$ 范围内调整朝向,以扩大可达空间。对于原始朝向区域内的点,主要评估地形条件;对于转向扩展区域内的点,需综合考虑地形代价与转向代价。

基于高程梯度的坡度计算在 $3 \times 3$ 窗口内采用中心差分法估计地形梯度,坡度角为 $\theta_{\text{slope}} = \arctan(\|\nabla z\|)$ ,据此计算坡度代价。平坦度通过评估局部窗口内高程极差与标准差实现。采样点的

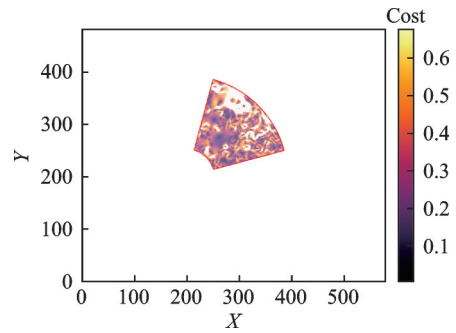


图9 原始可达区域采样代价图

Fig.9 Original reachable area sampling cost map

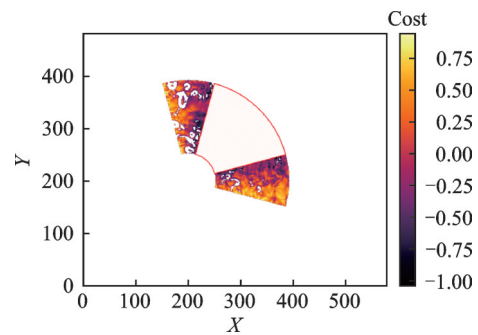


图10 转向可达区域采样代价图

Fig.10 Steering reachable area sampling cost map

综合地形代价 $C_{\text{sample}}$ 为平坦度代价与坡度代价的加权平均。

对于转向扩展区域内的点,其转向代价与超出原始扇形边界的角度偏差量 $d_{\theta}$ 相关。综合转向代价与地形代价,采用如下量化形式

$$C_{\text{turn}} = -C_{\text{sample}} + \frac{d_{\theta}}{\delta} \quad (19)$$

式(19)旨在鼓励付出适度转向代价来达到优良地形点,同时避免过度转向。

最终,机械臂可达区域内的每个采样点获得综合操作代价 $C_{\text{arm}}$ ,该代价融合地形条件与操作便利性。通过选择代价较低点进行采样,可以显著提高采样效率与成功率。机械臂可达性分析将选址标准从到达提升至可操作,确保最终输出的采样点具备完整的工程可行性。

综上所述,本节构建了面向月面采样任务的多层次综合分析体系。通过“全局粗粒度筛选—局部精细评估—终端执行验证”的3层递进架构,将底盘通过性约束与终端执行约束统一纳入评估框架。全局阶段通过距离、坡度、平坦度与石块代价快速压缩搜索空间;精细阶段通过能源优化朝向、驻车区域平坦度与4点支撑姿态评估验证车体驻停可行性;终端阶段通过机械臂工作空间建模与转向代价计算确保采样可操作性。该体系突破了单一尺度评估的局限,实现了从“可通行”到“可驻车”

再到“可采样”的精细化决策,为月面复杂环境下的自主采样提供了可靠的决策依据。

### 3 实验验证与结果分析

#### 3.1 实验数据与平台

为验证本文所提出的 DEM 重建及采样区分析方法的有效性,实验采用模拟月面巡视器环拍数据开展系统性验证。该数据集在成像参数(双目相机内参、基线长度、影像分辨率)、光照条件(太阳高度角、阴影分布)以及地形特征(弱纹理月壤、稀疏岩石分布)等方面均与真实月面采样任务场景高度一致,具备充分的工程代表性,能够有效支撑方法有效性的验证。数据包含多个视角的双目立体像对,影像分辨率为  $2\,448$  像素  $\times$   $2\,048$  像素,基线长度约  $270$  mm,覆盖月面局部区域,代表了典型的月面作业环境。

实验在配备 Intel Xeon 处理器与 NVIDIA A800-80GB GPU 的工作站上进行,DEM 重建环节基于 Python 与 OpenCV 实现,立体匹配网络采用 PyTorch 框架推理;采样区分析环节基于 NumPy 实现,支持大规模地形数据处理。处理流程严格遵循第 2 节与第 3 节所述的技术路线,涵盖从原始影像输入输出采样区综合分析结果的完整链路。

#### 3.2 鲁棒极线校正有效性验证

为验证本文所提出的鲁棒极线校正模块对 DEM 重建质量的实际贡献,本节构建了一组对照实验,将标准重建流程(直接使用地面标定参数进行极线校正,即现有文献中广泛采用的基础流程)与本文方法(引入特征补偿的鲁棒极线校正)进行系统性对比。

为了验证在轨参数漂移场景下的重建可行性,即验证鲁棒极线校正模块能否有效消除参数漂移引入的系统性几何误差,使稠密匹配得以正常进行,本文选取几何内部一致性,即校正后同名点的极线距离,作为评价指标。该评价指标的量级直接决定了立体匹配算法能否在搜索范围内建立可靠的几何对应关系,是重建成败的先决条件。考虑到绝对高程精度的评估需要独立的地面真值测量系统(如激光雷达扫描或差分全球定位系统(Global positioning system, GPS)测量)超出本文研究范围,因此实验以几何内部一致性指标与重建完整性为评价依据,评估极线校正优化环节的必要性。

##### (1) 极线对齐精度对比

极线对齐精度是立体匹配成败的先决条件。标准流程直接采用地面预标定参数进行极线校正,

而在轨参数漂移将导致同名特征点在垂直方向存在系统性残余偏差。为对比两种流程的几何基础差异,选取典型像对进行验证:首先利用 SIFT 算子提取左右影像特征点,经 NNDR 筛选后获得约 200~300 对高置信度同名点;继而分别采用标准流程(原始参数直接校正)与本文方法(特征补偿优化)计算校正后同名点的极线距离(垂直坐标偏差)。

实验结果如图 11 与图 12 所示。标准流程校正后,同名点的平均极线距离约为 2.13 像素,且呈现明显的系统性偏差与区域化差异,部分特征点垂直偏差超过 4 像素(图 11)。这种量级的残余视差已超出典型立体匹配算法的搜索容限,极易导致匹配失效或产生大面积空洞。相比之下,经本文几何精化补偿后,同名点的平均极线距离降低至 0.2 像素,最大偏差控制在 1 像素以内,无明显系统性偏移(图 12)。

该对比表明,在存在在轨参数漂移的数据中,标准重建流程因极线失配而难以建立可靠的几何对应关系;而本文引入的鲁棒极线校正模块通过影

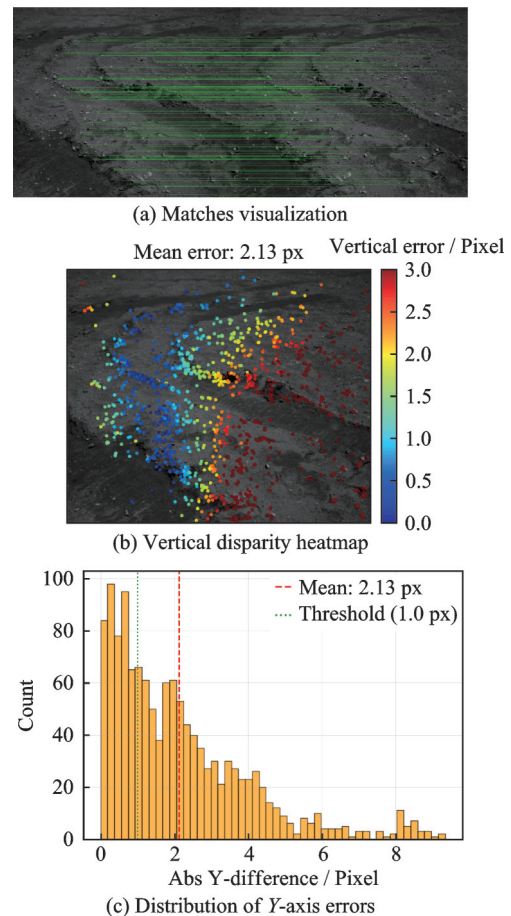


图 11 基于原始标定参数的直接校正后的同名点的极线距离

Fig.11 Polar line distance of homonymous points after direct correction based on original calibration parameters

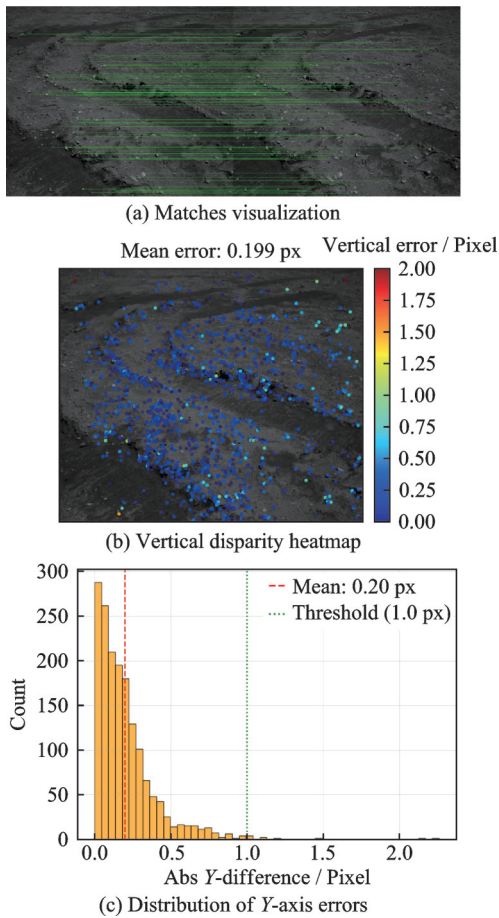


图 12 基于几何精化极线校正后的同名点的极线距离  
Fig.12 Polar line distance of homonymous points after geometric refinement-based polar line correction

像特征约束自适应补偿参数误差,将极线对齐精度提升至亚像素级,为后续稠密匹配奠定了必要的几何基础。

(2)重建结果质量对比

极线对齐精度的差异最终将传导至三维重建结果的几何完整性与内部一致性。为直观展示两种流程的重建性能差异,图 13 给出了同一区域的立体匹配视差图对比。基于标准流程(原始标定参数)的校正结果在同名点极限距离偏差大的区域出现显著的大面积匹配空洞(图 13(b)),表明标准流程无法应对在轨参数漂移引起的几何失配;而引入鲁棒极线校正后(图 13(c)),匹配结果在同等区域呈现出良好的稠密性与连续性,验证了特征补偿机制对重建完整性的显著增益。

极线对齐精度的改善最终传导至三维重建的几何完整性。鉴于本文聚焦于在轨参数漂移场景下的重建可行性,图 14 展示了经几何精化后生成的多视角融合点云结果,可见重建表面呈现出良好的稠密性与连续性,未出现因极线失配导致的系统性畸变,能够为后续采样区分析提供可靠的地形基底。这一重建质量的实现,依赖于前述鲁棒极线校

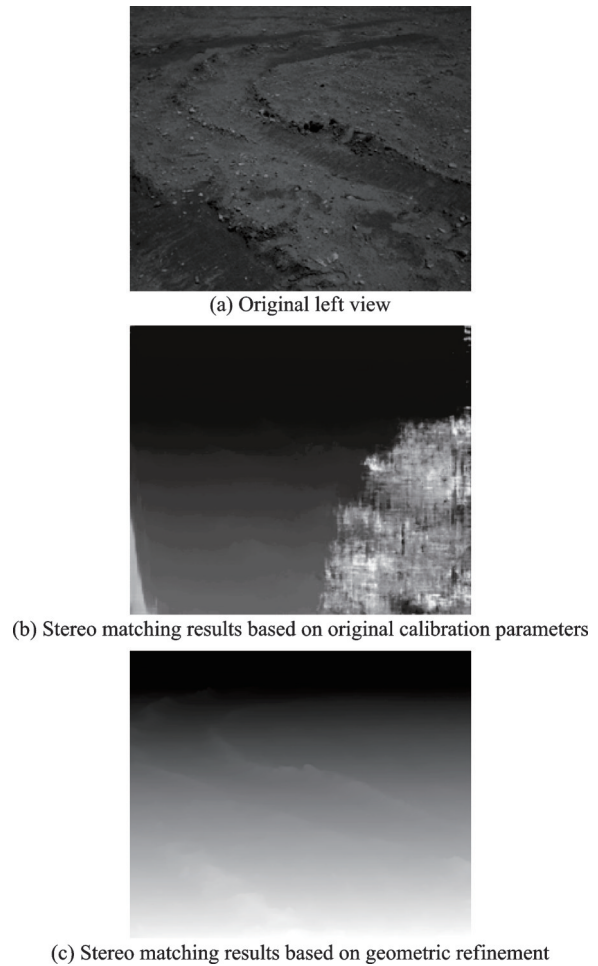


图 13 原始左视图、几何精化前后的立体匹配结果对比  
Fig.13 Comparison of the original left view and the 3D matching results before and after geometric refinement

正对几何基础的保障;若缺乏该补偿环节,原始标定参数下的残余极线误差将超出匹配搜索容限,将致使稠密重建难以完成。

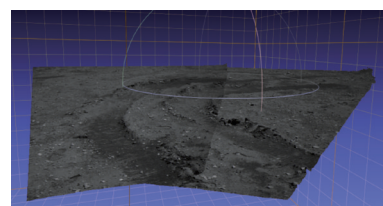


图 14 本文方法生成的部分视角点云融合结果  
Fig.14 Partial fusion results of viewpoint point clouds generated by the proposed method

综上所述,本节通过标准流程与本文方法的对照实验,明确量化了鲁棒极线校正模块的必要性。标准流程在在轨参数漂移场景下因极线失配而导致重建失效,而本文方法通过前置的几何精化环节,有效抑制了系统性误差传递,确保了重建结果的内部一致性与下游任务适用性。这一对比实验印证了本文所提出的鲁棒极线校正作为关键增量模块的价值。

### 3.3 采样区分析各代价组件有效性验证

为严格验证分析体系中各代价组件的必要性,设计消融实验,在保持其他条件不变的情况下,逐项移除单一代价组件,对比最优点位置与相关指标的变化,定量评估各组件对分析结果的贡献。在本实验中使用的 DEM 地图分辨率为 0.005 m,大小为 579 像素×482 像素,满足对采样区域进行精细分析的需求。

#### (1) 距离代价有效性验证

距离代价的有效性通过对比完整模型与移除距离代价后的选址结果验证。结果如图 15 所示,当距离代价被移除后,算法选择的最优点位置由坐标 (90, 147) 向远处漂移至 (555, 180),与任务起点 (100, 100) 的距离显著增加。表 1 中详细展示了有无距离代价对最优点选择的影响,使用综合代价地图选择最优点在距离方面的提升为 89.58%,且两者方差都很小,说明提升幅度稳定可靠。同时,在实验中发现计算两组代价地图的成功率都为 100%,计算耗时也相差无几。这一结果表明,距离代价的缺失将导致算法忽视行驶能耗与时间成本,选择远离起点但局部地形优良的远程区域,在实际任务中将造成不必要的资源消耗。距离代价的加入能在

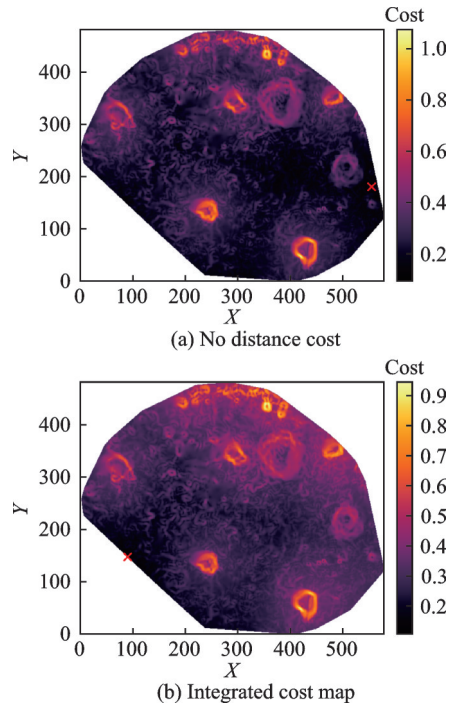


图 15 有无距离代价对比结果

Fig.15 Comparison results with and without distance cost

不影响计算成功率和耗时的情况下有效抑制了这种远距离无效选择,保障了任务的整体效率。

表 1 有无距离代价对比结果

Table 1 Comparison results of distance cost presence/absence

代价地图类型	最优点1 距离/m	最优点2 距离/m	最优点3 距离/m	最优点4 距离/m	最优点5 距离/m	最优点6 距离/m	均值/ m	方差/ m <sup>2</sup>
综合代价地图	0.240	0.241	0.235	0.245	0.247	0.246	0.242	1.389e-5
不含距离代价	2.310	2.294	2.300	2.362	2.305	2.362	2.322	7.022e-4
提升幅度/%	89.61	89.49	89.78	89.63	89.28	89.59	89.58	—

#### (2) 坡度代价有效性验证

坡度代价的有效性通过对比最优点坡度指标验证,结果如图 16 所示。表 2 所示为完整模型选定的最优点坡度代价为 0.010 6,而移除坡度代价后选定的最优点坡度代价上升至 0.031,约为前者的 3 倍,均值从 0.026 1 升为 0.031 5,使用综合代价地图后坡度代价下降 17.14%。这表明坡度代价的缺失使算法倾向于选择坡度较大的区域,增加了巡视器行驶与驻停时的倾覆风险。坡度代价通过显式惩罚陡峭地形,有效引导选址结果向更平缓的区域收敛,降低了任务的安全风险。

#### (3) 平坦度代价有效性验证

平坦度代价的有效性通过对比候选区域分布特征验证。移除平坦度代价后,部分入选 10% 最优区域的部分点位其局部高程标准差超过 0.03 m,极差超过 0.05 m,地形起伏较大。如图 17 所示,这些区域在完整模型中被排除在最优区域之外。若在此类区域驻停,车体将因地面不平而产生倾斜,

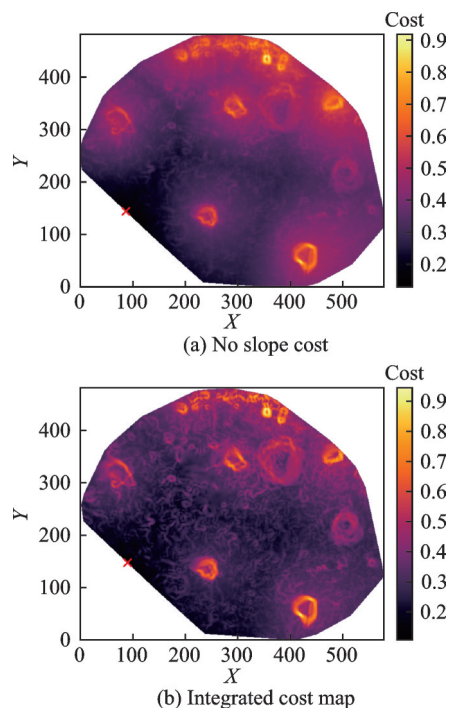


图 16 有无坡度代价对比结果

Fig.16 Comparison results with and without slope cost

表 2 有无坡度代价对比结果

Table 2 Comparison results of slope cost presence/absence

代价地图类型	最优点1 坡度代价	最优点2 坡度代价	最优点3 坡度代价	最优点4 坡度代价	最优点5 坡度代价	最优点6 坡度代价	均值	方差
综合代价地图	0.010 6	0.020 7	0.026 8	0.030 5	0.033 3	0.034 4	0.026 1	6.833e-5
不含坡度代价	0.031 0	0.027 4	0.033 5	0.020 7	0.039 1	0.037 1	0.031 5	3.780e-5
提升幅度/%	65.81	24.45	20.00	-47.34	14.83	7.28	17.14	—

存在结构稳定性隐患与机械臂操作精度下降的风险。为了定量描述,实验计算了两种情况下所选出的10%最优区域中全部19 827个5像素×5像素窗口的高程标准差和极差,结果如表3所示,前者下降8.9%,后者下降8.6%。实验结果说明,平坦度代价的引入有效压制了地形起伏较大区域被选为最优的可能,是保障车体停放稳定性的必要约束。

表 3 有无平坦度代价对比结果

Table 3 Comparison results of flatness cost presence/absence

代价地图类型	高程标准差 均值/m	高程标准差 方差/m <sup>2</sup>	高程极差 均值/m	高程极差 方差/m <sup>2</sup>
综合代价地图	0.000 840	1.90e-7	0.003 093	2.40e-7
不含坡度代价	0.000 922	2.35e-6	0.003 384	3.01e-6
提升幅度/%	8.9	—	8.6	—

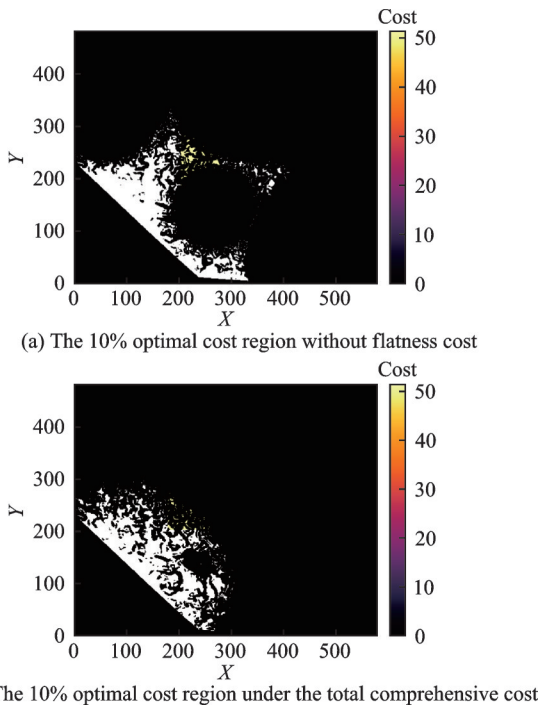


图 17 有无平坦度代价对比结果

Fig.17 Comparison results with and without flatness cost

(4)障碍代价有效性验证

石块障碍代价的有效性通过对比最优点石块障碍代价值验证,可视化代价图如图18所示。表4中的实验结果表明,完整模型选定的最优点石块障碍代价为0.323 5,而移除石块代价后选定的

最优点石块代价上升至0.439 9,均值从0.324 3增加至0.423 8,引入障碍代价使所选最优点的障碍代价降低23.48%,这表明石块障碍代价的引入有效引导算法规避石块密集分布的区域,显著降低

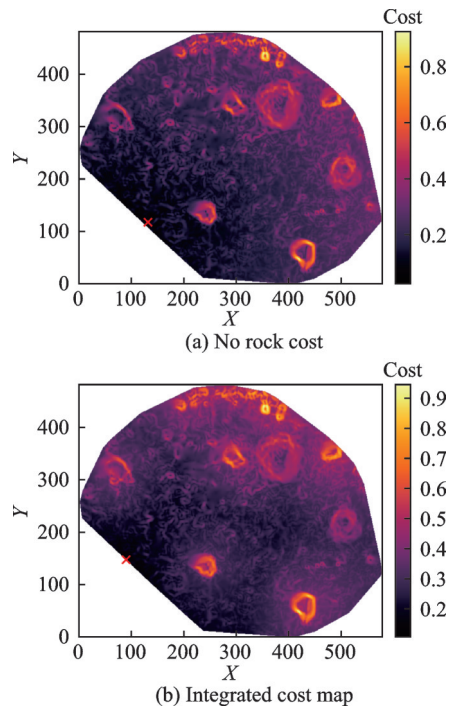


图 18 有无石块代价对比结果

Fig.18 Comparison results with and without rock cost

表 4 有无障碍代价对比结果

Table 4 Comparison results of obstacle cost presence/absence

代价地图类型	最优点1 障碍代价	最优点2 障碍代价	最优点3 障碍代价	最优点4 障碍代价	最优点5 障碍代价	最优点6 障碍代价	均值	方差
综合代价地图	0.323 5	0.322 8	0.323 7	0.324 8	0.325 6	0.325 2	0.324 3	9.99e-7
不含障碍代价	0.439 9	0.430 8	0.433 5	0.430 3	0.371 5	0.436 7	0.423 8	5.58e-4
提升幅度/%	26.46	25.07	25.33	24.52	12.36	25.53	23.48	—

了车轮卡滞、底盘损伤以及采样操作受石块干扰的风险。石块代价是保障采样安全性的关键组件,其缺失将导致选址结果对障碍物的敏感性下降。

(5) 驻车代价有效性验证

驻车代价基于DEM识别可驻车区域,并对可驻车区域赋予相应的代价,而超出DEM边界或车体稳定阈值的区域则被判定为不可驻车。如图19(b)所示,黄色区域为可驻车区域,白色区域则不可驻车。

若无驻车代价,只靠综合代价地图选代价较低点作为驻车点,如在图19(c)综合代价最优的前10%区域中选,极有可能选择到实际上无法安全停放车辆的危险区域,造成车体部分悬空、倾斜过度或位于DEM无效区域,从而引发任务失败风险。实验结果如表5所示,依靠驻车地图选择驻车点,可使驻车代价平均降低98.5%,由此可见,驻车

代价机制有效地保障了采样点物理可行性和任务安全性。

(6) 机械臂可达代价有效性验证

机械臂可达代价的有效性通过对比可达区域空间分布验证。仅依赖综合代价地图时,部分被选中的“最优”点位于机械臂工作空间之外,或因石块遮挡而无法实施采样操作。引入机械臂可达代价后,通过扇形工作空间建模与转向扩展分析,明确标记了机械臂可有效覆盖的区域。结果显示,综合代价地图中显示为低代价的区域,若位于机械臂可达范围外或受地形阻碍,将被赋予高代价或标记为不可达。如图20(a)所示,其中黄圈标记的区域为石块分布位置,在对应的机械臂代价地图中表现为白色,表示该区域因石块阻碍而代价极高或不可达。这一机制有效区分了“到达”与“可操作”的边界,确保最终选址结果具备实际采样的可执行性。

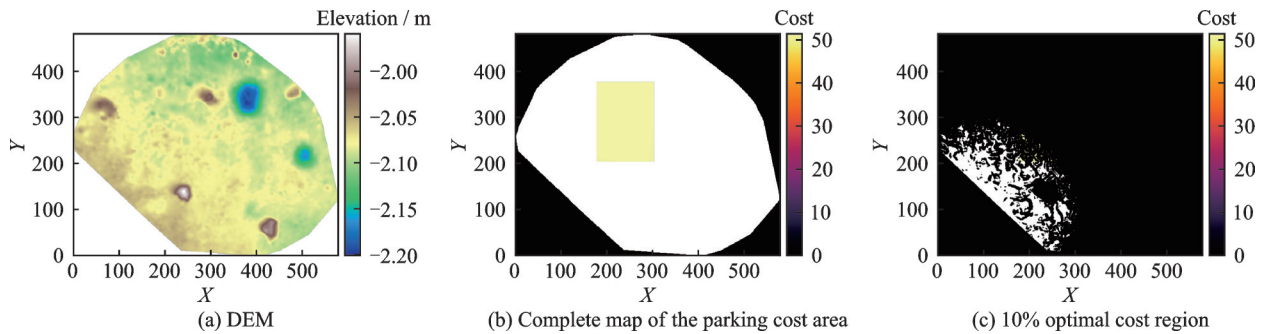


图19 驻车代价岛屿图  
Fig.19 Island map of parking costs

表5 有无驻车代价地图实验结果

Table 5 Experimental results of the parking cost map presence/absence

有无驻车代价地图	驻车点1 驻车代价	驻车点2 驻车代价	驻车点3 驻车代价	驻车点4 驻车代价	驻车点5 驻车代价	驻车点6 驻车代价	均值	方差
有	0.030 5	0.031 1	0.031 6	0.031 8	0.031 9	0.032 0	0.031 48	2.78e-7
无	1.976 9	2.132 5	2.029 4	1.835 1	2.102 9	2.143 2	2.036 67	1.15e-2
提升/%	98.46	98.54	98.44	98.27	98.48	98.51	98.45	—

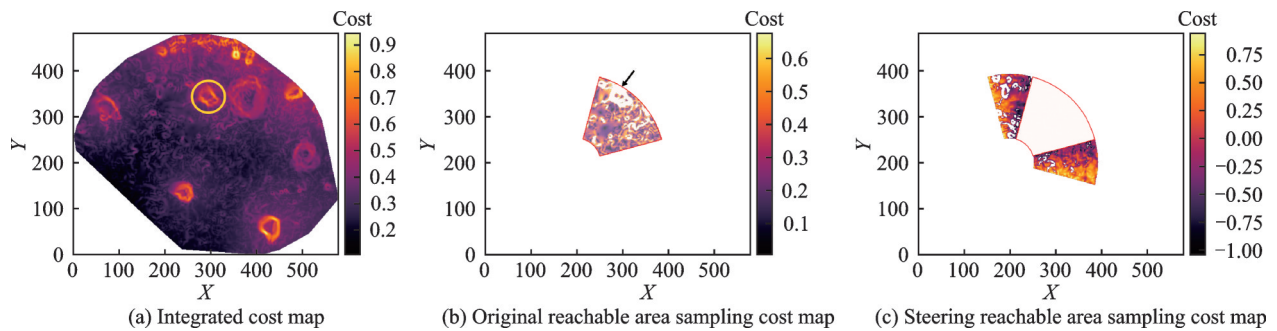


图20 机械臂可达代价对比图

Fig.20 Comparison of achievable cost for robotic arm

本研究还定量分析了有无机械臂采样代价地图对所选取采样点质量的影响。对比组在机械臂

可达区域内随机选取6个采样点,实验组依靠机械臂采样代价地图选取6个采样代价最低的点,比较

两组所选取点的采样代价。实验结果如表6所示,在有采样代价地图的情况下,所选取采样点的平均采样代价为0.008 6,相较于随机选点的0.225 6平

均降低96.2%。定量实验进一步说明,采样代价地图可以有效保证选取采样点的质量,让机械臂能够以更小的代价、更高的成功率完成采样任务。

表6 有无采样代价地图实验结果

Table 6 Experimental results of the sampling cost map presence/absence

选点方式	采样点1 采样代价	采样点2 采样代价	采样点3 采样代价	采样点4 采样代价	采样点5 采样代价	采样点6 采样代价	均值	方差
代价地图	0.005 7	0.007 9	0.008 5	0.009 7	0.009 7	0.010 0	0.008 6	1.68e-6
随机选点	0.098 7	0.504 3	0.116 0	0.205 5	0.244 1	0.185 0	0.225 6	1.63e-2
提升/%	94.22	98.43	92.67	95.28	96.03	94.59	96.20	—

上述消融实验结果表明,各代价组件在分析体系中均承担不可替代的功能:距离代价保障任务效率,平坦度与坡度代价保障车体稳定,石块障碍代价规避局部障碍,驻车代价区分通行与驻停的边界,机械臂代价确保终端操作的可行性。任一组件的缺失均会导致选址结果在特定维度上的可靠性下降,验证了本文多层次综合分析体系设计的科学性与严谨性。

## 4 结 论

本文针对月面采样任务中从影像感知到采样决策的技术需求,构建了面向立体像对的数字高程模型重建与采样区分析一体化方法。该方法以应对在轨参数漂移的鲁棒几何精化为数据基础,以面向工程约束的多层次综合分析为核心,形成了从原始影像到最优采样点的可靠技术链路,为月面复杂环境下的自主采样提供了理论支撑与技术手段。

本文的主要贡献体现在3个层面。首先,针对月面巡视器在轨成像过程中相机参数时变漂移导致的极线失配问题,提出了基于特征补偿的极线校正优化方法,该方法在不依赖外部真值的条件下,通过影像间的几何约束建立参数优化模型,将极线对齐精度提升至亚像素级,有效消除了系统性几何误差,为后续分析提供了具有内部一致性的可靠地形数据。其次,构建了面向月面采样任务的多层次综合分析体系,突破单一尺度评估的局限,建立从全局代价地图快速筛选到驻车姿态精细评估,再到机械臂可达性验证的递进式架构。该体系将距离、坡度、石块等底盘通过性约束与能源优化、姿态稳定性、机械臂工作空间等终端执行约束统一纳入评估框架,实现了从可通行区域到可操作采样点的精细化决策。最后,通过严格的消融实验验证了分析体系中各代价组件的有效性,定量证明了距离、平坦度、坡度、障碍、驻车及机械臂可达性等约束对保障采样决策安全性与可行性的必要作用,确保了方法设计的科学性与严谨性。

本文方法在以下方面仍存在一定局限性,有待后续研究进一步完善。在特征匹配鲁棒性方面,当前方法依赖SIFT特征进行极线校正优化,在大面积平坦月壤等弱纹理区域,可提取的稳定特征点数量有限,可能影响参数优化的精度;在实验验证方面,本文实验基于模拟月面数据开展,在嫦娥系列真实影像上的泛化性能有待进一步验证。未来工作将重点探索以下方向:引入深度学习特征描述子替代SIFT,以提升弱纹理场景下的匹配鲁棒性;在嫦娥系列真实影像上开展方法验证,进一步评估其工程适用性;研究多时相影像融合策略,以提升DEM的覆盖完整性与精度。

## 参考文献:

- [1] SHU S H, LIN L Q, HOU B X, et al. Intelligent vision-guided trajectory reconstruction enables rapid localization and characterization of the Chang'e-6 landing site[J]. *Communications Earth & Environment*, 2026, 7: 61.
- [2] WANG Y X, ZHAO C X, WANG B, et al. Detailed topographic and geomorphological analyses of Chang'e-6 landing area[J]. *Icarus*, 2026, 444: 116820.
- [3] WANG J, MA C, ZHANG Z, et al. Lunar surface sampling feasibility evaluation method for Chang'e-5 mission[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2019, XLII-2/W13: 1463-1469.
- [4] KIM T, HUSMANN K, MORATTO Z, et al. Orthographic stereo correlator on the terrain model for Apollo metric images[C]//*Proceedings of Advances in Visual Computing*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2011: 709-717.
- [5] THÉRET N, GUÉNIN M, BONASSI T, et al. Preparing rashid-2 lunar mission: Calibration of the optical cameras[C]//*Proceedings of EPSC-DPS Joint Meeting 2025*. Helsinki, Finland: AAS, 2025: EPSC-DPS2025-27.

- [6] BAEK K, KIM S S, JEONG M, et al. On-orbit calibration of danuri/PolCam. I. Geometric calibration [EB/OL]. (2025-12-05). <https://arxiv.org/abs/2512.05330>.
- [7] GRETHEN C, SHI Y A, GASPARINI S, et al. MoonAnything: A vision benchmark with large-scale lunar supervised data[C]//Proceedings of the ACM Multimedia Systems Conference 2026. Hong Kong, China: ACM, 2026: 457-463.
- [8] YAN W, ZENG X G, REN X, et al. Geological characteristics of Chang'e-6 landing area in micro-scale unveiled by new observation data[J]. Nature Communications, 2025, 16: 4219.
- [9] BOAZMAN S J, HEATHER D, INOUE H, et al. Mapping potential hazards and identifying sampling points within lunar south polar region areas of interest [J]. The Planetary Science Journal, 2024, 5 (12): 279.
- [10] LAURA J R, ALEXANDROV O, ADORAM-KERSHNER L, et al. Medium resolution lunar topography: An updated view of the lunar surface from stereophotogrammetrically derived DTMs[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2025, XLVIII-M-6-2025: 197-206.
- [11] 尹继豪, 赵欣语, 崔林艳, 等. 一种月球轨道器影像与巡视器导航相机图像配准方法: CN115439519B [P]. 2025-09-09.
- [12] 郑燕红, 邓湘金, 顾征, 等. 嫦娥五号月面表取采样点选择[J]. 光学精密工程, 2021, 29(12): 2935-2943.  
ZHENG Yanhong, DENG Xiangjin, GU Zheng, et al. Lunar surface sampling point selection of Chang'e 5 [J]. Optics and Precision Engineering, 2021, 29 (12): 2935-2943.
- [13] SPEYERER E J, ROBINSON M S, BUSSEY B. Optimizing lunar exploration: A multidimensional approach to landing site selection[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2025, 22: 3000105.
- [14] European Space Agency. Lunar robotics FAQs[EB/OL]. (2023-05-15). [https://www.esa.int/Science\\_Exploration/Human\\_and\\_Robotic\\_Exploration/Exploration/Lunar\\_robotics\\_FAQs](https://www.esa.int/Science_Exploration/Human_and_Robotic_Exploration/Exploration/Lunar_robotics_FAQs).
- [15] ZHANG S, LIU S C, MA Y Q, et al. Self calibration of the stereo vision system of the Chang'e-3 lunar rover based on the bundle block adjustment[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 128: 287-297.
- [16] MA Y Q, PENG S, JIA Y, et al. Prediction of terrain occlusion in Chang'e-4 mission[J]. Measurement, 2020, 152: 107368.
- [17] 李涵坤. 融合多源影像的行星车相对定位[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2021.  
LI Hankun. Relative positioning of planetary vehicles fused with multi-source images[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2021.
- [18] 张烁, 申振荣, 魏士俨, 等. 月面巡视探测器导航和全景相机标定方法研究[J]. 测绘通报, 2014(1): 25-27, 32.  
ZHANG Shuo, SHEN Zhenrong, WEI Shiyan, et al. A calibration method for navigation and panoramic camera of lunar rover[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2014(1): 25-27, 32.
- [19] GUO X Y, YANG K, YANG W K, et al. Group-wise correlation stereo network[C]//Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, USA: IEEE, 2020: 3268-3277.
- [20] PENG Q H, ZHAO T Q, LIU C K, et al. A robust feature matching method for wide-baseline lunar images[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(24): 2410001.
- [21] 张宽, 卢皓, 李立春, 等. “玉兔二号”复杂月背环境休眠与唤醒控制方法[J]. 深空探测学报(中英文), 2021, 8(6): 555-563.  
ZHANG Kuan, LU Hao, LI Lichun, et al. A control method of sleep-reboot in the complex lunar far-side environment of Yutu-2[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2021, 8(6): 555-563.

(编辑:王婕)