LunarNav：基于陨石坑的月球车远距离自主导航定位

Shreyansh Daftry、Zhanlin Chen、Yang Cheng、Scott Tepsuporn、Shehryar Khattak 和 Larry Matthies喷气推进实验室，加州理工学院，美国加利福尼亚州帕萨迪纳，邮编91109Shreyansh.Daftry@jpl.nasa.gov

Brian Coltin、Ussama Naal、LanssieMingyue Ma 和 Matthew Deans美国国家航空航天局艾姆斯研究中心加利福尼亚州芒廷维尤，邮编94043brian.coltin@nasa.gov

arXiv:2301.01350v1 [cs.RO] 3 Jan 2023

摘要—阿尔忒弥斯计划需要机器人月球车和载人月球车执行资源勘探与开发、设施建造与维护以及载人探测任务。这些月球车必须能够支持从基地营地出发穿越数十公里的导航。新一期《十年期调查》已将一项月球科学车任务概念（“Endurance-A”）推荐为月球发现与探测计划中优先级最高的中型任务。该任务要求月球车在南极—艾特肯（SPA）盆地穿越约 2000 公里，并在各停靠点之间进行数公里的行驶，以便进行下行传输。这些月球车任务场景需要具备星载自主全局位置知识（“绝对定位”）的功能。然而，迄今为止，行星车尚不具备星载全局定位能力；它们仅在每次行驶期间组合车轮里程计、视觉里程计和惯性测量进行相对定位，以追踪相对于每次行驶起点的位置。每次行驶结束时，都会通过“地面在环”（GITL）交互，由人工操作员在更全局的参考坐标系中提供绝对位置更新。因此，自主月球车行驶的距离受到限制，以避免累积的相对导航误差导致月球车驶入“禁入区”；实际中，预计行驶距离上限为数百米。

在这项工作中，我们总结了 LunarNav 项目的最新进展。该项目开发了算法和软件，使月球车能够估计其在月球上的全局位置和航向，目标是在阳照区域内实现小于 5 米（m）的位置误差和小于 3°,3σ 的航向误差。这项新能力将免去月球车进行全局位置估计时与人工操作员进行 GITL 交互的需要，从而大幅提高月球车的运行效率并降低运行成本。该能力将通过月球车自主在车载设备上检测周边的撞击坑，并将其与根据轨道观测绘制的已知撞击坑数据库进行匹配来实现。整体技术框架包含三个主要部分：1）撞击坑检测；2）撞击坑匹配；3）状态估计。在先前的工作中，我们针对三种不同的感知模态开发了撞击坑检测算法。本文在此基础上，重点研究问题中的撞击坑匹配和状态估计方面。具体而言，我们开发了两种基于撞击坑的定位算法，并在具有代表性的环境中，利用真实和模拟月球数据集对其进行了验证。结果表明，在日间作业期间，月球车定位误差小于 5 米的可能性很高。

978-1-6654-9032-0/23/$31.00 ©2023年 IEEE

目录

1. 引言.1 2. 相关工作.2 3. 系统概述.2 4. 真实与模拟数据集.4 5. 技术方法.8 6. 性能评估.10 7. 讨论.10 致谢.13 参考文献.13 作者简介.15

1. 引言

预计在未来十年及更长时间内，远距离自主月球车机动能力将成为载人探测和月球机器人科学任务的一部分。近期行星科学与天体生物学十年调查（PSADS）收到多份白皮书和任务概念研究报告，探讨了月球机器人车能够开展的科学研究 [1], [2], [3], [4],[5] 。PSADS 的最终报告 [6] 将名为“Endurance-A”的远距离月球车任务概念推荐为未来十年月球最高优先级的中型任务。该任务概念将在南极-艾特肯（SPA）盆地穿越探测 ∼2000 千米，采集 ∼100 千克样本，再由宇航员将样本带回地球。美国国家航空航天局的阿尔忒弥斯计划旨在让宇航员重返月球，其中包括一项月球地形车（LTV）概念：该车可运送宇航员行驶最长 20 千米，无需停车为电池充电；在宇航员不在场时，还能进行远程操作 [7]。与以往的月球车相比，这些月球车概念将以更快的速度行驶：机器人科学月球车的速度可达每秒 30 厘米，而 LTV 的速度可能快得多。它们每次自主驾驶还将行驶数千米；相比之下，以往机器人科学月球车每次行驶最多只有几百米。

所有这些月球巡视器任务概念都需要掌握月球车在全局参考坐标系中的位置。由于月球车的作业范围远超着陆器的视线范围，因此必须独立于着陆器获取位置信息，不能依靠着陆器提供的导航辅助来获取位置信息。月球车全局位置知识所需的精度尚有争议，但达到约 10 米的精度较为理想，才能确保月球车的位置

不会在长时间自主行驶且无法与人工操作员联系期间偏入已知危险区域。

迄今为止，行星探测车在估计位置时，均采用车载航位推算，以确定相对于每天行驶起点的位置；全球位置更新则依靠人工操作员使用传回地球的月球车图像来完成。这无法满足这些月球巡视器任务概念的需求，因为它们对与地球通信以及地球端人工操作员支持的要求过高，难以接受。正如 [8]中所综述的，人们已研究了多种车载位置估计方法，包括识别地平线地标、将车载生成的局部高程图与轨道图像生成的高程图进行配准、利用一个或多个轨道器提供射频导航辅助，以及根据测得的指向太阳、地球和月球核心的矢量进行天体导航。这些方法各有局限，包括位置误差通常达到 100 米甚至更大、轨道高程图的分辨率往往不足，以及轨道器不在月球车上空、无法提供射频导航辅助的时间段相对较长。

另一种方法是将撞击坑用作地标：月球车自动检测周围的撞击坑，并将其与根据轨道图像创建的地标数据库中的已知撞击坑进行匹配。这种方法的优点是，月球上几乎所有日照区域都已通过轨道成像，且图像分辨率足够高（$\sim$ 0.5 米/像素），可对直径小至 5 至 10 米的撞击坑地标进行制图；此外，韩国月球探路者轨道器上的 ShadowCam 相机 [9]预计将以 $\sim$ 1.7 米/像素的分辨率对永久阴影区进行制图，从而有望绘制直径为 10 至 20 米的撞击坑地标。 [8], 介绍了这种月球车定位方法，并描述和评估了多种算法：利用车载激光雷达或立体相机获取的点云数据检测月球车周围的撞击坑，和/或通过单目图像中的基于神经网络的模式识别进行检测。在此基础上，我们提出了将此类车载撞击坑检测结果与地标数据库中的撞击坑相匹配的方法，并利用月球车行进过程中连续获得的一系列检测结果更新其全球位置估计。另一篇相关论文重点研究在黑暗环境及永久阴影区内的基于撞击坑的定位 [10]

本文其余部分的组织结构如下：第 2 节讨论相关工作。第 3 节介绍 LunarNav 的总体基于撞击坑的定位系统概念。第 4 节介绍为本研究获取的真实图像和合成图像数据集。第 5 节介绍技术方法以及为基于撞击坑的定位开发的两种算法。第 6 节展示使用多种感知模态对这两种算法进行定量性能评估的结果。这些结果表明，该方法在实现月球表面月球车定位目标方面非常有前景，并且在日间作业期间的误差小于 5 m。第 7 节总结研究结果并概述计划开展的未来工作。

2. 相关工作

月球车定位方法已在 [8] 中进行综述；此处我们简要回顾先前的研究，并更新近期相关工作。正如 [8]，中所述，适用的方法可分为几类：

- 将机载图像或局部地图数据与轨道影像或地图进行配准
- 使用地平线特征作为地标
- 天体测量，可能与其他测量相结合，例如精确的重力矢量测量
- 来自月球轨道或地球跟踪站的辐射测距

将月球车图像传回地球，由人工操作员将其配准到轨道图像，一直是火星车定位的标准方法 [11]；这种方法能够达到与轨道图像分辨率同量级的精度，对于火星和月球而言，分辨率均达到亚米级。在月球车任务中，太阳角度的变化幅度可能很大，因此这种方法更难实施，尤其是考虑到月球表面的高对比度阴影。这促使人们使用撞击坑作为地标，因为无论太阳角度如何变化，都可以可靠地检测到这些撞击坑。文献 [12]介绍了将车载创建的局部高程图与利用轨道图像创建的高程图进行配准的算法。该方法应用于月球时存在一个局限，即它要求从轨道上对整个月球车行进路线进行高分辨率立体成像，而目前尚无法获得此类数据。

基于地平线特征的定位方法，其精度取决于地形起伏、与地平线特征之间的距离，以及相关高程图的分辨率；在有利情况下，误差可达 < 50 m [13], ，但这类条件并非总能具备。对天体导航方法的仿真表明， 1σ 误差约为100 m [14]。原则上，月球车与月球轨道器或地球跟踪站之间的无线电测距，可以实现米级位置测量精度 [15]；然而，实现这一点所需的轨道器基础设施尚未部署，而且无法提供即时位置更新或连续服务。

人们已利用轨道影像自动检测陨石坑，以确定用于科学研究的撞击坑统计 [16]，并估算着陆器在下降至布满陨石坑的小行星表面时的位置 [17]。 [8]首次提出了用于月球车定位的陨石坑检测。要利用此类地标实现长距离定位，需要采用可靠的方法，将车载检测到的陨石坑与地标数据库中的陨石坑相匹配，即使车载陨石坑检测和轨道地标地图都存在误差也不例外。大量关于“同时定位与建图”（SLAM）的研究可应用于这一问题，其中包括结合陨石坑检测的粒子滤波器和增量批量优化等方法 [18], [19]。目前看来，这些方法最有希望实现满足所需精度和更新频率的月球车全局定位。

3. 系统概述

系统概念

LunarNav系统概念要求从轨道影像中创建陨石坑地标数据库，如图1所示。该数据库将包含每个陨石坑的位置、直径和估计深度。在大多数轨道成像条件下，直径 > 5米的撞击坑都可以通过LRO-NAC影像绘制成图。即使在月球上最年轻的地形中，这类撞击坑也以每km^2出现 $> 10^3$ 次的频率分布，平均间距约为30米；而且它们还会出现

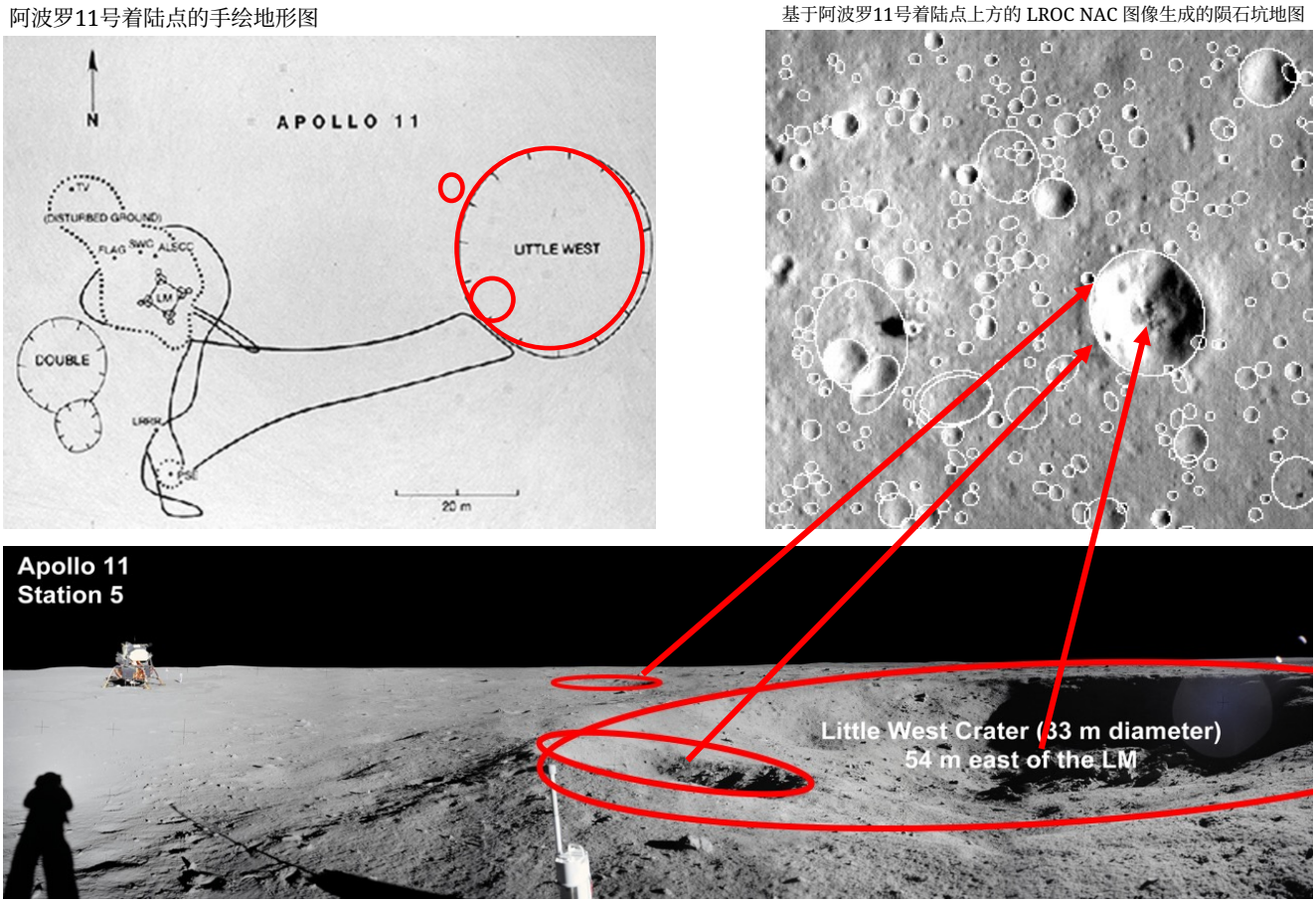


图1. LunarNav整体系统概念示意图：从表面图像中识别撞击坑，并与陨石坑地图进行匹配，从而实现月球车的全局定位

在较古老的地形中出现得更频繁 [20], [21]。这将提供密集的地标，月球车在约10至20米的距离内应该就能检测到这些地标。

月球机器人车将搭载用于相对定位和障碍物检测的传感器套件，其中包括车轮里程计、惯性测量单元（IMU）、立体相机或激光雷达，以及用于测量绝对航向的太阳传感器或星敏感器。假设配备星敏感器（适用于在阳光下和阴影中行驶），即可获得精度达到不到一度的三轴姿态信息。借助这些信息，相对导航传感器套件可通过航位推算确定位置，位置误差通常为行驶距离的 $< 2\%$。这可提供一个位置先验估计，始终有力地约束地标数据库中哪些撞击坑预计位于月球车附近。随后，可利用立体相机或激光雷达获取的三维点云数据、相机获取的图像数据，或激光雷达获取的反射率图像数据，检测月球车附近的撞击坑。这样便能检测直径约为5至20米、近侧坑缘距月球车约小于20米的撞击坑。

总体而言，这些方法应能实现可靠的绝对定位；根据相机、立体视觉和激光雷达的典型分辨率特征，我们估计始终能够将月球车的绝对位置估计误差维持在 3σ <5 米以内。此外，就计算可行性而言，基于撞击坑的定位比障碍物检测的计算开销更低，而且所需执行频率远低于障碍物检测，因此，任何能够进行障碍物检测的星载计算系统也都能够进行基于撞击坑的定位。

关键性能参数

对 LunarNav 框架进行全面性能评估涉及许多参数，且从根本上取决于检测和定位单个陨石坑，以及估算其位置和直径的能力。这取决于：(1) 陨石坑尺寸及其与月球车的距离；(2) 月球车相机/激光雷达传感器参数，包括角分辨率、距离分辨率、视场以及传感器离地高度；(3) 光照条件；(4) 地形几何的其他特征，例如坡度。我们根据陨石坑分布提炼出关键性能参数（KPP），如表 1 所示，并预计直径为> 5 米的陨石坑在至少 15 米的距离上即可轻易检测到，且在许多但并非所有光照条件下均如此。例如，在 15 米距离处检测 5 米陨石坑的概率 (P_d) 为 0.5，应是一个保守估计。对于一个假定的双目相机系统，其角分辨率为 1 毫弧度/像素，双目相机基线为 30 厘米，估算此类陨石坑的位置和直径时的 3 σ误差应分别为 < 2 米。

每隔一段时间获取一次月球车位置和航向更新。

表 1. 关键性能参数（关键性能参数）

性能参数	单位	先进水平	阈值 数值	项目 Goal
关键性能参数 1： 在 15 米距离处对 5 米陨石坑的检测概率，达到陨坑前缘	概率	不存在	0.5	0.7
关键性能参数 2： 估计的陨坑中心位置误差为 3 秒在 15 米距离处的位置	米	不存在	2 m	1.5 米
KPP 3： 估计的陨石坑直径误差为 3 秒在 15 米距离处的直径	米	不存在	2 m	1.5 米
KPP 4：漫游车位置估计误差，3秒	米	距离的 2% 每 100 米	10 m 绝对	5 m 绝对
关键性能参数 5：月球车航向估计误差，3秒	度	5°	5°	3°

将车载陨石坑地图与轨道地图配准时，都会更新月球车的位置和航向。月球车位置和航向估计的精度取决于车载地图中陨石坑位置和直径的精度，以及车载陨石坑识别的检测概率和虚警概率（P_d 和 P_f）。车载地图的质量还取决于陨石坑检测之间航向估计和航位推算的准确度与精度。以往经验表明，使用视觉里程计时，航位推算的位置误差可优于行驶距离的 2%（每 100 米误差 2 米） [22]。使用太阳传感器时，月球车航向误差应限制在约 5° 以内；使用视觉里程计时，每行驶 100 米误差应限制在 $< 1^\circ$ 以内；使用星敏感器时，误差则应始终保持在 $< 0.01^\circ$ 以内。星敏感器是性能最佳的航向估计方案，但对于主要处于日照环境中的任务，太阳传感器或许能以更低成本提供足够的性能。结合月球车相对于陨石坑中心位置的误差，以及轨道地图中陨石坑位置误差 < 2 米，应能将月球车的位置和航向估计误差保守地限制在约 10 米和 5° 以内，并始终满足这一要求。通过在估计流程的不同阶段应用多种技术，可以滤除错误的陨石坑检测结果（虚警）。由于虚假检测的影响最终会体现在月球车位置估计误差中，因此不单独为虚警设定关键性能参数。项目期间开展的性能建模与评估，刻画了性能如何随这些传感器参数变化（见第 6 节）。

4. 真实与模拟数据集

我们使用真实和仿真的传感器数据，开发并评估基于陨石坑地标的月球车导航性能。与真实数据相比，仿真数据可用于更大数据集的测试，也能覆盖更广泛的光照条件，而这在实际应用中难以实现。为了生成合成月球表面图像，我们最初考虑了三种不同的仿真工具：(1) RSIM——在美国国家航空航天局艾姆斯研究中心的 Gazebo 环境中实现的仿真器 [23], (2) 喷气推进实验室 DARTS 实验室正在开发的月球表面仿真环境，旨在支持 STMD/GCD 的“CADRE”任务及其他应用 [24], 以及 (3) 一种基于 Blender 的开源计算机图形渲染引擎 [8]。RSIM 将极低的太阳高度角渲染到地形地图中，以用于极区任务仿真；若要将其功能扩展至任意太阳高度角，则需要进行超出 LunarNav 时间要求范围的改动。同样，基于 DARTS 的仿真器也无法按 LunarNav 所需的时间进度完成。因此，我们使用 Blender 创建合成图像。合成激光雷达图像的生成方式类似，只不过是渲染三维点云而非图像；由于认为太阳角度与激光雷达无关，因此忽略了这一变量，从而得以使用保真度更高的 RSIM。值得注意的是，基于 Gazebo 和 DARTS 的仿真器都具备更通用的功能，包括仿真月球车行为，因此，为满足未来几年端到端仿真的需求，应重新评估这一权衡。

基于 *Blender* 的月球场景模拟器

基于 Blender 的图像场景仿真以月球数字高程图（数字高程模型）为输入，为其应用自定义纹理贴图，并创建一个以模拟太阳为光源的世界模型；在该模型中加入一对双目相机，仿真会生成相机和太阳的位置。对于每个相机和太阳位置，Blender 的渲染引擎都会生成一幅合成图像。该图像使用自定义实现的 Hapke 辐射度模型 [25], [26], [27] 进行渲染，此模型已集成到 Blender 的路径追踪算法中，以模拟月表上精准的光照效果。仿真包含多个可调参数，包括太阳位置、相机外部和内部参数、图像尺寸以及其他若干参数。生成的图像涵盖直径为 5 至 20 米的撞击坑，每个撞击坑均对应四种不同的接近角度。对于每个撞击坑和接近角度，双目相机在撞击坑近侧坑缘外 5 至 20 米处拍摄，相邻位置间隔 1 米；每个位置均以一组不同的太阳角度渲染图像，角度范围为距天底 0°至 80°。最终数据集包含 1,792 组立体图像对。

长距离巡视 *2.5D* 模拟环境

为了促进基于撞击坑匹配的定位算法的开发，我们构建了一个 2.5D 仿真环境，可对不同的定位算法进行独立的单元测试。这使我们能够快速迭代定位算法的不同版本，并通过离线蒙特卡洛

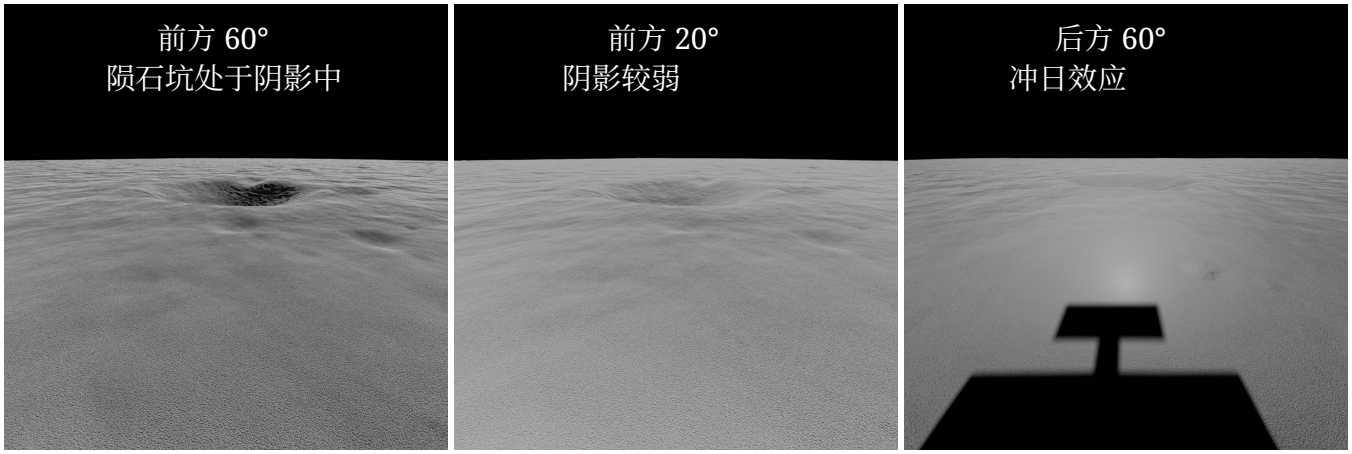


图2。 不同太阳天顶角下的仿真图像，用于展示其对图像对比度的影响。

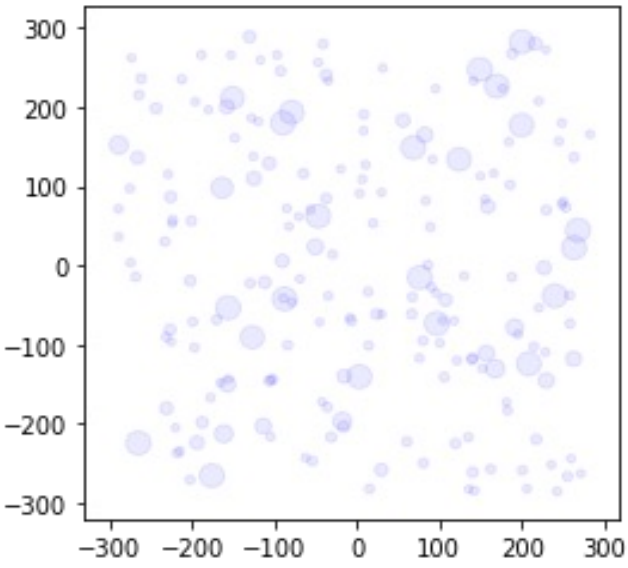


图3。 用于开发和测试定位算法的仿真环境示意图。此处展示的是一个 600m x 600m 区域的示例，其中已知轨道陨石坑的位置

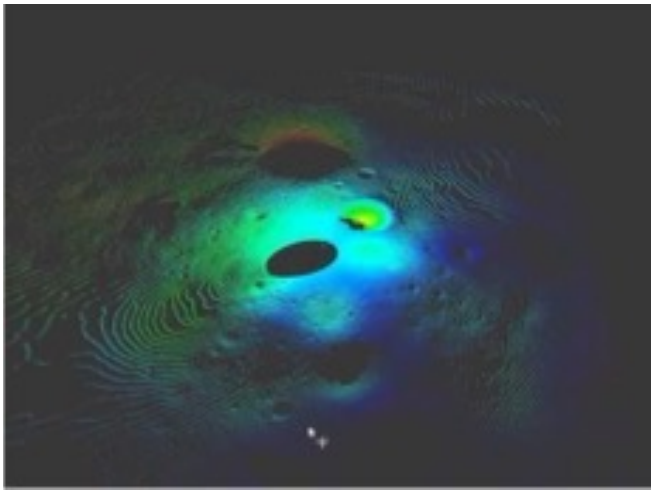


图4。 RSIM 激光雷达仿真中的一个实例示意图。

仿真验证其有效性。在仿真环境中，定位算法接收两组撞击坑作为输入：从轨道上检测到的已知撞击坑，以及月球车从地面观测到的撞击坑。轨道陨石坑以其尺寸和位置（x、y、直径）作为参数。陨石坑尺寸取自截断幂律分布（α = 1，直径 $<$ 20），而其位置则取自均匀分布。月球车在地表观测到的撞击坑，是通过按照与陨石坑检测噪声类似的分布对已知轨道陨石坑进行扰动而生成的：陨石坑位置误差服从以零为中心的高斯分布（σ = 3m），陨石坑尺寸误差服从以零为中心的高斯分布（σ = 1m）。此外，我们还加入了掩蔽一定比例轨道陨石坑或地面陨石坑的功能，以模拟陨石坑检测中的假阳性和假阴性。图 3 展示了该仿真环境的示意图

所使用的运动模型噪声为 2%。月球车在此仿真环境中行进，并观测视场距离范围（< 40m）内的撞击坑。随后，定位算法将观测到的地面陨石坑与轨道陨石坑进行匹配，以实现定位。之后，将估计路线与真实值路线进行比较，以进行评估。该仿真环境可扩展至长距离穿越探测，并可用于验证其克服运动模型基线噪声 2% 的有效性。

使用 *RSIM* 进行长距离激光雷达仿真

为进一步模拟月球真实地形上的长距离穿越探测，我们在 RSIM [23],中添加了激光雷达仿真功能。RSIM 是 NASA 艾姆斯研究中心开发的、基于 ROS2 和 Gazebo 的高保真仿真环境，旨在支持 VIPER 月球车 [28]的研发。RSIM 对 VIPER 月球车的结构进行了建模，包含完整的计算机辅助设计数据，以及月球车运动学、动力学和三维模型。RSIM 还包含诺比尔着陆区的月球地形模型，分辨率为 8k。该地形模型包含岩石和陨石坑的分布、阴影效应及太阳光照。激光雷达传感器（也称为

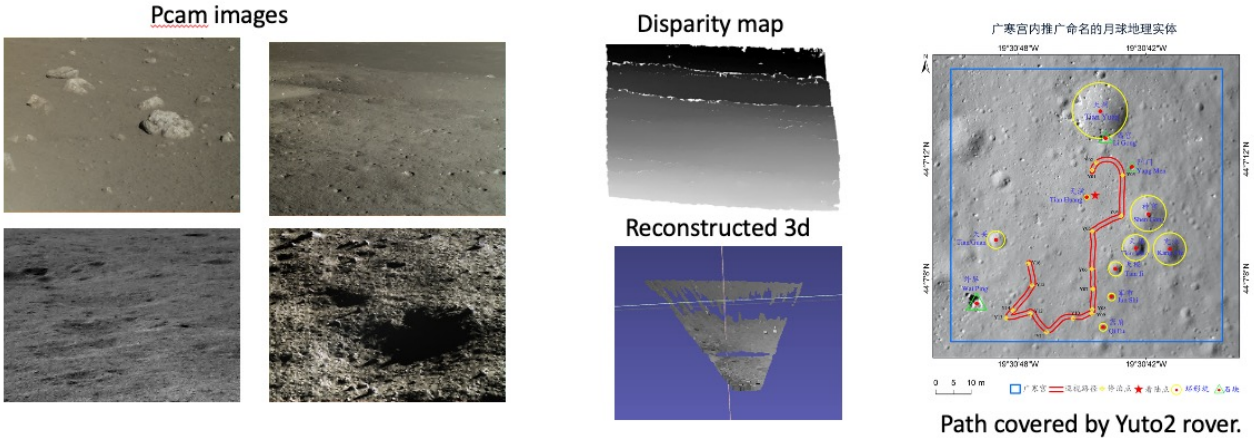


图5. 嫦娥三号玉兔号月球车图像示例（左）、立体视差图和三维渲染示例（中），以及显示月球车行进路线的轨道图像（右）。立体视差与距离成反比；在视差图中，亮像素表示近处，暗像素表示远处。

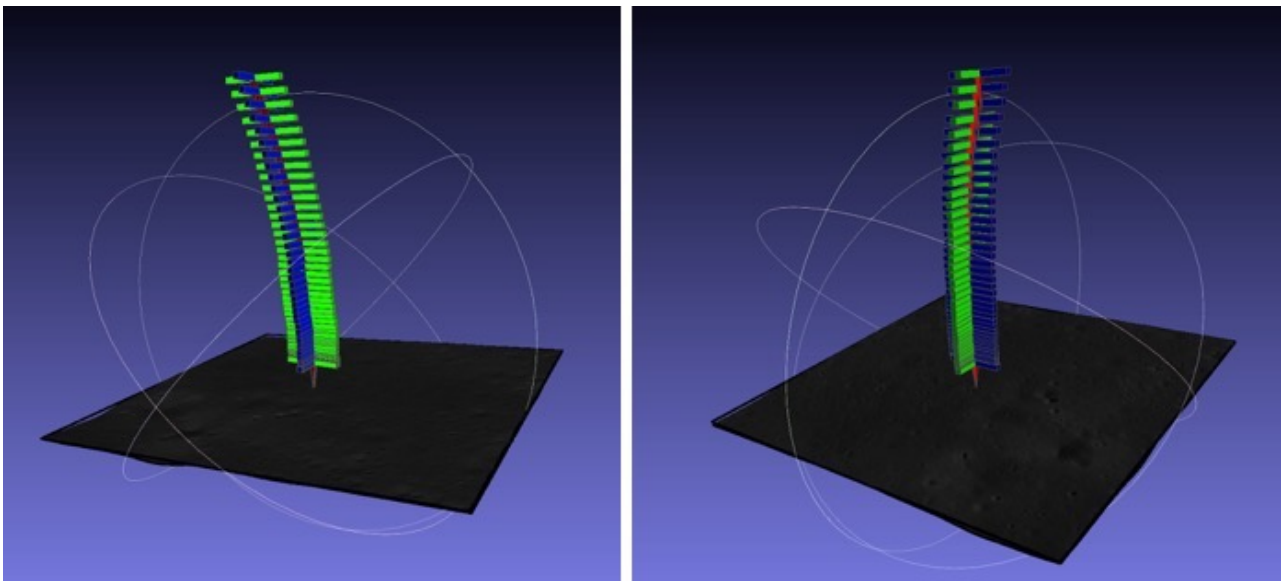


图6. 利用LCAM图像上的地形相对导航算法，恢复了嫦娥四号在距地面1000米至100米高度之间的进入、下降与着陆飞行轨迹。

Velodyne模拟器）是基于丰田研究院的 Velodyne 模拟器分支开发的。该软件包包含 URDF 描述和 Gazebo插件，用于仿真 Velodyne激光扫描仪（我们的型号为 HDL-32E）。该 Gazebo插件基于 gazebo plugins ROS block laser，可发布结构相同（x、y、z、强度、环号）的 PointCloud2消息，并模拟高斯噪声。为了捕获激光雷达传感器的点云，我们创建了一个软件包，其中提供了一个 ROS2节点，可订阅安装在 VIPER 月球车上的 Velodyne 激光雷达传感器，并将快照保存到桌面。除了捕获点云之外，该节点还会输出月球车相对于世界原点的位置和姿态。它还包含用于可视化点云并将其导出为其他格式的脚本。最终使用的数据集是在 RSIM 中、诺比尔着陆区使用激光雷达采集的 VIPER 月球车两段独立行驶数据；两段行驶都从月球车位于左下角的位置开始

该地图（320米 x 320米）沿斜边对角线穿越至右上角，约行进30–32步，每步10米；每一步的姿态变化随机选取，范围为（-5至5度）。由于姿态变化，月球车无法完成所有步数，否则会驶出地图，因为它并非沿完全笔直的路线行驶，步长为10米，总步数为35，每个航点的姿态变化为5度。图4展示了RSIM激光雷达仿真示例的示意图。

来自嫦娥任务的真实月球数据

对于真实传感器数据，原计划是在亚利桑那州弗拉格斯塔夫附近的 Cinder Lake陨石坑场类比场地获取大规模的激光雷达和立体图像数据集。由于新冠疫情旅行限制，这一计划不得不推迟，而

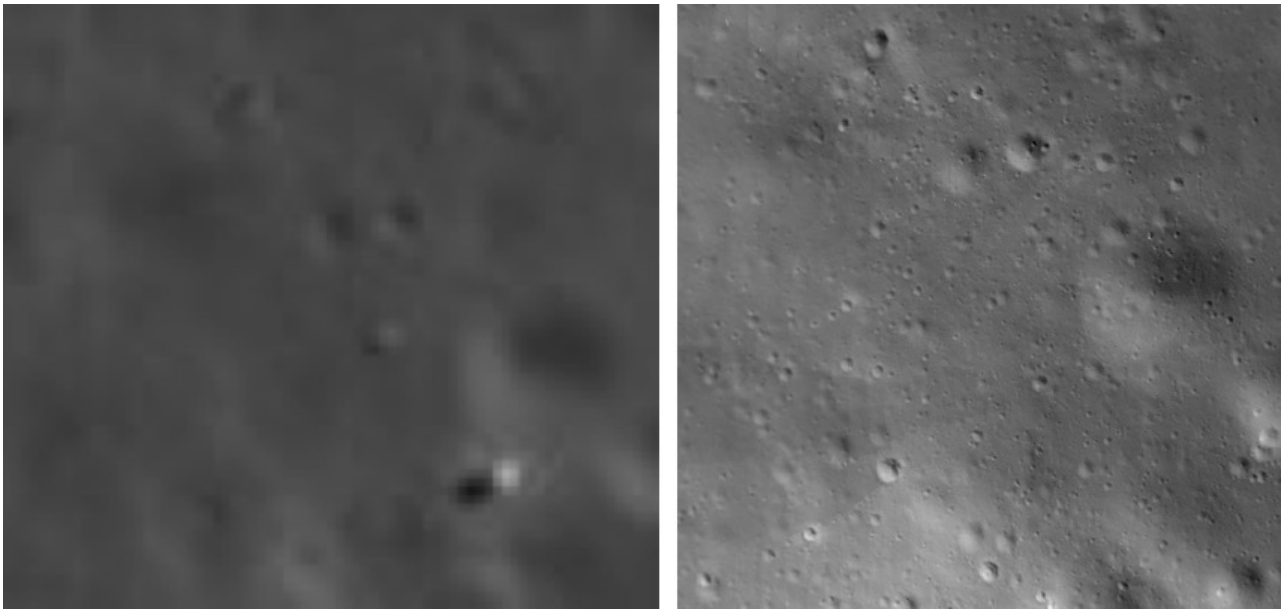


图 7. 嫦娥四号着陆点轨道地图的（左）原始分辨率（1.4 米/像素）与（右）提升后分辨率（0.2 米/像素）对比。

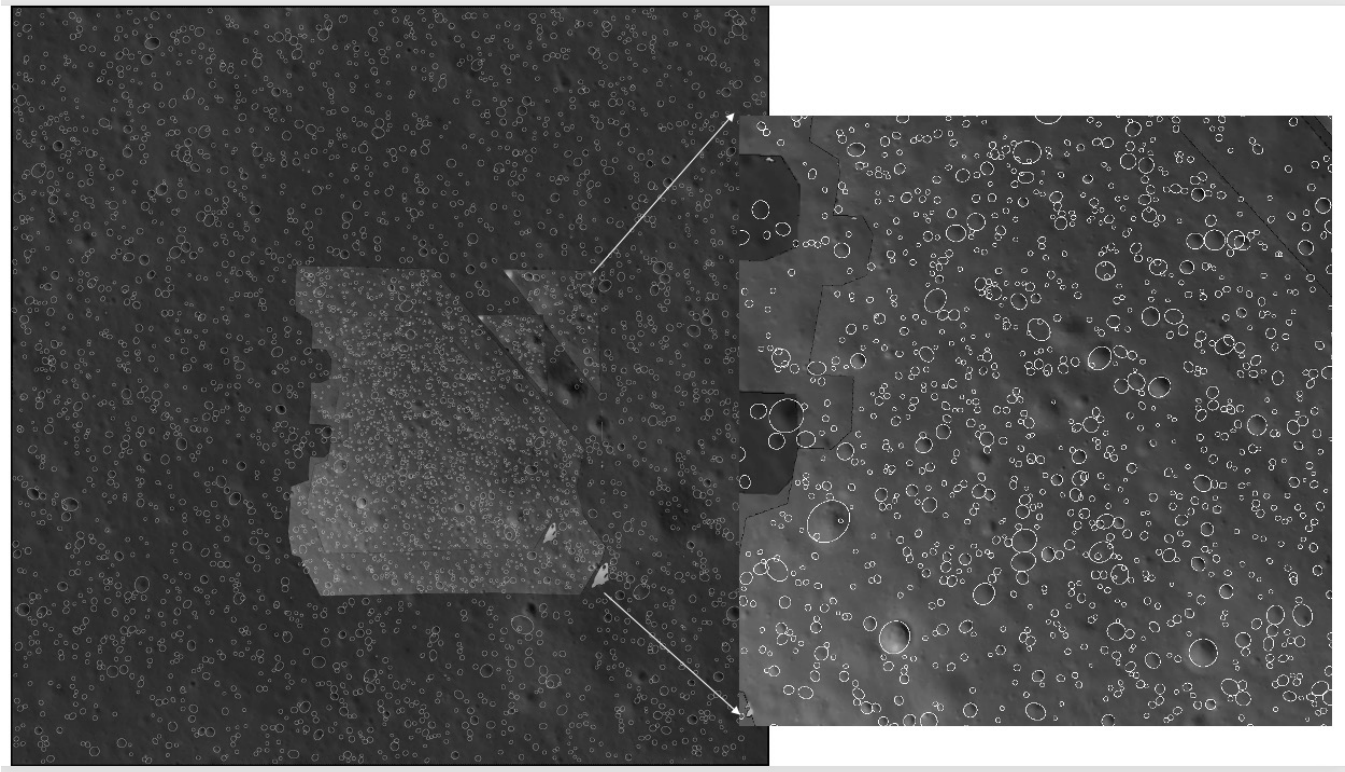


图 8. 结合月球勘测轨道器窄角相机图像与更高分辨率的嫦娥着陆相机下降图像生成陨石坑地标地图。大图来自月球勘测轨道器窄角相机；较小的叠加图以及右侧的放大视图来自着陆相机。

森林火灾；我们决定使用嫦娥 3 [29]和嫦娥 4 [30] 月球车任务中“全景”相机（PCAM）获取的现成立体图像来替代这些数据。由于这是实际的月球数据，因此在重要的相比最初计划使用的模拟立体图像，这种方式更具优势。嫦娥任务的月球车数据已公开发布 [2]。两项任务使用的相机

[2]https://moon.bao.ac.cn/

完全相同；其视场角为 19.7°×14.5°，分辨率为 2352 × 1728 像素（彩色）和 1176 × 864 像素（单色），立体基线长度为 27 厘米。共处理了 168 对嫦娥三号 PCAM图像和 1174 对嫦娥四号 PCAM图像。对这些数据进行立体相机自标定后，得到了适用于两组数据的优质相机模型。利用这些图像计算出的立体深度图效果良好，如图 5 所示。

为准备性能评估所用的数据集，我们对这些图像中的撞击坑进行了真值标注，并将这些图像与轨道图像配准。为此，我们研究了嫦娥着陆器相机（LCAM）在构建高分辨率、高精度撞击坑数据库方面的实用性。我们下载了LCAM图像序列（5000张图像），并利用地形相对导航（TRN）和运动恢复结构算法，恢复了距地面1000米至100米高度范围内的嫦娥EDL飞行轨迹。图6展示了恢复出的LCAM轨迹。随后，我们将LCAM图像正射校正到分辨率较低的LRO-NAC图像地图（1米/像素），以生成一幅在着陆器附近分辨率最高可达20厘米/像素的正射影像。我们利用这一流程提高了嫦娥四号着陆器周围100米×100米区域的分辨率，如图7所示。从这幅高分辨率地图中检测出撞击坑，并提取其地理位置、直径和深度，录入撞击坑数据库，如图8所示。该数据库用于月球车定位算法的开发

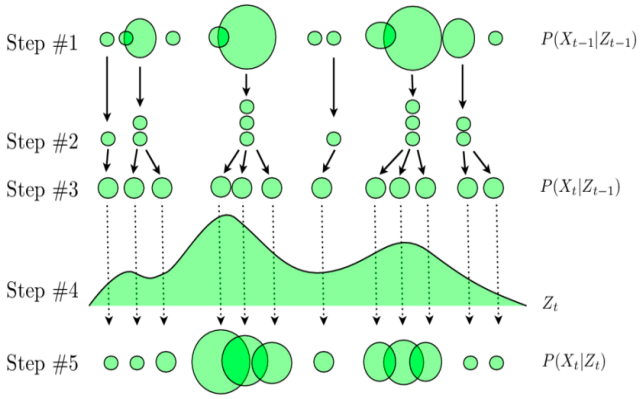


图 9。 粒子滤波器框架概览。与粒子滤波器方法相关的步骤。(1) 与 t-1 时刻后验函数相关的粒子被 (2) 采样，并被 (3) 传播，从而得到先验函数 P($X_t|Z_{(t-1)}$)。然后，在 t 时刻进行 (4) 观测后，我们得到 t 时刻的 (5) 后验函数 P($X_t|Z_t$)。

5. 技术方法

LunarNav 的技术方法包含三个主要组成部分：1）陨石坑检测，2）撞击坑匹配，以及 3）状态估计。在此前的工作中，我们针对三种不同的感知模态开发了陨石坑检测算法 [8]。本文以该工作为基础，重点探讨问题中的基于撞击坑的定位部分（即撞击坑匹配和状态估计）。我们将先简要回顾陨石坑检测的实现方式，然后介绍我们开发的两种基于撞击坑匹配的定位算法：参数方法和非参数方法。

每种方法都有优缺点；粒子滤波器等非参数方法不对月球车位置的概率分布作任何假设，因此能够适用于各种不同场景。不过，由于需要使用大量粒子来表示月球车的可能状态，其运行时间可能较长。相比之下，参数方法速度更快，计算效率也更高，因为月球车位置的不确定性由闭式数学表达式表示。参数方法对误差分布作出了一些假设，因此与非参数方法相比，其鲁棒性可能较差。

陨石坑检测综述

迄今为止，行星探测车都使用立体相机进行地形成像和三维感知 [31]。未来的月球车和火星车可能配备激光雷达，既可能单独使用，也可能与一个或多个相机结合使用。因此，这些传感器可以采用任意组合来进行陨石坑检测。为了涵盖这些选项，并为今后确定最佳方法奠定基础，我们针对三类技术方法开发了陨石坑检测算法：（1）使用激光雷达生成的三维点云；（2）使用三维点云通过立体视觉获得；（3）使用基于深度学习的模式识别处理单目图像。

最初的计划是将陨石坑检测视为一个独立于陨石坑地标地图和漫游车位置任何先验信息的过程；然而，去年的工作表明，通过假设对漫游车位置具有近似的先验知识（这在实践中是合理的），并利用该信息使陨石坑检测过程能够调用基于这一先验知识所预期的漫游车周围陨石坑三维模型，可以获得更可靠的陨石坑检测结果。这种近似的先验知识已用于所开发的基于激光雷达的方法，但尚未应用于其他方法。几何分析方法应用于来自激光雷达和立体视觉的点云；机器学习与神经网络则用于单目图像。

对激光雷达生成的模拟三维点云应用几何分析方法进行定量性能评估，结果表明，对于前沿距月球车约 15 m 以内的陨石坑，该方法具有很高的检测可靠性。结果还表明，月球车定位误差小于 5 m 的可能性很高。针对立体视觉生成的模拟三维点云（其噪声高于基于激光雷达的点云）应用了相对简单的几何分析方法。与激光雷达相比，基于立体视觉的检测在更短的距离内便出现性能下降，且陨石坑位置估计误差显著更高；尽管如此，误差在 5 m 范围内的月球车定位仍有望实现。单目基于外观的检测采用了基于卷积神经网络的机器学习算法；该方法能够在图像空间中生成检测结果，但无法估计陨石坑的三维位置和尺寸。其检测性能优于另外两种方法，因此对于未来基于撞击坑的定位系统而言，这是一个很有前景的方法。有关陨石坑检测算法和性能表征的详细信息，请参见 [8]。

使用粒子滤波器的基于撞击坑的定位

对于非参数方法，我们实现了一种基于粒子滤波器的基于撞击坑的定位算法 [32], [33],

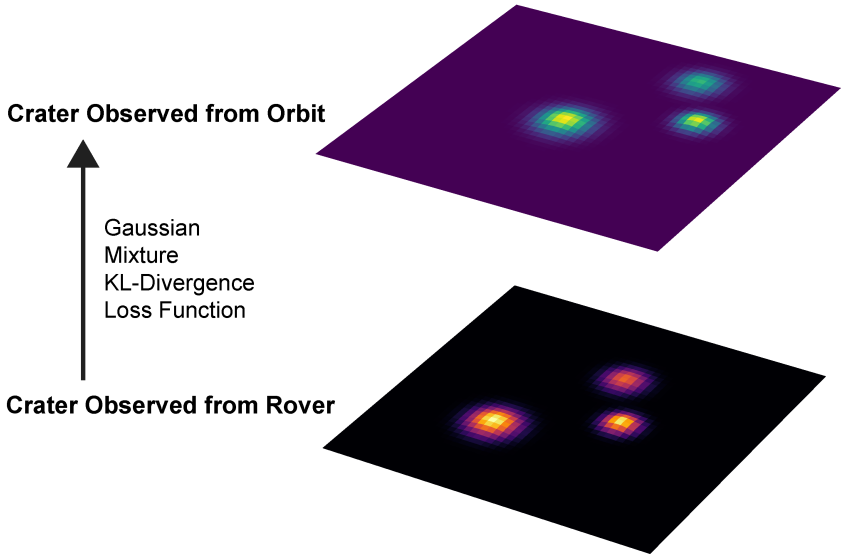


图 10。 将月球车观测和轨道观测表示为高斯混合模型。利用优化，在两个闭式地形模型之间寻找最佳匹配，以实现定位。

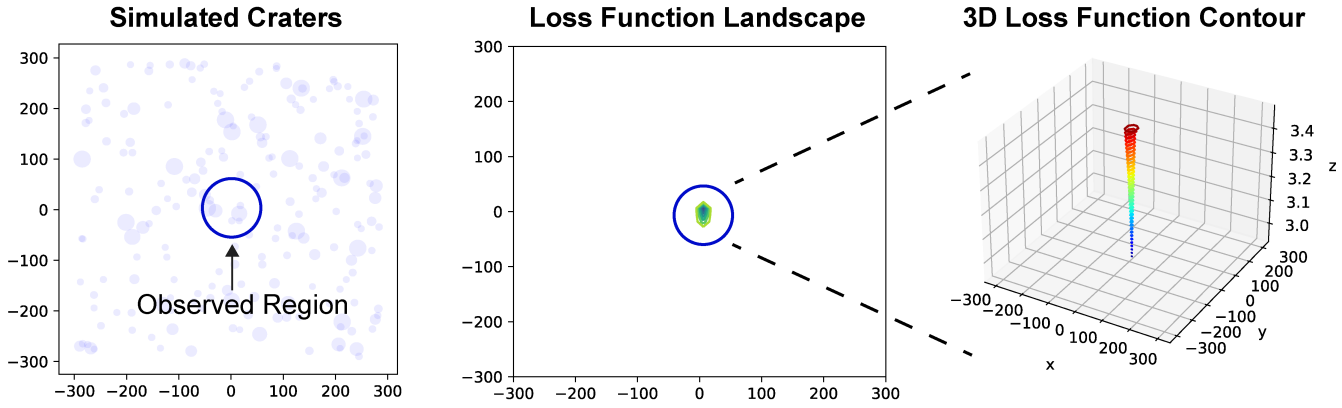


图 11。 高斯混合模型的参数化损失函数景观。

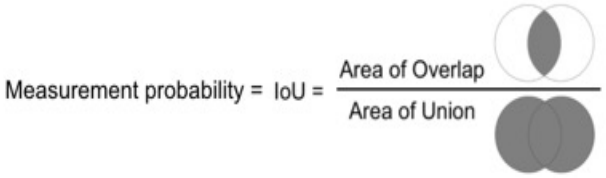
其中，每个粒子代表一个关于月球车位置的假设，而该假设的强度由测量概率表示。图 9 概述了粒子滤波器的通用循环过程：第一层中有一些大小不一的椭圆，用以表示粒子，其大小表示粒子的权重。第二层展示采样过程的结果，该过程可能产生重复粒子。采样后，粒子的权重不再具有意义，因此需要进行新的测量，如第三层所示。在这一层中，根据所采用的运动模型以及应用于排序后粒子的噪声模型，调整粒子的权重。完成调整后，即可得到序列中下一帧的估计。第四层展示了表示更新后粒子的函数。在该函数中，高度表示给定点处测量值的权重。第五层展示了由此得到的后验概率函数

测量步骤。在此步骤中，粒子会被适当地加权，并为定位周期的下一次迭代做好准备。

在我们的实现中，可以使用大量粒子来近似月球车移动并检测撞击坑时月球车位置的分布。为估计位置，粒子会根据运动模型移动，然后通过比较地面陨石坑与轨道陨石坑来更新测量概率。最后，根据测量概率对粒子进行重新采样，以表示运动后的新位置分布。

对于如何根据特定观测更新测量概率，有许多可能的表述方式；我们认为，一组

陨石坑观测之间的几何关系可以用于提高定位精度，而不是将每个陨石坑都建模为独立观测。因此，我们构建了一种空间表述，其中每个粒子的测量概率由轨道陨石坑与地面陨石坑之间的平均面积交并比（IoU）距离 [34]表示：



为考虑漏检情况，我们利用此前数据中的检测先验概率，对新陨石坑检测的概率进行调整。

基于陨石坑的参数匹配定位

对于基于参数化方法的定位，我们假设每个陨石坑由一个高斯分布表示，其中陨石坑的位置为均值，半径的一半为标准差。对于轨道陨石坑，可以使用高斯混合表示陨石坑集合；地面陨石坑也可以独立地采用相同方式建模。基于参数匹配的定位可表述为：寻找两个高斯混合分布之间的平移，使其能够最佳匹配这两个分布，如图 10 所示。KL散度 [35] 用于衡量两个分布之间的距离，并可用作损失函数。我们采用基于梯度下降的方法最小化损失函数，以找到最佳平移，该平移代表位置（如图 11 所示）。此外，还可以利用最优解附近的海森矩阵估计标准误差，因为 KL散度等价于负对数似然。

6. 性能评估

仿真环境中的激光雷达定位：

我们在一个 400m x 400m、包含 100 个撞击坑的仿真环境中，评估了粒子滤波器和参数化定位算法。以下图 12-14 展示了穿越探测和定位结果示例。在大量模拟场景（n=50）中，这两种定位方法的表现均优于采用 2% 噪声运动模型的相对定位基准，其中粒子滤波器略胜一筹。此外，粒子滤波器在较长距离下的误差收敛至约 2m，表明陨石坑地标是实现精确定位的有效特征。

基于激光雷达的阿波罗*2*号着陆点定位：

我们在从模拟激光雷达点云中检测到的陨石坑上，对粒子滤波器和参数化定位进行了初步测试。在此，我们使用阿波罗2号着陆点的高程图，模拟遍历20步（每步1米）以进行陨石坑检测。在该场景中，两个陨石坑（直径分别为6.20米和14.76米）被人工标记为轨道陨石坑。陨石坑检测算法将地面上观测到的候选陨石坑与这两个轨道陨石坑进行匹配，定位算法则利用观测到的陨石坑位置进行定位，如图15所示。

基于激光雷达的吕姆克穹丘着陆点定位：

此外，我们还评估了在穿越吕姆克穹丘区域的过程中，基于激光雷达检测到的陨石坑进行的粒子滤波和参数化定位。与阿波罗2号着陆点相比，这是一个更复杂的场景，其中包含 4 个经人工标注的陨石坑（直径分别为 21.94m、5.60m、6.98m、8.58m）和 50 个遍历步骤（1m/步）。根据 2% 噪声运动模型基准，估计我们的方法与真实值相差 1m。结果（图 16）显示，整个遍历过程中的平均距离为 0.75m，表明陨石坑地标是实现更精确定位的可靠特征。

嫦娥四号着陆点的基于立体视觉的定位

我们将基于粒子滤波的定位算法与 FY21 中的基于立体视觉的陨石坑检测相结合，并使用嫦娥号月球车的立体视觉数据对其进行了测试。当算法的假设 [8] 成立时，立体陨石坑检测算法能够成功检测真实数据中的陨石坑；例如，图17展示了一个在真实月球数据上成功进行基于立体视觉的陨石坑检测的案例。

然而，原始陨石坑检测算法有两个关键假设，而这两个假设在嫦娥四号数据集中往往不成立。首先，该算法假设图像中可以看到整个陨石坑。由于 PCAM 的视场较小，嫦娥号影像中往往并非如此。第二个假设是，陨石坑在图像中所占区域相对较小，否则就无法正确检测地平面。附近的陨石坑也不符合这一假设，部分原因同样是相机视场较小。

图18展示了三张陨石坑检测目前失效的示例图像。在最左侧的图像中，算法在最后倒数第二步成功将其检测为陨石坑候选目标。然而，由于图像中未显示完整陨石坑，违反了算法所依据的一项假设，因此它被过滤掉，未被认定为陨石坑。在中间的图像中，陨石坑没有完全位于图像范围内。由于关键的近侧坑缘不可见，这种情况在算法的第三步就失败了，比前一种情况更早。此外，由于陨石坑几乎占据了整幅图像，陨石坑的后侧坑壁被检测为地平面。在最右侧的图像中，陨石坑占据了图像的很大一部分，其后侧坑壁被检测为地平面，导致算法失效。此外，陨石坑的左右边缘不可见，因此算法很可能也会在后续步骤中失效。因此，陨石坑检测的性能未能推广至当前包含嫦娥号影像中可见陨石坑的数据集。因此，我们无法对立体视觉模态下粒子滤波器的性能进行基准测试。

7. 讨论

LunarNav 项目在基于陨石坑的定位方面取得了以下成果并作出了以下贡献：

- 构建了高保真仿真环境，并生成了多个数据集，以支持基于陨石坑地标的月球车导航的开发与性能评估

- 基于嫦娥四号着陆点的真实月球数据，生成了高分辨率陨石坑数据库。

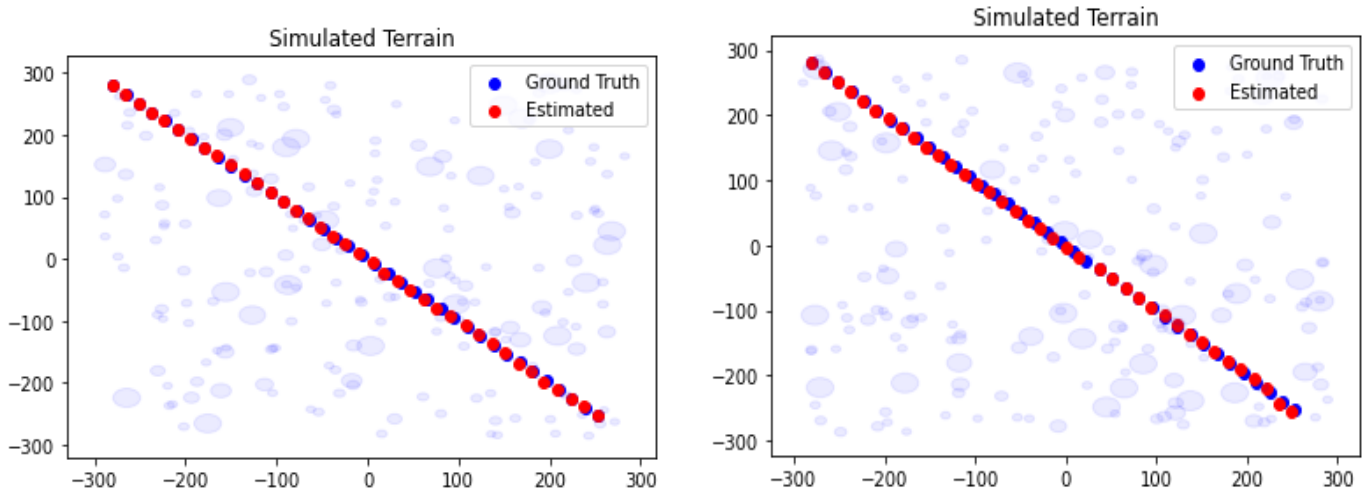


图 12。 （左）粒子滤波器在模拟场景中的性能示例，以及（右）参数模型在模拟场景中的性能示例。

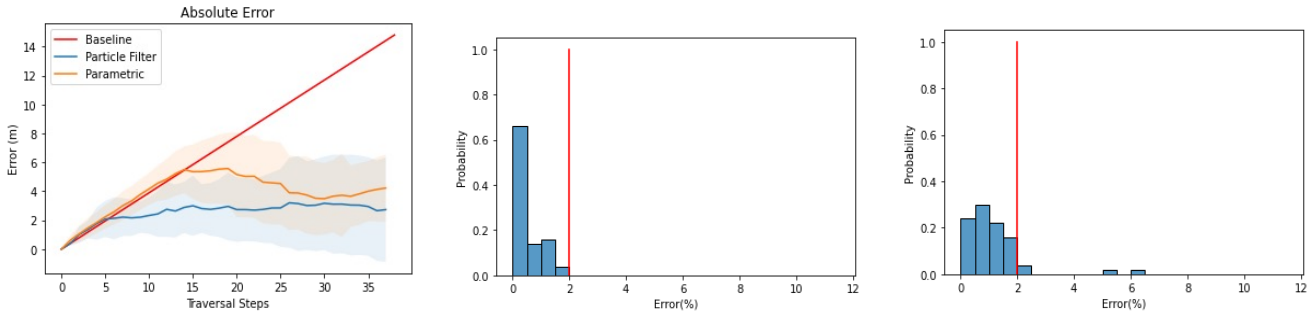


图 13。 （左）粒子滤波器和参数模型在不同（n=50）个模拟环境中的性能。红线表示运动模型基准中的 2% 噪声，以及运动模型基准为红色所示 2% 时，粒子滤波器（中）和参数模型（右）在遍历结束时的相对误差分布。

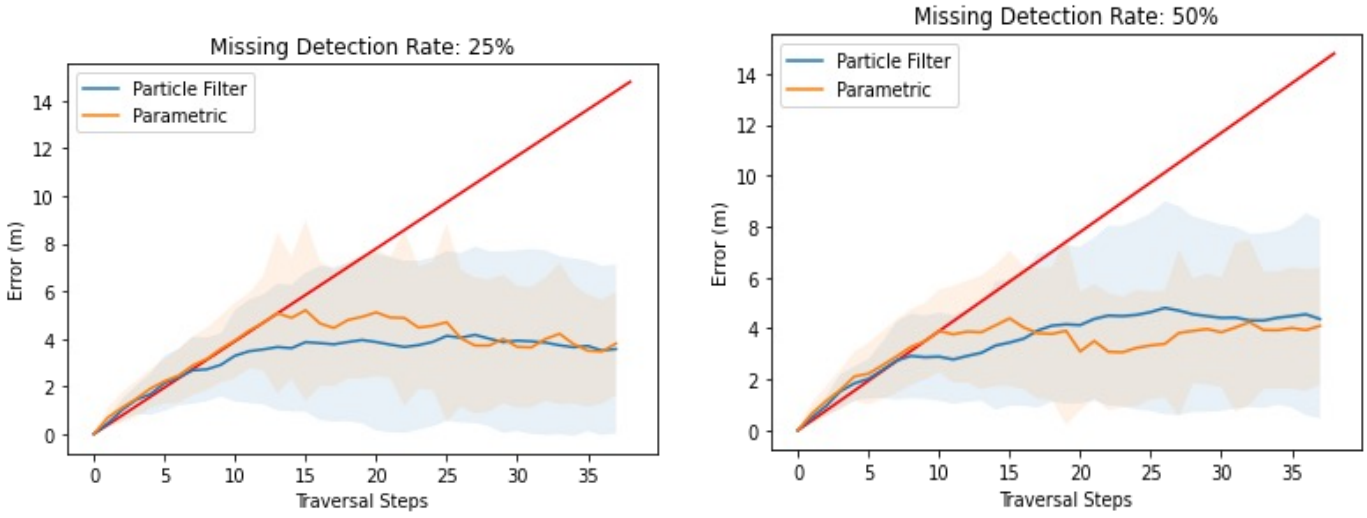


图 14。 定位算法的性能 ，其中轨道陨石坑分别有 25%（左）和 50%（右）被遮蔽，同时运动模型基准以红色表示，为 2%。

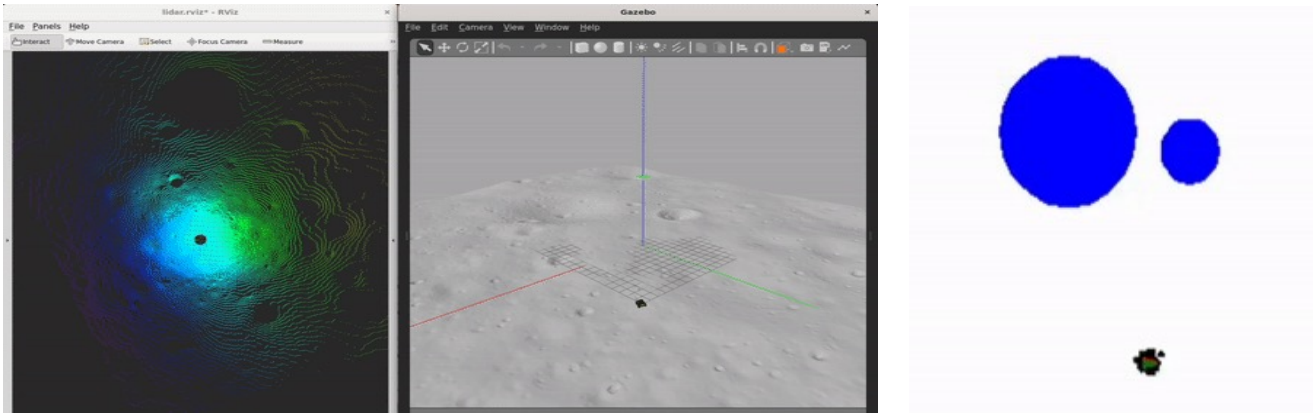


图15. 阿波罗2号着陆点月球车行进路线示意图，展示了（左）模拟的激光雷达点云和（中）叠加月球车行进路线的数字高程模型。注：点云根据高程数据以不同颜色编码。（右）粒子滤波器示意图。蓝色圆圈表示撞击坑，绿色箭头表示估计位置，红色箭头表示真实位置，黑点表示粒子的分布。

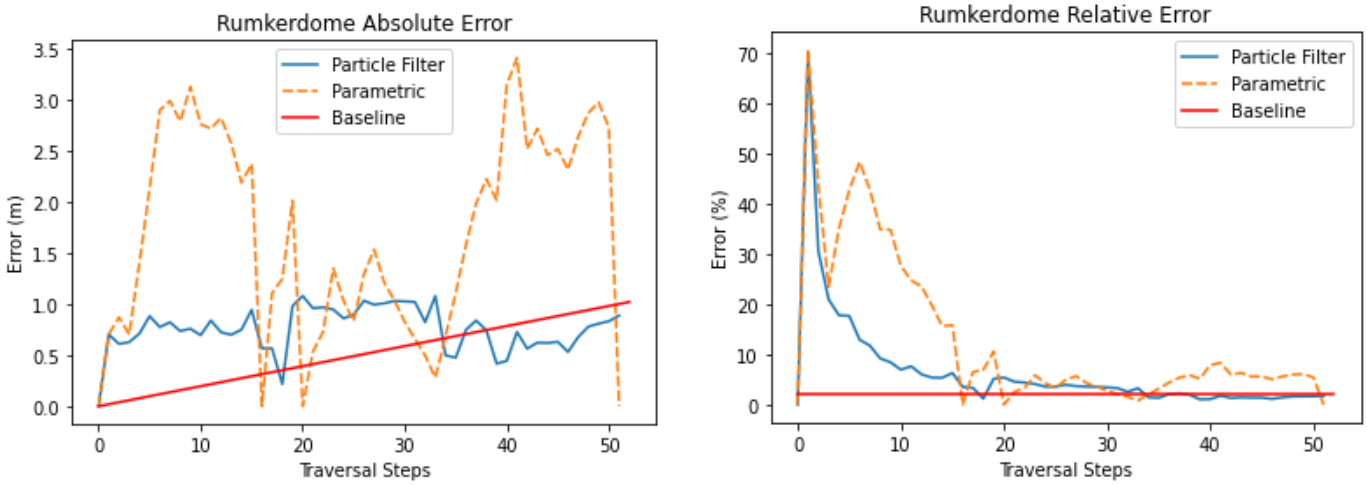


图16. 鲁姆克穹丘着陆点定位算法的性能。粒子滤波器在误差约为0.75米时收敛，低于预期的2%（1米）运动模型噪声。参数化方法的平均误差为1.6米。

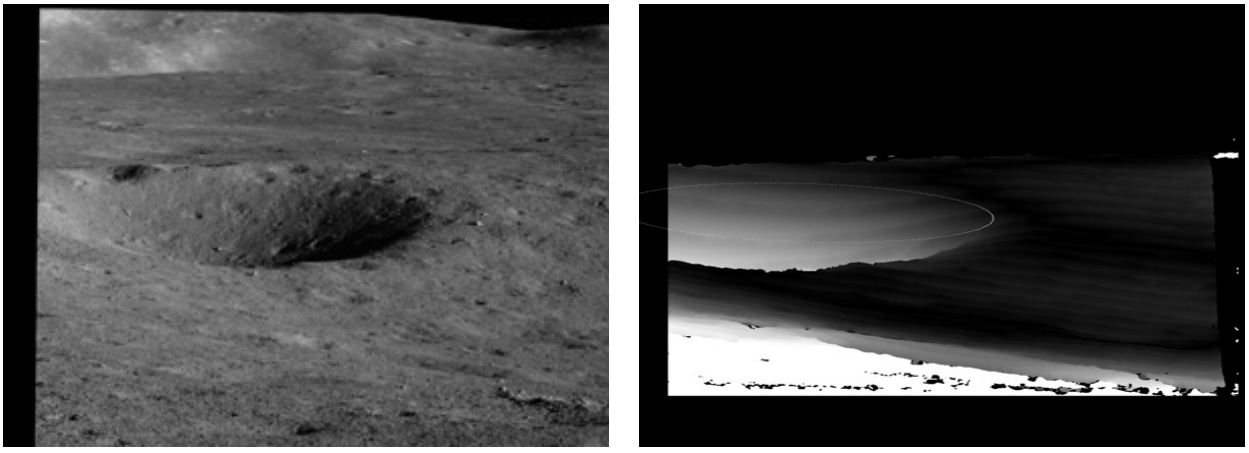


图17. 成功检测陨石坑的示例。（左）原始图像；（b）叠加白色椭圆的视差图，显示陨石坑检测结果



图18。 基于立体视觉的陨石坑检测算法失效的示例图像。

- 通过在模拟和真实月球数据上成功演示陨石坑检测算法，将星载陨石坑检测能力的技术成熟度等级从2级提升至4级。

- 通过在模拟和真实月球数据上成功演示基于陨石坑的定位算法，将星载全球（“绝对”）定位能力的技术成熟度等级从2级提升至4级。

- 已完成软件和数据集文档编制（将随本文最终发表一并提供），以便顺利重新分发并以开源形式发布，供未来获得资助的工作使用，并促进社区广泛采用。

飞行应用的剩余差距、风险与挑战

如第1节所述，本项目开发的能力旨在用于月球车。目前尚无此类任务处于开发阶段，但PSADS报告强烈建议开展机器人月球科学探测车任务概念；其中，Endurance-A机器人月球科学探测车任务概念被列为月球最高优先级的中型任务。该概念计划在数个地球年内穿越约2,000千米，因此需要星载绝对位置估计；LunarNav能力将有助于实现这一任务。用于运送宇航员的月球地形车（LTV）也可能受益于采用LunarNav开发的自主位置估计方案。飞行应用面临的潜在挑战主要分为以下几类：

- LunarNav算法的成熟度处于中等技术成熟度等级；在完全具备应用条件之前，还需要进一步成熟。尤其需要提升基于立体视觉的陨石坑定位性能，使其能够稳健适应范围广泛的运行场景（陨石坑部分可见、陨石坑形状各异）。

- LunarNav需要月球车搭载立体相机和/或激光雷达。夜间运行时，立体相机需要前照灯，或者需要激光雷达。目前，这些传感器尚未完全成熟。此外，LunarNav的大部分工作都侧重于白天行驶；还需要进一步开展工作，将这项能力扩展至夜间和永久阴影区作业。

- 基于陨石坑的定位所需的计算负载预计低于月球车障碍物规避所需的计算负载。由于任何自主月球车都需要具备障碍物规避能力，因此预计 LunarNav 所需的计算能力是可用的。尽管如此，仍必须验证系统架构的这一方面是否足够。

- 基于陨石坑的定位需要使用包含陨石坑的数据集进行验证与确认（V&V）；这些数据集可来自地球上的月球类比地形，也可来自高保真月球地形模拟器。适用的类比地形非常有限。LunarNav项目计划使用的Cinder Lake陨石坑场，是美国境内唯一一处规模尚可的场地；然而，就此用途而言，它仍然相当小，而且缺乏维护（即部分区域已被植被覆盖）。此外，由于冬季降雪、夏季高温，以及夏季至初秋期间附近可能发生森林火灾，该场地仅在春季和秋季开放。

致谢

这项研究由喷气推进实验室（加利福尼亚理工学院）开展，依据与美国国家航空航天局签订的合同（80NM0018D0004）进行。

参考文献

[1]PSADS 白皮书：https://baas.aas.org/ vol-53-issue-4。[2] PSADS Intrepid 火星车任务概念研究：https://science.nasa.gov/science-pink/s3fs-public/atoms/files/Lunar%20INTREPID.pdf。[3] J. O. Elliott 和 M. Robinson，“Intrepid 行星任务概念概述”，2020年。[4] J. Heldman，“Inspire：行星科学与天体生物学十年期调查中的一项任务概念研究：2022—2023年”，月球探测分析组会议，2022年。[5] J. T. Keane，“Endurance：月球南极-艾特肯盆地穿越探测与采样返回月球车”，月球探测分析组会议，2022年。[6] “起源、世界与生命：2023—2032年行星科学与天体生物学十年战略”，美国国家科学、工程与医学院等，2022年。[7] 月球地形车信息征询书：https:

//sa
m.gov/opp/9e777623a1f3478296f21f2f0d787113/ view。[8] L. Matthies、S. Daftry、S. Tepsuporn、Y. Cheng、D. Atha、R. M. Swan、S. Ravichandar 和 M. Ono，“利用撞击坑作为地标进行月球车定位”，*arXiv* 预印本 *arXiv:2203.10073*，2022年。[9] M. Robinson 和 S. Team，“Shadowcam：探索阴影”，月球极区挥发物，第2087卷，第5028页，2018年。[10] A. Cauligi、R. M. Swan、M. Ono、S. Daftry、J. Elliott、L. Matthies 和 D. Atha，“Shadownav：用于夜间及永久阴影区月球导航的基于撞击坑的定位”，载于*IEEE*航空航天会议，2023年。[11] T. Parker、M. Golombek 和 M. Powell，“火星机遇号着陆点的地貌/地质制图、定位与穿越规划”，载于月球与行星科学会议，第1533号，2010年，第2638页。[12] D. Gaines、G. Doran、M. Paton、B. Rothrock、J. Russino、R. Mackey、R. Anderson、R. Francis、C. Joswig、H. Justice 等，“提升任务效率的自主式漫游车”，《野外机器人学期刊》，第37卷，第7期，第1171–1196页，2020年。[13] S. Chiodini、M. Pertile、S. Debei、L. Bramante、E. Ferrentino、A. G. Villa、I. Musso 和 M. Barrera，“通过将局部地平线与地表数字高程模型匹配来定位火星漫游车”，载于*2017*年*IEEE*航空航天计量国际研讨会（*MetroAeroSpace*）。IEEE，2017年，第374–379页。[14] P. Yang、L. Xie 和 J. Liu，“月球车的天体同步定位与姿态确定”，《航空航天科学与技术》，第34卷，第45–54页，2014年。[15] D. T. Chelmins、B. W. Welch、O. S. Sands 和 B. V. Nguyen，“利用辐射测量和惯性测量进行月球表面导航的卡尔曼方法”，2009年。[16] C. Yang、H. Zhao、L. Bruzzone、J. A. Benediktsson、Y. Liang、B. Liu、X. Zeng、R. Guan、C. Li 和 Z. Ouyang，“基于深度学习和迁移学习，利用嫦娥数据识别月球撞击坑并估算年代”，《自然·通讯》，第11卷，第1期，第1–15页，2020年。[17] Y. Cheng、A. E. Johnson、L. H. Matthies 和 C. F. Olson，“用于航天器导航的光学地标检测”，2003年。[18] S. Thrun，“概率机器人学”，《美国计算机协会通讯》，第45卷，第3期，第52–57页，2002年。[19] M. A. Cornejo-Lupa、R. P. Ticona-Herrera、Y. Cardinale 和 D. Barrios-Aranibar，“移动机器人同时定位与建图本体综述”，《美国计算机协会计算调查（*CSUR*）》，第53卷，第5期，第1–26页，2020年。[20]H. v. Hiesinger、C. Van Der Bogert、J. Pasckert、L. Funcke、L. Giacomini、L. Ostrach 和 M. Robinson，“年轻月球撞击坑有多古老？”，《地球物理研究期刊：行星》，第117卷，第E12期，2012年。[21] D. A. Minton、C. I. Fassett、M. Hirabayashi、B. A. Howl 和 J. E. Richardson，“小型撞击坑的平衡尺寸频率分布揭示了远距离喷出物对月球地貌形态的影响”，《伊卡洛斯》，第326卷，第63–87页，2019年。[22]A. Rankin、M. Maimone、J. Biesiadecki、N. Patel、D. Levine 和 O. Toupet，“好奇号火星车前7年的移动趋势”，《野外机器人学期刊》，第38卷，第5期，第759–800页，2021年。

[23]M. Allan、U. Wong、P. M. Furlong、A. Rogg、S. McMichael、T. Welsh、I. Chen、S. Peters、B. Gerkey、M. Quigley 等，“用于月球探测任务的行星探测车仿真”，载于*2019*年 *IEEE* 航空航天会议。IEEE，2019年，第1–19页。

[24] C. Aiazzi、A. Jain、A. Gaut、A. Young 和 A. Elmquist，“Iris：用于闭环行星仿真的高保真感知传感器建模”，载于*AIAA SCITECH 2022*论坛，2022年，第1433页。

[25] B. W. Hapke，“月球表面的理论光度函数”，《地球物理研究杂志》，第68卷，第15期，第4571–4586页，1963年。

[26] B. Hapke，《双向反射光谱学：1. 理论》，《地球物理研究杂志：固体地球》，第86卷，第B4期，第3039–3054页，1981年。

[27] B. W. Hapke、R. M. Nelson 和 W. D. Smythe，《月球的冲日效应：相干后向散射的贡献》，《科学》，第260卷，第5107期，第509–511页，1993年。

[28] A. Colaprete、D. Andrews、W. Bluethmann、R. C. Elphic、B. Bussey、J. Trimble、K. Zacny 和 J. E. Captain，《挥发物调查极区探测月球车（VIPER）任务概述》，载于*AGU* 秋季会议摘要，第2019卷，2019年，第P34B–03页。

[29] C. Li、J. Liu、X. Ren、W. Zuo、X. Tan、W. Wen、H. Li、L. Mu、Y. Su、H. Zhang 等，“嫦娥三号任务概述”，《空间科学评论》，第 190 卷，第 1 期，第 85–101 页，2015年。

[30] C. Li、W. Zuo、W. Wen、X. Zeng、X. Gao、Y. Liu、Q. Fu、Z. Zhang、Y. Su、X. Ren 等，“嫦娥四号任务概述：开启月球背面科学探索的前沿”，《空间科学评论》，第 217 卷，第 2 期，第 1–32 页，2021年。

[31] S. B. Goldberg、M. W. Maimone 和 L. Matthies，“用于行星探测的立体视觉与月球车导航软件”，载于《*IEEE* 航空航天会议论文集》，第 5 卷。IEEE，2002年，第 5–5 页。

[32] S. Thrun，《机器人学中的粒子滤波器》。发表于*UAI*，第 2 卷。Citeseer，2002年，第 511–518 页。

[33] D. Fox、S. Thrun、W. Burgard 和 F. Dellaert，《用于移动机器人定位的粒子滤波器》，发表于实践中的序贯蒙特卡洛方法。Springer，2001 年，第 401–428 页。

[34] H. Rezatofighi、N. Tsoi、J. Gwak、A. Sadeghian、I. Reid 和 S. Savarese，《广义交并比：一种边界框回归的度量指标与损失函数》，发表于*IEEE/CVF*计算机视觉与模式识别会议论文集，2019年，第 658–666 页。

[35] J. Goldberger、S. Gordon、H. Greenspan 等，《一种基于两个高斯混合分布之间KL散度近似的高效图像相似性度量方法》。载于国际计算机视觉大会，第3卷，2003年，第487–493页。

个人简介



ShreyanshDaftry 是美国国家航空航天局喷气推进实验室（加州理工学院）的机器人技术专家。他获得了卡内基梅隆大学机器人研究所的机器人学硕士学位，以及电子与通信工程学士学位。他的研究兴趣位于航天技术与自主机器人系统的交叉领域，并致力于——专注于将机器学习应用于感知、规划和决策。在喷气推进实验室，他担任感知系统组组长，参与火星样本回收直升机任务，并牵头或参与了多项技术研发，推动地面、空中和地下机器人的自主导航。



ZhanlinChen 是喷气推进实验室*347J*感知系统部门的机器人学工程实习生。他的研究兴趣涵盖感知、统计学和机器学习。他在耶鲁大学获得计算机科学与统计学和数据科学学士及硕士学位。



YangCheng 是喷气推进实验室航空系统感知组的首席成员。程博士是航天器光学导航、地形相对导航、地表机器人感知和制图学领域的顶尖专家。他在运动恢复结构、三维表面重建和地表危险用于航天器着陆点选择的检测与制图、立体匹配与亚像素插值、地图投影。*Cheng* 博士是火星探测漫游者下降图像运动估计系统（*DIMES*）、火星*2020*着陆器视觉系统（*LVS*）以及火星*2020*着陆器视觉系统首个机载参考地图的核心开发者。



ScottTepsuporn *Scott Tepsuporn* 是喷气推进实验室移动与机器人系统部门的机器人电气工程师，参与多项运动规划、计算机视觉和任务自主性工作的设计与实施。他获得了弗吉尼亚大学计算机科学和电气工程理学学士学位。



Brian Coltin 是 *NASA* 艾姆斯研究中心智能机器人组的机器人学家。目前，他负责 *Astrobee*机器人的软件开发。他的研究兴趣包括定位、规划、调度和计算机视觉。他于 *2009*年在卡内基梅隆大学获得计算机科学学士学位，并于 *2014*年获得机器人学博士学位。



UssamaNaal 于 *2007* 年获得阿勒颇大学信息工程学士学位，并于 *2011* 年获得俄克拉荷马大学电气与计算机工程硕士学位。他擅长图像处理、数据可视化、计算机图形学和仿真。*Ussama* 于 *2020*年加入 *NASA* 艾姆斯研究中心，并参与了机器人学领域的多个项目和仿真。



Lanssie Mingyue Ma是 *NASA* 艾姆斯研究中心智能机器人组的软件工程师。她参与车队管理的用户界面/用户体验、火星车路径规划，以及面向未来远期载人月球作业的增强现实与虚拟现实场景设计。她获得了加州大学伯克利分校计算机科学文学学士学位，以及佐治亚理工学院的理学硕士和博士学位。在人机协同中。



Shehryar Khattak是美国国家航空航天局喷气推进实验室感知系统组的机器人技术专家。在加入喷气推进实验室之前，他曾在苏黎世联邦理工学院从事博士后研究，并于*2019*年获得内华达大学里诺分校计算机科学博士学位，*2017*年获得硕士学位。他还于*2012*年获得韩国科学技术院航空航天工程硕士学位，并于*2009*年获得加齐大学工程与技术学院机械工程学士学位。此前，他曾于*2012*至*2015*年在韩国三星电子从事*NAND*存储器件的视觉检测工作。在喷气推进实验室，他的工作重点是通过融合多传感器信息，使机器人能够在恶劣环境中实现可靠导航。



Matthew Deans 于*2005*年获得卡内基梅隆大学机器人学博士学位。他的研究兴趣包括在非结构化环境中进行机器人制图、定位、导航和机器视觉，火星车遥操作，以及野外机器人学，尤其是在地面行星模拟环境中的应用。在“资源探测者”项目中，他担任火星车导航负责人。



LarryMatthies 是喷气推进实验室火星探测计划办公室的技术协调员。他分别于 *1979* 年、*1981* 年和 *1989* 年获得里贾纳大学计算机科学学士学位、滑铁卢大学数学硕士学位和卡内基梅隆大学计算机科学博士学位。他在喷气推进实验室工作了 *33* 年多，曾领导计算机视觉小组 *21* 年。他曾负责开发用于陆地、海洋、空中和太空应用的机器人车辆自主导航感知系统相关技术，涵盖地球上的应用和行星探测，包括为火星车、着陆器和直升机开发计算机视觉算法。他是 *IEEE* 会士，也是《自主机器人》和《野外机器人学期刊》编委会成员。