语义计算与机器人智能百科全书 第0卷，第0期（2019年）（?? 页）© 世界科学出版公司

arXiv:2302.00786v1 [cs.RO] 1 Feb 2023

自主 **无人机着陆：标记着陆垫与固化熔岩流** **s**

Joshua Springer计算机科学系，雷克雅未克大学，
Menntavegur 1，101 雷克雅未克，冰岛 电子邮箱：
joshua19@ru.is

Marcel Kyas计算机科学系，雷克雅未克大学，
Menntavegur 1，101 雷克雅未克，冰岛 电子邮箱：
marcel@ru.is

着陆是多旋翼无人机飞行中最具挑战性、风险最高的环节，而自主无人机目前只有简单的着陆方法。我们探索了两种场景下自主无人机的着陆方法。在第一种场景中，我们研究了如何利用基准标记和云台安装的单目相机，着陆于已知的着陆垫上。对于需要比全球定位系统提供更高精度着陆的无人机应用（例如在城市峡谷中投递包裹），这种方法很有潜力。我们在以往方法的基础上，通过控制无人机相机追踪标记，扩展了方法，并解决了基准标记方向歧义导致的位姿估计复杂问题。在第二种场景中，我们与 RAVEN 项目合作，探索在冰岛固化熔岩流上着陆的方法。冰岛可作为火星的类比环境，并有助于深入了解无人机—漫游车探索团队的效能。我们的无人机使用深度相机来观察地形；我们正在开发方法，以便在传感器和外部基础设施需求极少的情况下，实时分析地形数据并寻找可行的着陆点，从而避免该解决方案对无人机的行为、任务结构或运行环境造成重大影响。

关键词：无人机；自主；着陆；基准标记；熔岩。

1. 引言

无人机是实现空中任务自动化的热门解决方案。例如，多旋翼无人机包裹投递有望革新城市运输，以低廉的方式缩短配送时间，并减少对道路基础设施的依赖。无人机也对遥感领域产生了影响，它们如同“空中的三脚架”，用户可在其上安装自己偏好的传感器，从而推动基础设施巡检、监视、搜救、考古学、地质学乃至火星探索的发展。无人机的主要优势包括：（1）让人工操作员不必参与任务流程，从而提高安全性、降低成本；（2）能够快速抵达难以到达的地点。

移除人工操作员意味着，无人机必须通过自主生成并执行任务，或通过执行人工操作员预先生成的任务，来实现自主或半自主运行。此类任务可分解为几个基本步骤：起飞、航点间飞行、触发外部任务以及着陆。许多这类环节的自主执行已经相当可靠。自主起飞通过惯性测量单元（IMU）以及全球定位系统（GPS）或光流来实现空中位置

维持。无人机可使用 GPS、基于光流的航位推算，或识别环境中的地标，从一个航路点飞往另一个航路点。基于时间或位置的触发器会激活次级任务，例如采集照片或视频、抛弃／收集载荷、通过无线电或灯光发送信号等；这些任务可由伴随计算板在飞行控制器的实时运行环境之外执行。

然而，着陆仍需要足够可靠的方法，尤其是在恶劣、充满对抗性的环境中。通常，无人机通过导航至代表已知安全位置的特定 GPS 坐标，并在原地下降直至抵达地面，从而实现自主着陆，期间不会感知障碍物。更先进的方法会集成测距仪，以估算无人机相对于局部地形而非海平面的高度（如同使用 GPS 时）。其他方法则会增加水平避障功能（可能仅依靠朝前的传感器），或使用红外（IR）信标，引导无人机前往配备主动式基础设施的着陆点。许多同行为这一领域作出了贡献（见第 2 节）；在着陆于已知的结构化着陆点时，他们采用了全球定位系统、无线电信标、IR 信标、视觉标记和定位系统的组合。另一些研究则致力于评估未探索地形中的新型非结构化着陆点，使用激光雷达、RGB +深度（RGBD）相机或运动恢复结构，为潜在着陆点创建三维视图以供分析。这些项目有力地证明了先进着陆方法的可行性，但仍存在局限。

我们介绍了在结构化和非结构化场景中改进无人机自主着陆方法的方法。我们尽量减少无人机为识别着陆点并安全自主着陆所需的传感器、地面基础设施、行为要求和功耗。我们的方法使这些方法能够推广到许多不同的平台和任务类型，例如某些基础设施不可用、会造成难以接受的延迟，或有严格的功耗要求的情况。

在结构化场景中，我们使用基准标记 对着陆点进行视觉标记（第 3 节）。与以往方法相比，我们改进了无人机的相机控制方式，使其跟踪标记，而不是使用固定的朝下相机；但这需要考虑标记方向的位姿变换，而标记方向存在歧义，可能导致错误的控制信号。我们探讨了滤波标记位姿以及利用相机推导着陆垫方向的方法。这些方法适用于已知着陆点的情况，无论是否使用全球定位系统。

在非结构化场景中，我们从合作伙伴的 Rover-Aerial Vehicle Exploration Network (RAVEN)[2]项目中选取了这一令人振奋的应用场景。该项目正在测试用于火星探索的无人机-漫游车协作团队，并以冰岛作为类比环境（第4节）。在这一背景下，无人机的任务是在火星车无法到达的区域收集数据和样本，即在已经固化的熔岩流顶部作业。因此，无人机必须在没有用于定位的外部基础设施或复杂计算设备的恶劣环境中自主着陆。我们当前的任务是开发一种地形分析方法，使无人机能够识别熔岩流中的可行着陆点。我们使用最先进的计算硬件，对小型无人机上的地形进行实时机载分析，而以往的方法需要大型无人机，或无法实时运行。我们使用RGBD相机提供无人机下方地形的3D视图，并检测基准标记。我们收集数据，并将在冰岛的两个熔岩原——霍卢赫劳恩以及哈夫纳夫约杜尔镇附近的熔岩原——测试我们的方法，从而深入了解在地面或行星熔岩原上自主着陆所面临的挑战。

我们通过这样一项任务来衡量成功与否：自主无人机从带有基准标记的着陆垫起飞，飞越附近的熔岩区，识别安全的着陆点，并自主完成着陆。最后，它应再次起飞并降落在最初的起飞地点，全程无需人工操作员参与。这将证明这两种方法能够在真实世界的着陆场景中，使用小型统一传感器组完成任务。

本文扩展自一篇发表于 2022 年国际机器人计算会议（IRC）的博士生研讨会论文，[21] 补充了更多相关工作、无人机平台、新的地形数据及相应处理方法，以及我们预期的真实世界测试场景的详细信息。

2. 相关工作

许多同行探索了各种自主着陆方法，结合使用 GPS、地面基础设施和机载传感器来识别着陆点。在这里，我们研究仅将 GPS 用作次要导航工具

或完全不使用 GPS 的方法。尽管实时动态（RTK）系统的位置误差较低，但基于 GPS 的方法无法感知周围环境，且仅适用于地面场景。我们更倾向于研究能够在一定程度上评估着陆点的方法，这样一旦着陆点存在障碍物，自主着陆过程就会停止，而不是可能导致坠机。

2.1. 基准标记方法

一些项目通过在着陆垫上设置基准标记，并使用无人机机载的一台或多台 RGB 摄像头定位着陆垫，实现了基准标记着陆。在大多数情况下，相机要么牢固固定，要么安装在云台上，其方向固定但经过稳定处理。固定相机简化了位姿估计，使无人机能够在位姿估计中使用相机已知的方向，而不是标记不可靠的方向（见第 3 节）。

Araar 等人使用两台牢固固定在无人机上的相机，着陆于一个移动着陆垫。该着陆垫上有多个不同尺寸的 April Tag 标记。[1]这提高了检测范围和鲁棒性，并通过投票机制帮助克服错误的位姿估计。Chaves 等人介绍了一种方法，使用一台固定的、朝前下方的相机识别 April Tag 标记，并着陆于海上的船只。[3] Liao 等人使用 April Tag 标记静止的着陆垫，多架无人机通过固定相机识别这些标记，并协同按照基于优先级的顺序着陆。[10] Nguyen 等人使用一台安装在云台上的相机，在着陆期间朝下拍摄，以识别高可见度标记，从而在夜间着陆于静止目标。 90°[14] Polvara 等人介绍了一种方法：无人机使用两台固定相机，着陆于一艘俯仰和横滚的船只甲板上，该船的着陆垫上设有 AR Tag 标记。[5,16] 许多此类方法都报告称，无人机着陆时方向不断变化，导致标记视觉丢失，进而需要重新开始着陆。

Kim 等人通过使用朝下的全向相机，使着陆垫识别更加稳健，[8] 并使用他们自有的简单大型红色标记实现了自主着陆。然而，鱼眼镜头在极端周边区域产生的畸变，使得当着陆垫不在相机画面中心附近时，无法通过更复杂的视觉标记识别着陆垫。另一种由 Tanaka 等人提出的解决方案，使用带执行机构的云台相机，在着陆过程中跟踪其专有 标记系统。[23] 他们的标记系统通过外部视觉图案扩展 AR Toolkit，以减小方向歧义的影响，从而能够准确确定标记的六自由度（DoF）位姿——这是典型基准标记系统中存在的问题。

我们通过仅使用开源 软件和单个可动相机，实现了自主基准标记着陆，从而改进了这些结果。这需要解决开源基准标记系统中的基准标记方向歧义问题，可以通过滤波来处理，也可以利用云台相机已知的方向。

2.2. 地形分析方法

分析无人机下方的地形，可使无人机在未知且未准备好的场地着陆。多种相关传感器（例如激光雷达、RGBD相机、光流传感器，以及传统的单目相机和双目相机）能够帮助无人机区分刚性/动态、平滑/粗糙或平坦/倾斜的区域。通过光学方式感知自相似地形存在内在困难，实时算法也不例外（例如，分析来自激光雷达或RGBD传感器的稠密地形重建数据）。

Desaraju等人[4] 提出了一种实现成功屋顶着陆的方法；无人机机载的 Odroid U2 计算机以 1 Hz 的频率在机载定位着陆点。Pluckter 和 Scherer 提出了一种方法：无人机在起飞过程中拍摄一系列照片，执行任务后，再沿任务轨迹反向飞行，并通过将地形与爬升期间采集的照片进行匹配，尝试降落在起飞地点。[15] Garg等人提出了一种结合单目和立体视觉地形分析的方法，既能对场景进行稠密重建，也能利用光流检测非刚性表面（例如水面）。[6] Putranto等人提出了一种使用 U-net 和 RGB输入图像寻找安全着陆点的方法。[17] 虽然该方法能够识别安全着陆点，但即使在非嵌入式硬件上，其帧率也很低，凸显了在无人机机载实时运行此类方法的难度。Maturana 和 Scherer 的方法[13] 使用卷积神经网络（CNN），在取自真实场景的合成数据集上进行高精度训练，能够快速在激光雷达点云中寻找着陆点。它

能够区分顺应性物体和地面点，以确定各区域的着陆安全性。

我们研究了固化熔岩流这种静态但恶劣环境中的一种新型自主着陆场景，使用 RGB-D 相机进行地形检测，并着重于实时嵌入式处理。

3. 基准标记着陆

基准标记为无人机通过单目相机识别带标记的着陆垫提供了一种便捷方式。首先，我们创建了一种基准标记着陆方法，通过驱动无人机的相机跟踪标记，使其不受无人机方向的影响。这样，无人机就更容易估算自身与着陆垫之间的相对位姿（位置和方向）。相比之下，以往的研究常常报告标记视觉丢失，这是由于相机固定在无人机上或垂直朝下所致。标记位姿中的位置分量，是相机坐标系下从相机中心到标记中心的距离向量。在许多基准标记系统中，这是一个可靠但带有一些噪声的测量值。然而，由于相机可以转动，我们必须结合标记的方向或相机的方向来确定着陆垫的位置。鉴于我们倾向于尽量降低传感器需求，因此选择使用标记的方向，并假设其实际方向为平放在地面上且朝上。（若要使用相机的方向，则需要额外配备一个惯性测量单元。）

使用可动相机进行基准标记着陆的初步仿真测试表明，基准标记的方向歧义会导致错误的控制信号，原因是在位姿变换中使用了标记方向。[20] 因此，我们评估了若干基准标记系统，考察其方向歧义的普遍程度[7]（见第 3.1 节）。我们还创建了三种衍生基准标记系统，以减轻方向歧义，并从方向歧义和检测率两个方面对这些系统进行了测试。使用经评估的标记进行的实际着陆测试（见第 3.2 节）揭示了各系统方向歧义的普遍程度与着陆精度之间存在反向关系；在本例中，着陆精度定义为触地后相机到标记中心的距离。测试还表明，尽管可动相机装置可能会产生错误的控制信号，自主着陆仍然可行。此外，在 GPS 拒止环境中，搜索着陆垫可以简单到让无人机原地旋转，同时上下倾斜相机。

3.1. 基准标记系统评估

此前，我们从方向歧义和检测率的角度，对五种基准标记系统进行了评估，以确定它们是否适用于基准标记着陆。[7] 我们在配备 2 GB 随机存取存储器的 Raspberry Pi 4 上使用机器人操作系统（ROS）测试了这些系统。这些系统处理来自“Creative Technology Live! Cam Sync 1080p”的 480p 视频流，其 77° 视场为。为了量化每个系统的方向歧义，我们选择相应的标记，并通过不同的缓慢且受控的运动使相机围绕该标记移动：平移、旋转，以及向上/下和向左/右绕行。我们检测每个系统感知到的线速度和角速度中的峰值，这些峰值对应于对标记方向的错误判定。五种基准标记系统处理相同的视频。此外，在整个视频的所有帧中，所有标记都始终可见。为了量化每个系统的检测率，我们拍摄一个标记在 1–3 米距离处以及偏转角为 0° 和 30°时的视频，以避免各系统寻找黑白区域时产生干扰（图 1 和图 2）。检测率等于检测次数除以视频时长。

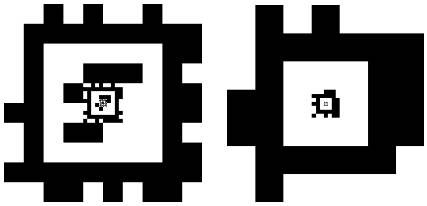

图1. April Tag 48h12（左）和 April Tag 24h10（右）的标记排列，嵌入式ID按尺寸从大到小依次为 2、1 和 0。

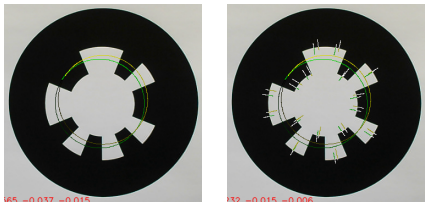

图2. 8位ID为 20 的 WhyCode标记。使用原始 WhyCode 方法（左）以及 WhyCode Ellipse 方法（右）进行识别。

第一个系统是 April Tag 48h12（图1）。[9] 它

包含48个黑白 ID 位，所有标记 ID 对之间的最小汉明距离为12，因此该标记族共有42,211个标记。其中心未定义，可以嵌入具有不同 ID 的其他更小标记，使无人机即使距离着陆垫过近、无法识别外部标记时，也能保持着陆垫的位姿估计。

第二个系统是 April Tag 24h10（图1），我们使用 April Tag 生成库实现了该系统。[9] 它与 April Tag 48h12 类似，但 ID 位数较少，标记族中只有 18 个标记（足以满足我们的需求），而且所需的随机存取存储器更少。我们测试这个标记族，看看它能否在嵌入式硬件上运行得更快。

第三个系统是 WhyCode[11] （图2），这是一种轻量级基准标记系统，基于黑白同心圆盘，并采用曼彻斯特编码二进制标识。该系统利用投影后标记椭圆的半轴，确定标记方向的两种可能解。随后，它沿着相应的预测椭圆对 ID 进行采样，此处用标记上的黄色和绿色椭圆表示。它通过最小化采样椭圆与每个齿之间的弧长交集，选择对齐效果更好的解。

第四种系统是我们的 WhyCode Ellipse（图2），它在保持 WhyCode 方法其他部分不变的基础上，增加了第二个采样阶段。第二个采样阶段会预测每个 ID 位上从标记中心沿径向向外的白色到黑色转换，并根据这一指标选择更居中的解，以期做出更可靠的判断。

我们实现了第五种系统，称为 WhyCode Multi。它通过计算一组3+ WhyCode标记的位姿，将这些标记的平均位置作为标记组的位置，并将连接这些标记的平面作为其方向。

所有系统都存在方向歧义，表现为标记方向的符号翻转。这些翻转会通过位姿变换传播，而位姿变换用于计算相机相对于标记的位置，因此系统无法在每一步都可靠地估计着陆垫的位置。图3展示了一个标记方向歧义影响的示例。对于一个测试案例，其中包含以位置目标 为中心、采用相对东-北-天（ENU）坐标系表示的

标记，使得东向、北向和上向 分量

分别表示无人机需要向左/右、向前/后和向上/下移动的距离。方向歧义会导致这些位置目标发生符号翻转，以点线表示，并对应于东向和北向位置目标中的尖峰——即不连续。

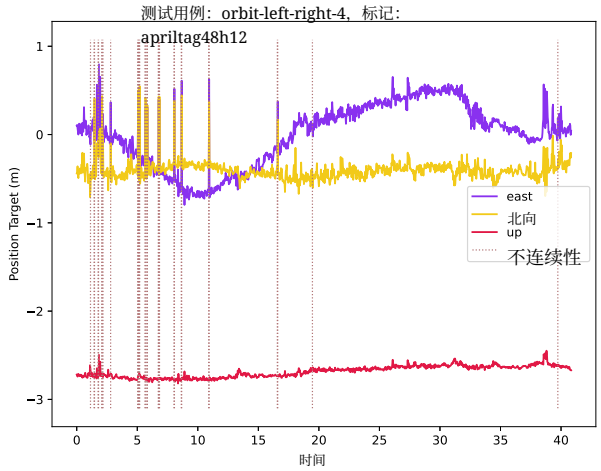

图3. 方向歧义导致相机在标记坐标系中的位置估计出现不连续性的示例。

各系统的不连续率如图4所示。结果表明，与原始系统相比，WhyCode Ellipse系统增加的采样阶段降低了其不连续率，而WhyCode Multi系统和 April Tag 24h10系统则没有带来改进。结果还表明，WhyCode Ellipse和April Tag 48h12应是进行真实环境测试的最佳候选方案。图5显示了各系统的检测率。轻量级的WhyCode系统运行速度最快，WhyCode Ellipse增加的采样阶段则使其速度略有下降。WhyCode Multi系统呈现双峰分布，这可能是因为偶尔只能识别标记组中的单个标记，有时因此只能识别出两个标记，无法据此回归出唯一的平面。April Tag系统的检测速度最慢，这是因为其ROS处理流水线较长，其中包含一个image_rect节点，用于消除图像中的相机畸变；而WhyCode系统原生支持这一功能。所有系统的检测率都足以支持以10 Hz生成位置目标指令。

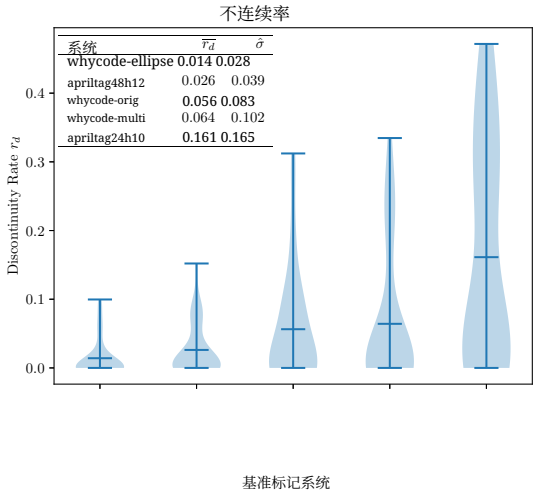

图4。不连续率的分布。

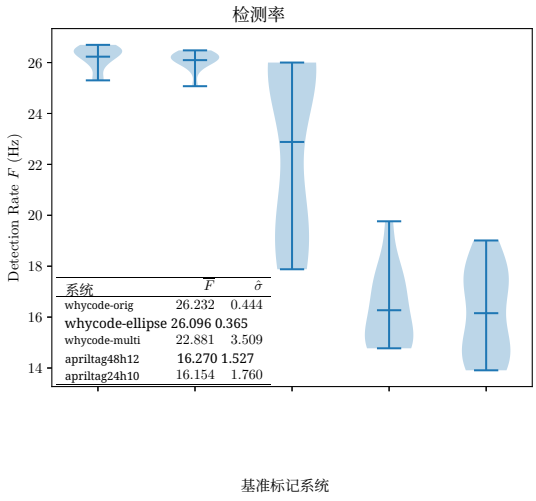

图5。检测率的分布。

3.2. 真实世界着陆测试

在此前的工作中，[22] 我们介绍了在GPS拒止环境中对基准标记着陆算法进行的真实环境测试，所用的是第3.1节中介绍的基准标记系统。我们选择小型大疆 Spark作为测试平台，因为它适合在室内安全飞行，不会损坏自身或其他物品；而且我们预计它偶尔会收到错误的控制信号。它还配备了用于估算速度和避障的传感器，并开放了DJI Mobile SDK以实现自动化，因此实验结果可以稍作修改后推广到其他大疆无人机。DJI Mobile SDK采用应用程序式架构，平板电脑或手机可提供图形用户界面（GUI），并访问无人机的视频流、飞行数据并发送控制指令。然而，大疆 Spark 没有可运行基准标记软件的机载计算硬件，而在平板电脑上运行该软件既困难，也无法深入了解计算过程。因此，我们将单帧视频从平板电脑传输到伴随计算板进行分析，并使用 Raspberry Pi 4，因为它能代表我们最终嵌入无人机、用于机载处理的硬件。由于平板电脑通过唯一的有线接口连接大疆控制器，我们先将视频帧压缩为灰度 .webp 格式，质量设为 20%，然后通过伴随计算板创建的自组 WiFi 网络，利用 TCP端口将视频帧传输到伴随计算板。最终，最大帧率约为 7 Hz，从图像采集到指令传输的延迟为 0.5 至 2 秒。无人机自主执行以下任务：

(1) 起飞至 2 米高度 (2) 原地旋转并上下倾斜云台，搜索着陆垫 (3) 找到着陆垫后接近它，并通过云台倾斜和无人机偏航角跟踪它 (4) 在距离着陆垫较近时，将无人机偏航角与着陆垫的偏航角对齐 (5) 下降直至触地；关闭电机

如图 6 所示，系统能够通过控制云台，实现最初随时间跟踪标记的目标。着陆垫的像素中心分别归一化为$[-1, 1]$，并在整个示例着陆过程中保持接近 0，这意味着着陆垫始终位于视频帧中心附近。

五个系统中有四个成功着陆了 20 次；其准确度如图 7 所示。准确度受两个因素影响：方向歧义的出现频率，以及无人机在整个着陆过程中保持位姿估计的能力。April Tag 48h12 和 24h10 都能让无人机持续检测着陆垫，直到接近触地时，但两者的方向歧义发生率显著不同，因此着陆准确度也大相径庭。WhyCode 系统的准确度相近，但都不及 April Tag 48h12；这是因为当着陆垫的高度相对较高（0.6 米）时，着陆垫会变得过大，

无法完整显示在相机画面中，迫使无人机更早做出决定，随后在盲飞状态下完成着陆。WhyCodeMulti 未能成功着陆，但飞过了着陆垫。

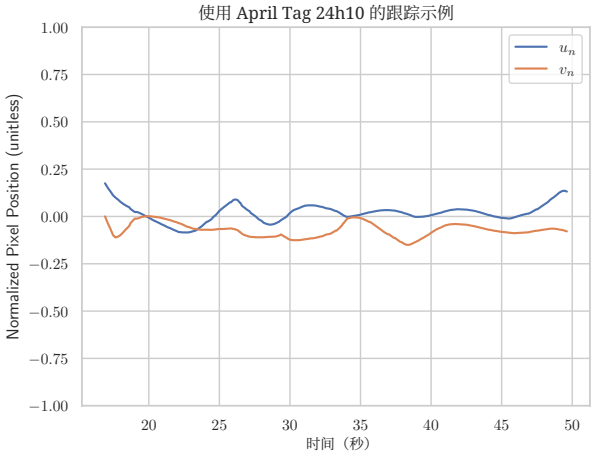

图6. 示例着陆过程中着陆垫的归一化像素位置。无人机能够通过偏航和云台倾斜跟踪标记，使 $(u_n,\ v_n) \approx (0,\ 0)$。

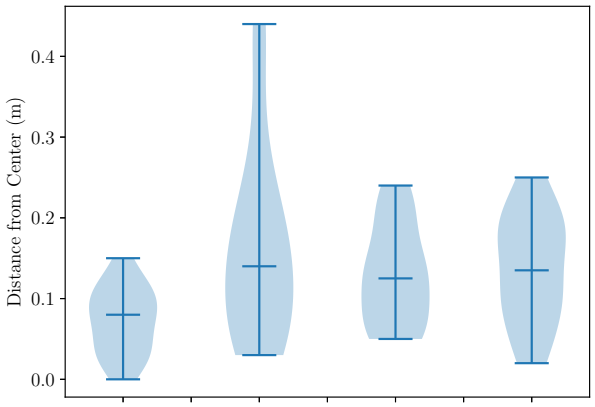

图7. 每个成功系统在触地后相机到着陆垫中心的距离。

最后，图 8 展示了系统因标记的方向歧义而生成错误指令的一个示例。VirtualStick 指令的俯仰角和横滚分量可能会出现与位置目标相同的不连续现象，导致符号翻转，使着陆垫看起来像是从无人机的一侧跳到了另一侧。在此情况下，无人机在着陆垫左右来回振荡 4 次，之后才收敛到足以进行下降的准确位置。这表明，即使使用可动相机，方向歧义问题也不会妨碍无人机着陆。

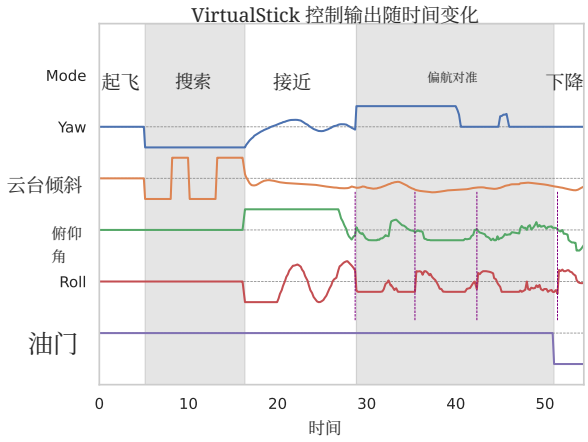

图8. 由方向歧义产生的错误控制信号示例（以竖线标出）。

3.3. 未来工作

我们将进一步测试基准标记着陆方法的两个方面，旨在减轻方向歧义的影响。第一项改进是在基本相同的设置中加入典型的卡尔曼滤波器，以平滑位置目标。我们预计，这只能部分减轻方向歧义的影响，但仍有望在仅使用基准标记系统数据的情况下提高着陆精度。第二项改进是仅直接使用基准标记系统提供的着陆垫位置，并假设着陆垫平放在地面上，根据相机的方向推导其俯仰角和横滚角。DJI 软件开发工具包可提供相机方向数据，但这一方法并不适用于所有系统，因为有些云台和相机无法原生提供这类数据。我们预计，这种方法能够彻底消除方向歧义的影响。我们将在室外使用更大型的无人机平台，并在更远的距离开展后续实验。

4. 熔岩流着陆

我们与 RAVEN 项目合作，[2] 正在开发一种仅使用机载嵌入式处理来识别熔岩环境中可行着陆点的方法。RAVEN 项目的目标是将冰岛作为类比环境，用于测试通过采用协同无人机-漫游车

团队在火星探索背景下取得的研究成果。使用无人机组成探索团队的潜在优势之一，是能够快速抵达并收集漫游车难以到达的地点的数据——例如固化熔岩流顶部。类比任务本质上是另一种形式的模拟，其现实程度高于计算机模拟，但与实际任务条件并不完全相同。因此，在 RAVEN 的野外工作中——该工作在冰岛高地一处名为霍卢赫劳恩的熔岩流附近开展——任务可以手动执行。对于熔岩着陆而言尤其如此，因为航点间飞行和图片采集很容易实现自动化。RAVEN 的野外工作是一种相对 廉价的方式，可用于在具有说服力的类比环境中测试自主着陆，并深入了解在火星上实现熔岩着陆所面临的挑战。

4.1. 着陆点识别

与采用经过充分测试的系统的基准标记方法相比，这种情境需要一种更具定制性的安全着陆点识别方法。不过，许多要求是相同的：系统必须以稳定的方式识别安全着陆区域（即不会像第3节中那样发生弹跳或出现不连续现象），并且必须能够安全地搜索着陆目标（即通过控制相机而不是仅在环境中移动来搜索）。我们使用 RealSense D455 RGB-D相机，它可同步生成 RGB 图像、深度图像、加速度计数据和陀螺仪数据流。我们的无人机平台（图9）是一架 Tarot 680 六旋翼无人机，配备 Cube Orange 飞行控制器、HereLink 遥测系统，以及许多定制的 3D打印部件，用于保护电子组件和电池免受冰岛恶劣天气的影响，并改装起落架。D455 安装在定制云台上，使无人机能够对其进行适当的稳定和控制。无人机配备了一台拥有 2 GB 随机存取存储器的 Raspberry Pi 4 作为伴随计算板，还可加装边缘计算板：Google Coral USB TPU 或 NVIDIA Jetson Nano。我们的主要类比环境霍卢赫劳恩（意为“熔岩之洞”，见图10）每年只能前往一次，因此我们在附近城镇哈夫纳夫约杜尔周边的熔岩原进行测试。（图9）。



图9。配备 RealSense D455 的 Tarot 680 无人机。

熔岩流中最适合着陆的地点，是称为熔岩隆起高原（或膨胀高原）的大型、相对平坦且平滑的区域。[24] 主要的计算任务是分析深度图像，避开图10左侧所示的粗糙区域，并识别图10右侧所示的平滑区域，同时避开裂缝。识别出着陆目标后，接近过程可以与第3节中的方法类似。



图10。霍卢赫劳恩的多种地形。

在霍卢赫劳恩和哈夫纳夫约杜尔熔岩原，我们采集了 D455 的数据，用于离线测试实验性地形分析方法。我们采集了 D455 的数据，其中包含其所有传感器的数据流，以便离线开发地形分析解决方案。冰岛的熔岩流通常几乎没有阻碍性植被或动态障碍物，因此我们可以专注于高效的静态地形分析。

4.2. 解决方案开发与测试

第一步是校正 D455 的方向，因为它并不总是垂直朝下。我们根据 D455 的加速度计和陀螺仪数据计算其方向，并通过分别绕俯仰角和横滚角的反方向旋转 RGB-D 图像来进行变换。我们忽略偏航，因为传感器的偏航与无人机的偏航对齐。

下一步是处理方向正确的

RGB 和深度图像，以识别足够大、平滑且平整的区域，并避开粗糙区域、裂缝和凹坑。目前我们使用 Python 3 进行开发，并依赖 RealSense 库、OpenCV 和 NumPy。后续实现将采用 C++，重点关注效率和实时执行。

我们尝试在 RGB 图像和深度图像上使用特征检测算法，例如对两种图像应用尺度不变特征变换（SIFT）[12]，以寻找共同特征。由于 RGB 图像中有许多明暗斑点，SIFT 会识别出许多关键点（图11左侧，每个圆圈代表一个关键点）。相反，对应的深度图像较为平滑，因此 SIFT 检测到的关键点较少（图11右侧）。两者很少有共同的关键点。其他特征提取算法的表现也类似，这促使我们开发自己的方法。使用默认参数时，该方案在我们的树莓派上以 ≥ 1.7Hz 运行。

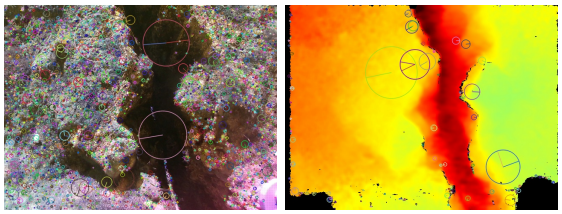

图11. SIFT 检测示例。左：RGB。右：深度（后处理）。

初步实验（图12）显示，通过应用高斯滤波器并对地形坡度的绝对值（通过二维离散差分近似得出）设置阈值，去除高坡度区域，可以在裂缝检测方面取得一些成效。这种方案在我们的树莓派上以 ≥ 8Hz 的速度运行。

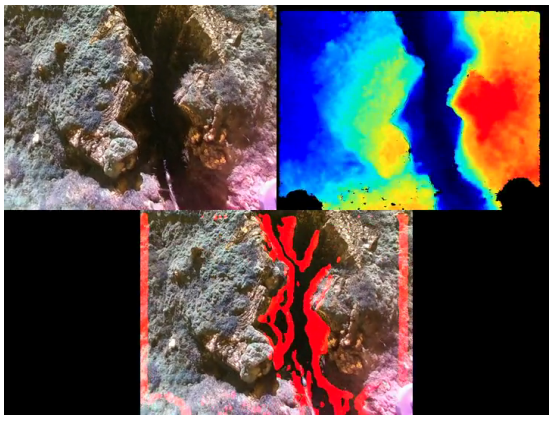

图12. 裂缝检测示例。左上：RGB。右上：深度（后处理）。下方：以红色标注危险区域的 RGB 图像。

正如 Scherer 等人[18] 所提到的，稳健的平面拟合是一种很有前景的方法，因为我们的着陆场景不涉及动态或柔性障碍物。深度学习方法，尤其是卷积神经网络或 U-Net，也很有前景，能够结合 RGB 图像和深度图像的信息；我们的边缘计算板专为高效运行此类算法而设计。为此，我们会将霍卢赫劳恩的数字地形模型（DTM）（来自 2022 年 RAVEN 野外考察）导入 AirSim。[19]随后，我们会将 DTM 中的区域标记为适合或不适合着陆，并生成一组带标签的 RGB-D 图像合成训练数据。

最后一步是跟踪着陆点，通过调节相机（如果有益），并将着陆点的位置转换为目标速度或位置，使无人机能够接近。

我们将在实体硬件上测试任何成功的地形分析方法，以确定其功耗和运行时帧率，然后将系统部署在哈夫纳夫约杜尔附近进行真实世界着陆测试，最后在霍卢赫劳恩进行测试。

5. 结论与未来工作

我们的目标是改进基于基准标记系统的自主无人机着陆方法，并开发一种在固化熔岩场着陆的新方法。在基准标记方面，我们通过控制无人机的单目相机，使其能够不受无人机姿态影响，独立追踪带标记的着陆垫，从而提高着陆垫检测的稳健性。然而，由于标记方向歧义，这使得估计无人机相对于着陆垫的位姿变得更加复杂。因此，我们评估了多种基准标记系统中方向歧义的普遍程度及缓解该问题的一些技术，并将继续通过滤波处理位姿估计，并利用相机的惯性测量单元推导标记方向。在熔岩流着陆方面，我们搭建了一套定制的无人机平台，使用 RGB-D 相机分析地形，并利用该平台在冰岛熔岩场采集数据，以离线开发地形分析方法。这些方法已成功识别出裂缝等不安全着陆点，但我们将测试更多此类技术，以识别更多地形特征，并重点关注效率和实时执行。最后，我们将在真实世界的自主着陆场景中测试有效的方法。

参考资料

1. Araar、Oualid、Aouf 和 Nabil Vitanov。多旋翼无人机在移动平台上的基于视觉的自主着陆。《智能与机器人系统期刊》，85，2017年2月。 2. Jonathan Bapst、T. J. Parker、J. Balaram、T. Tzane- tos、L. H. Matthies、C. D. Edwards、A. Freeman、S. Withrow-Maser、W. Johnson、E. Amador-French、J. L. Bishop、I. J. Daubar、C. M. Dundas、A. A. Fraeman、C. W. Hamilton、C. Hardgrove、B. Horgan、C. W. Leung、Y. Lin、A. Mittelholz 和 B. P. Weiss。火星科学直升机：空中平台带来的重要科学机遇。《美国天文学会公报》，53(4)，2021年3月18日。 3. Chaves、Stephen、Wolcott 和 Ryan Eustice。NEEC研究：迈向全球定位系统拒止环境下无人机在海上船舶上的着陆。《海军工程师杂志》，127：23–35，2015年3月。 4. Vishnu Desaraju、Nathan Michael、Martin Humen- berger、Roland Brockers、Stephan Weiss、Jeremy Nash 和 Larry Matthies。基于视觉的着陆点评估与知情最优轨迹生成，面向自主屋顶着陆。《Autonomous Robots》，39，2015年7月。 5. Mark Fiala 和 Mark Fiala。ARTag：一种采用数字技术的基准标记系统。载于《2005年IEEE计算机学会计算机视觉与模式识别会议论文集（CVPR'05）——第2卷——第02卷》，CVPR '05，第590–596页，美国华盛顿特区，2005年。IEEE计算机学会。 6. Rohit Garg、Shichao Yang 和 Sebastian Scherer。用于微型无人机着陆区域评估的单目与双目线索，2018年。 7. Joshua Springer、Marcel Kyas。AprilTag和WhyCode中的方向歧义与检测率评估。IEEE IRC，2022年12月。 8. JeongWoon Kim、Yeondeuk Jung、Dasol Lee 和 David Hyunchul Shim。使用全向相机实现四旋翼飞行器在移动平台上的室外自主着陆。载于《2014年国际无人机系统会议（ICUAS）》，第1243–1252页，2014年。 9. M. Krogius、A. Haggenmiller 和 E. Olson。基准标签的灵活布局。载于《2019年IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议（IROS）》，第1898–1903页，2019年。 10. Tianpei Liao、Amaldev Haridevan、Yibo Liu 和 Jinjun Shan。利用深度学习实现具有避障功能的自主视觉无人机着陆，2021年。 11. Peter Lightbody、Tomáš Krajník 和 Marc Han- heide。一种具有可扩展身份编码的通用高性能视觉基准标记检测系统。载于《应用计算研讨会论文集》，SAC '17，第276–282页，美国纽约州纽约市，2017年。ACM。 12. Daniel G. Lowe。基于局部尺度的目标识别-不变特征。载于第七届 *IEEE* 国际计算机视觉会议论文集，希腊科孚岛，1999年。13. Daniel Maturana 和 Sebastian Scherer。利用激光雷达进行着陆区检测的三维卷积神经网络。载于*2015 IEEE* 机器人与自动化国际会议（*ICRA*），第3471–3478页，2015年。14. Phong Ha Nguyen、Ki Wan Kim、Young Won Lee 和 Kang Ryoung Park。用于无人机着陆的可见光相机传感器基于远程标记的跟踪。传感器，17(9)，2017年。15. Kevin Pluckter 和 Sebastian Scherer。非结构化环境中的无人机精准着陆，第177–187页。2020年1月。16. Polvara、Riccardo、Sharma、Sanjay、Wan、Jian、Manning、Andrew 和 Sutton、Robert。基于视觉的四旋翼飞行器自主着陆于无人水面车辆的受扰动甲板。无人机，2(2)，2018年。17. Hamid Yusuf Putranto、Astria Nur Irfansyah 和 Muhammad Attamimi。通过语义分割和轮廓检测识别配送无人机的安全着陆区域。载于*2022*年第九届国际信息技术、计算机与电气工程会议（*ICITACEE*），第254–257页，2022年。18. Sebastian Scherer、Lyle Chamberlain 和 Sanjiv Singh。全尺寸直升机在未准备场地自主着陆。《机器人与自主系统》，60(12)：1545–1562，2012年。19. Shital Shah、Debadeepta Dey、Chris Lovett 和 Ashish Kapoor。AirSim：面向自动驾驶车辆的高保真视觉与物理仿真。载于 Marco Hutter 和 Roland Siegwart 编，《style id='15'>野外与服务机器人，第621–635页，尚，2018年。施普林格国际出版。20. Joshua Springer。使用计算机视觉实现多旋翼飞行器自主着陆。硕士论文，雷克雅未克大学，2020年。21. Joshua Springer。自主多旋翼飞行器着陆于着陆垫和熔岩流。IEEE IRC，2022年。22. Joshua Springer 和 Marcel Kyas。利用基准标记和用于主动跟踪的云台相机实现无人机自主精准着陆。IEEE IRC，2022年。23. Hideyuki Tanaka 和 Yoshio Matsumoto。使用增强现实／高精度混合标记的无人机引导与着陆系统。载于*2019 IEEE* 第八届全球消费电子会议（*GCCE*），第598–599页，2019年。24. Joana R.C. Voigt、Christopher W. Hamilton、Stephen P. Scheidt、Ulrich Münzer、Ármann Höskuldsson、Ingibjörg Jónsdottir 和 Thorvaldur Thordarson。冰岛2014–2015年霍卢赫劳恩熔岩流场的地貌特征分析。《火山学与地热研究》，419：107278，2021年。