arXiv:2302.01867v1 [cs.RO] 3 Feb 2023

© 2022年 IEEE

允许个人使用本材料。对于任何其他用途，包括在任何当前或未来的媒体中转载或重新发布本材料用于广告或宣传目的、创作新的合集作品、转售或再分发至服务器或列表，或在其他作品中重复使用本作品中受版权保护的任何部分，均须获得 IEEE 的许可。

© IEEE，2022年。已被 ICUAS 2021 接收。数字对象标识符：10.1109/ICUAS54217.2022.9836067


# 面向真实环境中无人机的可靠视觉惯性里程计方法部署

Jan Bednˇaˇr[1], Matˇej Petrlık[1], Kelen Cristiane Teixeira Vivaldini[1,2],Martin Saska[1]

**摘要—本文介绍了将视觉惯性里程计（VIO）方法集成到模块化控制系统中，以便在真实环境下部署无人机及协同无人机团队。本文对多种集成至控制流程的方法进行可靠性分析和公平的性能比较，以实现在真实环境中的完全自主。尽管大多数视觉惯性里程计算法在人工构建的数据集上都能实现出色的定位精度和极小的漂移，但非理想情况下的可靠性、对退化传感器数据的鲁棒性，以及外部干扰和反馈控制耦合的影响，尚未得到充分研究。这些在无人机现实环境部署中固有存在的问题，会削弱常用视觉惯性里程计方法输出合理位姿估计的能力。我们确定了基于视觉惯性里程计定位实现可靠飞行的关键条件，并针对无法满足这些条件的情况提出应对措施和补偿方案。我们以实时动态定位真实值为基准，对集成视觉惯性里程计方法的无人机系统进行定量分析，并通过一架在具有挑战性的光照条件下跟踪动态轨迹的无人机，展示该系统为反馈控制提供可靠位姿估计的能力。**

**索引词—视觉惯性里程计、无人机、轨迹整形、反馈控制、相机朝向**

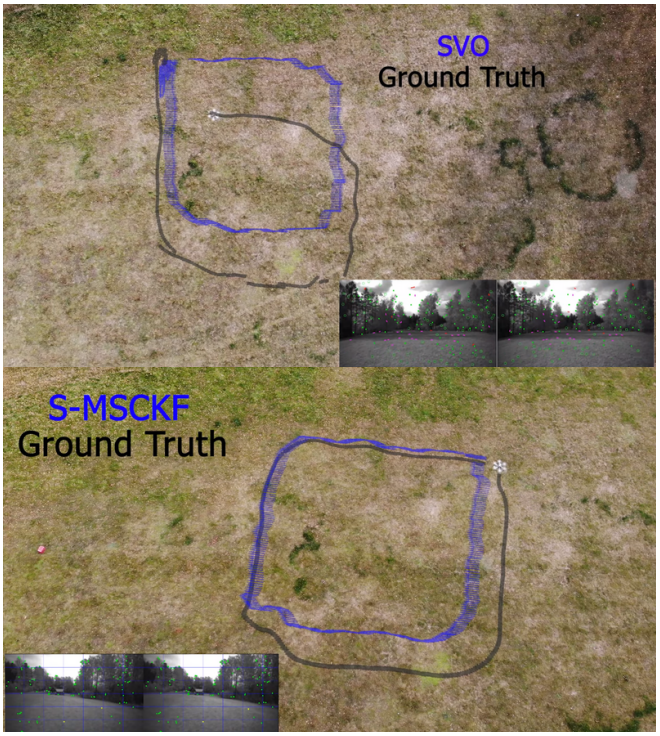


图1：第V-D节实验的俯视图，其中 SVO 和 S-MSCKF 算法被集成到控制流程的反馈中。

多媒体材料

本文附有多媒体材料，详见 mrs.felk.cvut.cz/icuas2022vio。

## I. 引言

近年来，无人机日益普及，其适用范围也不断扩大，例如基础设施巡检[1][2],搜索与救援 [3], 以及监测 [4][5][6]。当前研究主要聚焦于提升无人机的自主性，使其无需人类飞行员即可完成所需任务 [7]。实时无人机定位与状态估计是实现此类自主行为的关键环节 [8]。

在大多数室外部署场景中，由于全球导航卫星系统（GNSS）始终可用且易于使用，因此常用于定位。然而，这将无人机部署限制在卫星可见性良好的开阔区域。此外，其精度不足以满足某些应用对精确定位的要求。采用差分全球导航卫星系统（DGNSS）或实时动态定位（RTK）可以提高全球导航卫星系统的精度，达到厘米级精度。尽管如此，这些方案需要专用设备，例如用于向无人机发送全球导航卫星系统位置改正数的基站，这进一步限制了此类系统的适用性。

另一种限制较少的方法是通过机载传感器获取适用于定位的无人机周围环境信息，例如基于激光雷达的方法（面向单平面激光雷达的 Hector SLAM [9]，以及面向多平面激光雷达的激光雷达里程计与建图——LOAM [10]）和基于视觉的方法 [11][12]。

尽管基于视觉的方法依赖于光照条件，但使用相机作为定位传感器具有诸多优势，例如重量轻、体积小、成本低，最重要的是能够提供丰富的数据流。在众多可能的传感器组合中，单目相机和惯性测量单元（IMU）能够以最低的成本和重量实现足够鲁棒且精确的状态

[1]Jan Bednˇaˇr、Matˇej Petrlık、Kelen Cristiane Teixeira Vivaldini 和 Martin Saska 任职于捷克共和国布拉格捷克理工大学电气工程学院，{jan.bednar14|matej.petrlik|martin.saska}@fel.cvut.cz。[2]Kelen CristianeTeixeiraVivaldini 任职于巴西圣卡洛斯联邦大学计算机系，邮箱为 vivaldini@ufscar.br。

© IEEE，2022年。已被 ICUAS 2021 接收。数字对象标识符：10.1109/ICUAS54217.2022.9836067

估计，采用视觉惯性里程计（VIO）方法。视觉惯性里程计算法通过融合惯性测量单元的信息来提升视觉里程计（VO）的鲁棒性；视觉里程计仅依赖相机，而惯性测量单元信息的融合则能改善运动跟踪性能。视觉惯性里程计方法利用这样一种特性：相机获取的视觉数据可以减少惯性测量单元数据的漂移，而惯性测量单元数据则可以恢复视觉数据的尺度以及滚转角和俯仰角。与单目相机相比，采用双目相机的方法能够更准确地估计特征的深度，从而降低度量尺度漂移。这种性能提升的代价是计算负载略有增加。

### *A.* 相关工作

文献中可以找到一些针对无人机状态视觉估计的基准测试研究。在 [13], 中，介绍了基于视觉的里程计基准测试，并通过评估完整图像序列中的累积误差（漂移）所体现的跟踪精度，对视觉里程计方法进行了比较；图像采用不同的分辨率和两种具有不同视场的镜头。该数据集不包含真实值，误差通过对齐同一环境部分中轨迹段的起点和终点获得。

针对 EuRoC数据集上的视觉惯性方法，从计算需求、平移误差和绝对轨迹误差等方面进行的基准测试 [14] 由 [15]提出。作者得出结论：视觉惯性里程计技术的精度和鲁棒性仍需提高。其他视觉里程计比较（例如 [16],）仅涉及非惯性方法或非六自由度变体 [17]。

KAIST视觉惯性里程计数据集 [8]是视觉惯性里程计方法的基准。作者在 NVIDIA Jetson平台上对各种视觉惯性里程计算法进行了基准测试，并分析了资源使用情况以及考虑图像分辨率后的绝对轨迹误差均方根误差（RMSE）。

在这些研究中，定位方法通常在公开基准测试上进行测试，而这些基准测试一般基于定制的传感器组合。我们可以看到，这些研究未考虑非理想真实场景下的可靠性、对退化传感器数据的鲁棒性，以及外部干扰和反馈控制耦合的影响。这些在真实环境下任何无人机飞行中固有存在的缺陷，都会对最先进的视觉惯性里程计方法输出合理位姿估计的能力产生负面影响。

基于相对位姿误差指标的视觉惯性里程计方法，其异常值剔除技术往往无法识别会导致较大姿态误差的对应点。 [18]提出了一种重新构建重投影过程的方法，以剔除这些关键点。该方法将姿态误差和平移误差分量分离到不同维度，据此将对应点分类为内点和外点。

鉴于上述问题，本文明确了在视觉惯性里程计定位条件下实现可靠飞行的关键条件，并针对无法满足这些条件的情况提出了应对措施和补偿措施。此外，我们提出了对多旋翼无人机控制与状态估计系统的改进，以集成视觉惯性里程计。

在无人机控制方面，我们采用了文档完善且开源的 MRSSystem [19], 该系统已被空中机器人学领域的许多研究人员积极使用。借助该系统，我们对发表于 [3] [20] [21] [22] [23] 的方法进行了实验验证；这些方法有望从所提出的 VIO-MRS 复合系统中获益。

### *B.* 主要贡献

主要贡献如下：

- 将视觉惯性里程计方法集成到无人机控制系统中，使其能够在真实环境下无全球导航卫星系统信号的情况下运行；
- 提出一种轨迹整形技术，通过调整输入轨迹的动态特性，减少运动模糊以及剧烈倾斜运动导致的大量图像特征丢失；
- 在具有挑战性的室外场地条件下，针对RTK真实值评估位姿估计精度；测试环境包括图像特征稀少的远距离场景、昏暗的傍晚以及阳光直射的情况；
- 分析视觉惯性里程计方法在SE(3)控制器反馈中的可靠性，并识别失效情况；
- 考虑相机图像中的特征分布来优化相机位置；而直射阳光造成的高对比度常常会使这种特征分布恶化。

## II. 视觉惯性里程计算法

最先进的视觉惯性里程计方法可分为两大类：基于滤波的方法和基于优化的方法。基于滤波的方法通常依靠扩展卡尔曼滤波器（EKF）的变体来估计相机位姿。滤波器根据非线性模型，利用惯性测量单元测得的加速度和角速度进行状态传播；更新步骤则融合通过图像特征匹配获得的位姿。基于滤波的视觉惯性里程计算法包括 S-MSCKF（双目多状态约束卡尔曼滤波器）算法 [24] 和 ROVIO（鲁棒视觉惯性里程计）算法 [25], [26]。

基于优化的方法会联合优化图像测量数据和惯性测量单元数据的残差，以获得状态估计。此类方法包括 SVO（半直接视觉里程计） [27], 、VINS-Fusion（视觉惯性系统融合） [28]或 OKVIS（基于关键帧的开放式视觉惯性同步定位与建图） [29]。根据 [28], 中发表的结果，VINS-Fusion 的位姿估计比 OKVIS 更精确。

根据前述综述，本研究选取了三种视觉惯性里程计算法，在真实环境中进行详细分析：

- 基于滤波器的 S-MSCKF算法。
- 半直接 SVO 方法，该方法结合了基于特征的方法和直接法，并利用惯性测量单元提供的运动先验进行稳健的概率深度估计。
- 基于优化的 VINS-Fusion 算法，它是 VINS-Mono 的双目立体和多传感器扩展。

### *A. S-MSCKF*——立体多状态约束卡尔曼滤波器

S-MSCKF [24]是专为无人机设计的 MSCKF [30] [31] [32] 双目立体变体。作者表明，S-MSCKF 仅需适中的计算资源，就能在激烈的三维机动和高速飞行中实现良好的鲁棒性，飞行速度最高可达 17.5 毫秒$^{-1}$。采用 S-MSCKF 定位的无人机可部署于室内和室外环境，也能在室内外之间转换。由于位置估计的不确定性会随着无人机飞行距离增加而增大，且全局位置和偏航角不可观测，因此该方法不适用于长距离飞行。不过，作者展示了一次超过 700 米的灵活飞行，误差仅为 3 米，足以满足大多数典型应用的需求。

### *B. SVO*——半直接视觉里程计

SVO [33] 是一种基于优化的视觉里程计算法，采用直接法跟踪特征。该方法利用基于特征的方法进行运动恢复结构（SfM）联合优化，并最小化同一三维点投影区域内对应像素之间的光度误差。此外，鲁棒的概率深度估计算法能够跟踪弱角点和边缘处的像素。作者强调，直接跟踪方法具有较高的计算速度，这得益于无需执行特征提取和匹配步骤。原始算法的扩展版本 [27] 支持多相机系统，在优化代价函数中加入了运动先验项，并使用边缘特征。这些改进进一步提升了精度，尤其增强了对剧烈运动的鲁棒性。

### *C. VINS-Fusion*——视觉惯性导航系统

VINS-Fusion [34], [35] 是在VINS-Mono [36],基础上开发的扩展系统，基于以下传感器组合进行优化的多传感器融合：双目相机；双目相机 +惯性测量单元；单目相机 + 惯性测量单元。该系统利用IMU预积分和特征点观测，实现精确的设备自定位。与其他先进的视觉惯性里程计算法相比，VINS-Fusion会持续标定相机与惯性测量单元之间的外参，并支持回环闭合，以进一步减少漂移。在线时间标定功能还旨在实现高精度的时间偏移标定和系统运动估计 [37]。作者展示了VINS-Fusion能够实现局部精确且全局无漂移的位姿估计。此外，作者指出，该框架能够以统一的位姿图优化融合不同配置下的传感器数据，并且可扩展至使用相机和惯性测量单元以外的其他传感器。

## III. 面向严苛真实环境下无人机部署的视觉惯性里程计方法

本文这一部分聚焦于部署视觉惯性里程计方法所需的相关方面，这些方法采用如此低成本且轻量级的机载传感器配置，适用于无人机在严苛的真实环境条件下运行，从而推动这些系统从仿真和实验室走向真实的无人机任务。我们将应对严峻光照条件带来的挑战：由于室内和室外环境之间的转换，以及无人机附近出现的物体遮挡太阳，光照可能瞬间从直射阳光变为黑暗。工作空间中的障碍物和变化的天气条件也可能引发无人机运动扰动和振动，这些现象由近距离飞越物体时产生的空气动力学效应以及阵风造成，而它们在实验室条件下并不存在。

### *A.* 相机朝向

我们通过理论分析和实验发现，相机朝向会影响飞行不同阶段图像流中可检测到的视觉特征数量；在真实环境中，它对剧烈机动期间跟踪这些特征的能力影响更大。由于真实机器人受到一些机械限制，例如相机必须安装在无人机的前支腿之间，相机的俯仰角会改变所拍摄的场景区域。本文评估了四种俯仰角：0°（前向）、10°、30°、90°（向下）。真实和仿真无人机平台上的相机位置及所有安装朝向均如图2所示。

相机朝向前方的优势在于平移运动期间可用特征数量较多。然而，在户外晴朗天气下，这种设置可能会受到光照快速变化和高对比度的影响。此外，偏航角的快速旋转可能导致大量特征跟踪丢失。

相机倾斜时，地面特征的比例更高，即使在更高的高度也能检测到这些特征。因此，倾斜相机在一定程度上避开了远处和天空中不可靠且不稳定的特征。与前向相机相比，在快速旋转期间，帧间能够成功跟踪更多地面特征。

向下朝向在具有挑战性的光照条件下能显著提高特征检测的稳定性。即使在快速偏航旋转期间，地面特征也很容易跟踪。然而，在低空进行快速平移和滚转/俯仰运动颇具挑战，因为场景变化迅速，许多特征会在帧间丢失。最重要的是，向下朝向的相机在起飞时面临挑战，因为特征离相机太近。不过，如果无人机从特征丰富的地面起飞，这个问题并不显著。

类似的观察促使商用无人机制造商为其系统配备一组朝向各个方向的相机（某些配置中多达 12 个），以提高其在上述严苛条件下的可靠性。本研究旨在设计一种对传感器需求较低的配置，仅依靠一台配备惯性测量单元（IMU）的双目相机，以便在真实环境中部署，从而使我们能够

© IEEE，2022年。已被 ICUAS 2021 接收。数字对象标识符：10.1109/ICUAS54217.2022.9836067

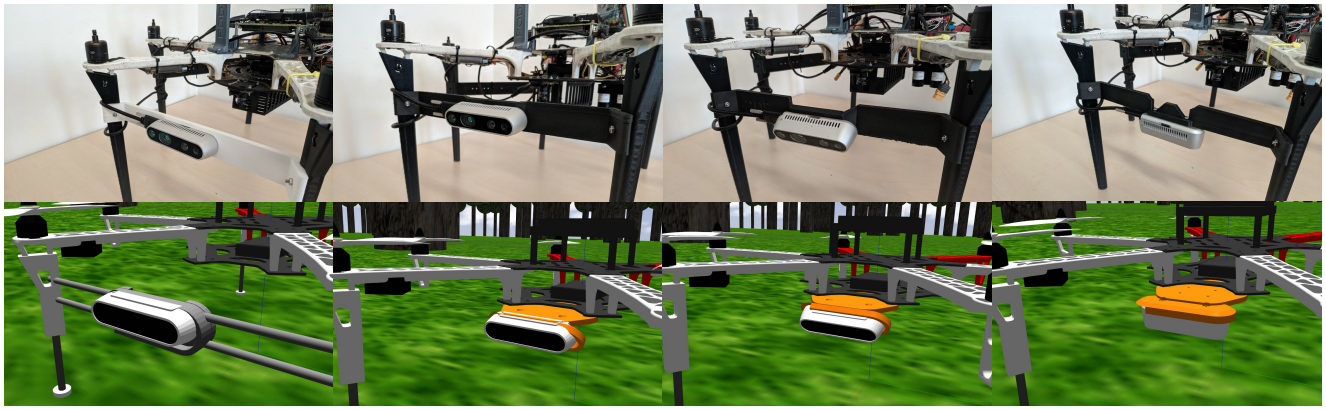

图2：相机在真实无人机（上排）和仿真无人机模型（下排）前支腿之间的安装位置。本文考虑的相机方向按从左到右的顺序展示：0°、10°、30° 和 90°。

在不久的将来实现全自主无人机的厘米级尺寸。

### *B.* 集成到 *MRS* 无人机控制系统

MRS 无人机系统由我们的团队设计，用于多机器人方法的实验验证，其控制流程和状态估计如图3所示。任务规划器 模块根据具体任务生成期望轨迹；在本例中，这些轨迹是由一系列方形位置点构成的序列，其采样对应于期望速度。这些序列由*MPC*跟踪器 [38]，处理，该跟踪器根据无人机的动力学模型生成动力学可行的全状态参考。*SE(3)*控制器采用几何状态反馈，为嵌入 Pixhawk 自动驾驶仪中的姿态控制器 生成推力和姿态参考，后者进而控制推动无人机的电机转速。

状态估计模块通过一组卡尔曼滤波器融合各种传感器测量值，以获得横向位置、高度和方向的假设。找到有效假设后，便形成供*SE(3)*控制器反馈使用的全状态估计。如果不存在有效假设，控制系统会迅速执行紧急着陆，以防止状态估计发散导致危险运动。在具有挑战性的条件下以反馈方式测试视觉惯性里程计算法时，这项安全功能至关重要，因为算法预计会频繁失效。

视觉惯性里程计的输出被集成为另一种传感器，与全球导航卫星系统、实时动态定位、惯性测量单元、气压计和激光测距仪一同接入状态估计模块。采用质点模型的卡尔曼滤波器可提供此类估计，模型最高至 $2^{nd}$ 阶导数；它通过模型传播惯性测量单元的加速度，并在可用时结合视觉惯性里程计提供的位置和速度改正数。方向必须由惯性测量单元提供，因为视觉惯性里程计计算、图像采集和传输引入的延迟会使对延迟敏感的姿态控制器失稳。控制系统要求以特定频率获取状态估计（MRS 无人机系统以 100 Hz 运行），而视觉惯性里程计算法则以相机或惯性测量单元的频率提供测量值。在滤波器的更新步骤中，无论视觉惯性里程计的频率如何，都可以将模型状态传播到所需时刻，并以期望的频率输出。

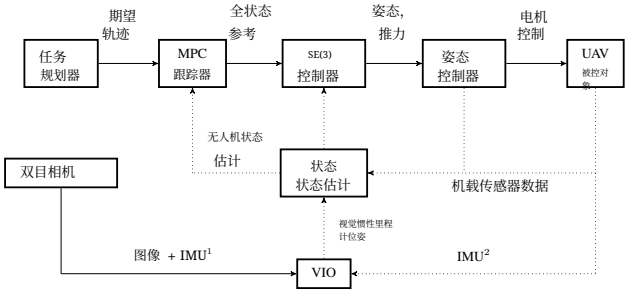


图3：控制流程示意图。参考轨迹作为MPC跟踪器的设定值，后者为非线性$SE(3)$控制器输出指令。非线性控制器为嵌入式姿态控制器生成方向和推力参考。$IMU^1$ 表示惯性测量单元数据与图像来自同一来源的变体，例如RealSense D435i相机。$IMU^2$ 表示惯性测量单元数据来自飞行控制单元（内置惯性测量单元），例如在Gazebo仿真器中。

### *C.* 轨迹整形

一种典型的轨迹生成方法是对几何路径进行等距采样，以获得具有恒定速度曲线的轨迹。这些是MPC跟踪器可接受的有效轨迹，MPC跟踪器会将其转换为满足无人机动态约束的参考，但该参考可能会偏离原始轨迹。此外，无人机的最大加速度很高，会导致无人机大幅倾斜；由于大量跟踪特征从相机视场（FoV）中消失，这会对视觉惯性里程计的精度产生负面影响。图4a展示了无人机如何以恒定速度曲线跟踪一条简单的方形轨迹。

所提出的轨迹整形方法将视觉惯性里程计方法的约束纳入无人机运动规划，并根据无人机动力学调整轨迹，使运动满足在真实环境中可靠使用基于视觉惯性里程计的控制机制的要求。首先，在轨迹中找出无人机运动（主要是加速度）超出特定视觉惯性里程计方法所要求的运动约束的关键点。

随后，采用迭代方法，在这些点附近添加轨迹采样点，并利用 [38] 中的状态估计和运动预测方法评估并验证运动约束。图4b展示了满足视觉惯性里程计方法约束的平滑轨迹，以及无人机对该轨迹的跟踪情况。有关视觉惯性里程计运动约束的规范与确定方法的详细信息，请参见以下章节。

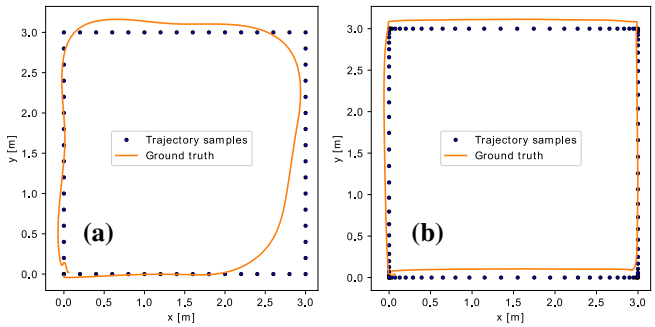


图4：恒定速度曲线的轨迹 (a) 在无人机飞行期间违反了加速度约束。本次飞行所用的无人机平台见第IV-C节。平滑后的轨迹 (b) 受到 0.4m $s^{-2}$ 的限制，从而提高跟踪精度，并避免因大幅倾斜而导致图像特征丢失。

## IV. 真实环境严苛条件下基于视觉的方法的有效评估

比较定位方法的一个关键方面，也是本文的主要贡献之一，是评估一段时间内的平移和旋转漂移，即估计位置相对于真实值的偏差。本节定义了用于针对精确真实值评估所选先进视觉惯性里程计方法的指标，介绍了用于在真实环境中开展实验的实验平台的硬件和软件，并说明了用于比较算法的具体场景，以便进行公平且有意义的（针对实际部署的）评估。

### *A.* 真值

所有无人机平台实验的真实值均由安装在无人机上的 RTK GNSS接收机（图5a）与固定地面基站（图5b）共同获取，基站会向接收机发送改正数。得益于这些改正数和相位偏移分析，实时动态系统在最精确的工作模式——RTK固定解下，水平精度最高可达 1 cm。然而，当接收机与基站无法接收到足够数量的共同卫星时，工作模式可能会降级为精度较低的 RTK浮点解，其标准差最高可达 0。5 m。垂直定位误差是水平测量误差的两倍，而如第 IV-C 节所述，无人机还配备了能够准确测量高度的其他传感器。因此，评估算法时不使用真实值的垂直分量。精度在评估中也不显式考虑视觉惯性里程计算法估计的方向，因为方向误差会在运动过程中隐式地导致平移误差 [39]。此外，要完整测量无人机的方向，至少需要在无人机上安装 3 个 RTK接收机；但使用该平台开展实验时，这样做并不可行。

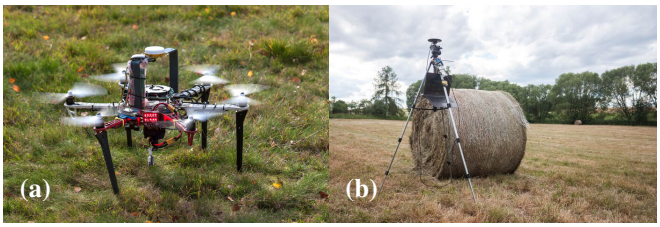


图5：无人机顶部的RTK接收机（a）和为无人机发送改正数的RTK基站（b）。

### *B.* 评估指标

为评估视觉惯性里程计算法的性能而开展的实验，重点评估横向误差，即无人机位置在参考坐标系中的 $x$ 和 $y$ 分量；该参考坐标系由实验开始时无人机的位姿定义。采用定位方法评估中常用的两项指标——绝对轨迹误差（ATE）和相对位姿误差（RPE）——如 [39] 中所定义，用于比较实际部署中的视觉惯性里程计算法。

视觉惯性里程计和随时间变化的真值轨迹分别定义为一系列位姿$\mathbf{P}_1,\ldots,\mathbf{P}_n \in SE(3)$和$\mathbf{Q}_1,\ldots,\mathbf{Q}_n \in SE(3)$。由于视觉惯性里程计和实时动态定位的位置通常处于不同的惯性坐标系中，因此在评估之前采用Horn方法 [40] 对齐轨迹。变换$\mathbf{S}$ 用于将视觉惯性里程计轨迹$\mathbf{P}_i$ 与真值轨迹$\mathbf{Q}_i$ 对齐，从而得到时间步 $i$处的绝对轨迹误差$\mathbf{F}_i$ ：

$$\mathbf{F}_i := \mathbf{Q}_i^{-1}\mathbf{S}\mathbf{P}_i. \tag{1}$$

*1) ATE*—绝对轨迹误差：ATE 指标用作主要评估指标，用于比较整个估计轨迹与参考真实值。该指标为在先前对齐的轨迹上计算的均方根误差（RMSE）：

$$\mathrm{ATE}(\mathbf{F}_{1:n}) := \left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\|\mathrm{trans}(\mathbf{F}_i)\|^2\right)^{\frac{1}{2}}, \tag{2}$$

其中，$\mathrm{trans}(\mathbf{F}_i)$ 表示轨迹误差$\mathbf{F}_i$中的平移分量。

*2)* 相对位姿误差（*RPE*）：视觉惯性里程计算法在惯性测量单元和相机测量数据中通常会产生局部漂移。这类误差反映在相对位姿误差指标中，其计算方式与基于先前对齐轨迹计算绝对轨迹误差相似。与绝对轨迹误差不同，相对位姿误差通过评估固定时间间隔 $\Delta$内的误差来捕捉局部漂移。局部位姿误差的计算方式如下：

© IEEE，2022年。已被 ICUAS 2021 接收。数字对象标识符：10.1109/ICUAS54217.2022.9836067

$$\mathbf{E}_i := \left(\mathbf{Q}_i^{-1}\mathbf{Q}_{i+\Delta}\right)^{-1}\left(\mathbf{P}_i^{-1}\mathbf{P}_{i+\Delta}\right). \tag{3}$$

共得到 $m = n - \Delta$ 个局部位姿误差，这些误差来自$n$对$\mathbf{P}_i$、$\mathbf{Q}_i$ 位姿。随后，对所有$m$误差$\mathbf{E}_i$计算均方根误差：

$$\mathrm{RPE}(\mathbf{E}_{1:n}, \Delta) := \left(\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left\|\mathrm{trans}(\mathbf{E}_i)\right\|^2\right)^{\frac{1}{2}}. \tag{4}$$

本文所述所有实验中，区间 $\Delta$ 的值均设为 1 秒。

### C. 无人机平台

用于实验的无人机平台（图 6）基于 DJI F550 六旋翼机架，并配备 E310DJI 电机。PixHawk 4 飞行控制单元借助集成惯性测量单元的测量值，负责无人机姿态和姿态角速度的底层控制。此外，Pixhawk 将气压计数据与惯性测量单元提供的加速度以及朝下的激光测距仪提供的距离测量值进行融合，以估计无人机的高度。

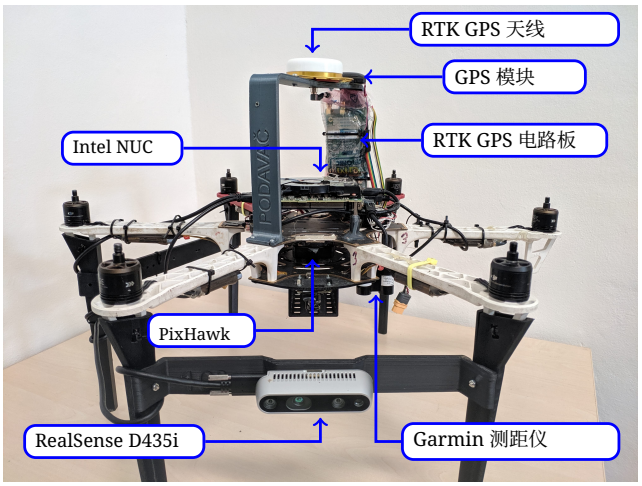


图 6：用于实验评估的无人机平台。

无人机顶部安装有 RTK GNSS接收机，该接收机与固定基站配合，可提供精度达 1 cm 的位置估计。这些位置估计值被用作真实值，具体如第 IV-A 节所述。

选择 Intel RealSense D435i 相机对视觉惯性里程计算法进行实验评估，原因在于它支持持续运行、易于设置、体积小巧、可选运行模式丰富，而且基本满足所有所考虑的视觉惯性里程计方法的要求。RealSense D435i 是一款复合相机，由滚动快门 RGB $1920\times1080$@30Hz 传感器、全局快门灰度 $1280\times720$@30Hz 立体相机对以及 Bosch BMI055 惯性测量单元组成。在所述实验中，仅使用 RealSense 中的双目相机和惯性测量单元；该系统也可以搭配任何满足特定视觉惯性里程计方法要求的其他相机运行。

所有车载软件均运行在 Intel NUC 8i7BEH 计算机上，该计算机支持以 2.7GHz 的基准时钟频率运行 8 个线程。

### D. Gazebo仿真器

依托上述 MRS系统的无人机平台及其完整的传感器套件，可以在逼真的 Gazebo仿真器中进行仿真 [41]，其中包括 PX4飞控软件栈，从而促进新方法安全集成到控制流程中。PX4 模型支持对 IMU 参数进行设置，尤其是所测角速度和线加速度的噪声密度与随机游走值。因此，仿真的 IMU 是无人机平台上 Pixhawk飞控所配备 IMU 的逼真模型。无需对 RTK 进行仿真，因为仿真器会输出无人机模型在世界坐标系中的精确位置，并将其作为真实值替代 RTK。

相机插件支持对 RealSense D435i相机进行仿真，并加入噪声以模拟具有挑战性的视觉条件。然而，仿真相机拍摄的图像不会受到照度不足和直射阳光的影响，而这正是我们最希望评估的因素。此外，运动模糊、自动曝光以及镜头非线性也未被建模。尽管仿真器是一种快速且低成本的方式，可以剔除那些即使在有利条件下也只能提供一般结果的参数组合，但仍需进行真实世界实验才能获得有意义的结果。

### E. 测试场景

首先，在仿真中比较所考虑的视觉惯性里程计算法，测试相机朝向、帧率、分辨率和飞行高度的各种组合，以确定在真实无人机平台上开展后续实验的最佳参数。随后，在要求严苛的实验中，使用绝对轨迹误差和相对位姿误差指标评估无人机上的算法。实验期间，无人机在具有挑战性光照条件且包含远处特征的室外环境中沿方形轨迹飞行。这种轨迹便于重复实验，同时包含急转弯和直线段，而这两种路段都可能给不同的视觉惯性里程计方法带来问题。最后一组实验在仿真环境和真实无人机上进行，用于评估算法在无人机控制回路反馈中的可靠性，因为在 IV-B 节中通过被动数据采集获得更好的指标结果，并不一定意味着反馈控制性能更好。

评估中生成了一条总长 80 m 的正方形轨迹。无人机飞行速度会影响图像特征在相邻相机帧之间移动的距离。为分析速度对算法可靠性的影响，实验采用以 1 $\mathrm{ms}^{-1}$、2 $\mathrm{ms}^{-1}$和 5 $\mathrm{m\,s}^{-1}$ 速度生成的轨迹进行。

## V. 实验

本节首先介绍旨在寻找最优相机参数的仿真实验。随后，对选定的视觉惯性里程计

算法进行比较，所用数据由真实无人机的机载传感器采集。最后，分析视觉惯性里程计方法在仿真和真实室外环境中的控制反馈表现。

### *A.* 帧率优化

在此测试中，我们针对 90° 的相机朝向测试了不同的每秒帧数，以评估快速运动期间的特征跟踪性能。通常，帧率越高，计算时间越长。然而，较高的帧率会缩短帧与帧之间的特征运动距离，从而可能提升快速运动时的性能。因此，本实验中设定的无人机速度为 5 ms $^{-1}$，以突出帧率提高所带来的影响。相机分辨率设为 640×360，无人机高度保持在 3 m。实验结果汇总于表 I。

| 相机 FPS | UAV 速度 [m s$^{-1}$] | S-MSCKF ATE | S-MSCKF RPE | SVO ATE | SVO RPE | VINS-Fusion ATE | VINS-Fusion RPE |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 30 | 5 | 1.4281$_2$ | 0.1974$_2$ | 2.2822 | 0.3562 | 9.2172$_1$ | 0.6869$_1$ |
| 60 | 5 | **0.3141**$_1$ | **0.1534**$_1$ | 0.4384 | 0.1048 | **0.0567** | **0.0712** |
| 90 | 5 | 1.0513$_1$ | 0.9427$_1$ | **0.4095** | **0.0912** | x | x |

表 I：仿真环境中的帧率评估实验结果。每种场景均使用相同参数重复实验 5 次，以验证鲁棒性和精度。表中的数值为这五次试验的中位数。若存在下标，则表示用于计算所得数值的成功测试重复次数；若无下标，则表示所有重复测试均成功。符号 x 表示所有测试均未成功。每种算法的最佳帧率以粗体标出。

S-MSCKF算法在 30Hz 下难以应对快速的特征变化。将帧率提高至 60 Hz 可改善这两项指标，但在 90 Hz 下，随着算法接近可用 CPU资源的上限，误差又开始增大。

SVO 的结果证实了其作者的说法：更高的相机帧率可以降低每帧的计算成本。因此，即使在无人机速度为 5 ms$^{-1}$ 的场景中，也能以较低误差运行。60 Hz 和 90 Hz 的帧率都提高了 SVO 结果的精度，但从 30 Hz 提高到 60 Hz 的影响要大得多（ATE 降低了 5 倍以上），而从 60 Hz 提高到 90 Hz 的影响较小（ATE 降低了 7%）。

与 S-MSCKF 类似，VINS-Fusion 在帧率从 30 Hz 提高到 60 Hz 时表现最佳，但在 90 Hz 时未能收敛。

### *B.* 使用真实无人机户外采集的数据进行评估

本次实验比较了视觉惯性里程计算法在无人机沿轨迹跟踪过程中，由机载传感器采集的数据；跟踪时的期望速度为 0.5 ms$^{-1}$、1 ms$^{-1}$和 2 ms$^{-1}$。实验期间，直射阳光对相机造成了显著影响。针对第 III-A 节中的全部四种相机朝向重复了比较，以观察增大俯仰角、避免相机朝向太阳是否能提升性能。此外，IMU测量值还受到飞行过程中无人机螺旋桨引起的振动的严重影响。VINS-Fusion 和 S-MSCKF 的加速度计噪声参数必须调高，否则其估计结果会开始发散。

| 相机方向 | UAV 速度 [m s$^{-1}$] | S-MSCKF | SVO | VINS-Fusion |
|---|---|---|---|---|
| 0° | 0.5 | **0.5533** | 1.6090 | 1.7885 |
| 0° | 1 | **0.6878** | 2.0226 | 1.8431 |
| 0° | 2 | **0.3553** | 2.5472 | 0.6605 |
| 10° | 0.5 | **0.2797** | 2.7256 | 0.4704 |
| 10° | 1 | **0.6952** | 2.4049 | 0.9081 |
| 30° | 0.5 | x | 5.5443 | **0.5744** |
| 30° | 1 | x | 4.8295 | **1.2863** |
| 90° | 0.5 | **0.7793** | 9.1213 | 3.0201$_1$ |
| 90° | 1 | **0.4793** | 6.0972 | 5.3223$_1$ |

表 II：使用真实无人机飞行中的三个不同数据集进行相机朝向评估实验所得的绝对轨迹误差结果（单位：米）。表中的数值为这 3 次试验的中位数。若有下标，则表示得出相应计算值的成功测试重复次数；若无下标，则表示所有重复测试均成功。x 表示所有重复测试均未成功。每种相机朝向和无人机速度条件下表现最佳的算法以粗体显示。

表 II 展示了各算法在真实无人机采集的数据集上的结果。除相机朝向为 30° 的情况外，S-MSCKF算法在所有测试中都明显优于另外两种算法。

在仿真实验中表现最佳的候选算法 VINS-Fusion，除相机朝向为 90° 的情况外，在所有试验中均表现良好。起飞时所有可见特征都很近，这似乎导致 VINS-Fusion 在启动时的尺度发生偏移，从而使绝对轨迹误差结果变差。

SVO 在每个测试案例中的表现都较差，这似乎是由相机图像质量不佳所致。尽管检测到了足够多的特征，轨迹尺度仍不正确，而且松耦合 IMU 配置无法改善估计性能。

令人意外的是，当相机俯仰角为 30° 时，S-MSCKF 未能收敛，因为 D435i 相机偶尔会出现闪烁，尤其是在室外阳光下。这是由相机自动曝光控制器的问题导致的，该问题自数据集创建以来已得到修复。尽管这是相机的硬件问题，但这表明，与其他受测算法相比，S-MSCKF 对快速曝光变化更为敏感。

总体而言，所有相机朝向在真实无人机数据集上都表现良好。相机俯仰角为 10° 的优势在于，既能避免阳光直射相机，又能让无人机前方的大部分特征保持在视野内。VINS-Fusion 的结果尤其明显地体现了这一改进。

### *C.* 仿真中的反馈

在本次测试中，我们在仿真环境下对无人机控制系统的反馈回路中的视觉惯性里程计算法进行了测试。此前的仿真测试中，相机俯仰角为 0°、10° 和 30° 时，结果差异不大，因为仿真中没有出现第 V-B 节真实世界数据集中存在的

© IEEE，2022年。已被 ICUAS 2021 接收。数字对象标识符：10.1109/ICUAS54217.2022.9836067

突发曝光变化及其他视觉问题。因此，反馈测试中仅测试了 0° 和 90° 方向。

SVO 已证明其在较高帧率下的鲁棒性，因此采用 60Hz 帧率。S-MSCKF 和 VINS-Fusion 算法在第 V-A 节中于高帧率下表现不佳，因此在 30Hz 相机帧率下进行评估。

对于 90° 相机朝向，高度设为 5m；对于 0° 相机朝向，高度设为 3m。根据初步仿真，这样应能取得最佳性能。所有结果汇总于表 III。

| 相机方向 | UAV 速度 [米/秒$^{-1}$] | S-MSCKF ATE | S-MSCKF RPE | SVO ATE | SVO RPE | VINS-Fusion ATE | VINS-Fusion RPE |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 0° | 1 | 0.6473 | 0.0871 | 0.6182 | 0.0610 | **0.3369** | **0.0451** |
| 0° | 2 | **0.3202** | 0.0967 | 0.7480 | 0.0781 | 0.4145 | **0.0944** |
| 0° | 5 | 0.4518 | 0.1390 | 1.2714 | 0.0994 | **0.3961** | **0.0773** |
| 90° | 1 | 0.0647 | 0.0504 | 0.3470 | 0.1041 | **0.0402** | **0.0294** |
| 90° | 2 | 0.1185 | 0.0630 | 0.2481 | 0.0973 | **0.0378** | **0.0371** |
| 90° | 5 | 0.2437 | 0.1426 | 0.3894 | 0.1131 | **0.1078** | **0.0631** |

表 III：仿真环境中的反馈控制测试结果。为避免外点，每个场景重复测试 3 次。表中的数值是这 3 次试验的中位数。每种算法在每种相机朝向下，所有试验中表现最佳的场景以粗体标出。

总体而言，相机朝向为 90° 且速度较低时，精度最佳。但由于无人机停留在地面时缺乏特征，无法通过视觉惯性里程计控制反馈起飞。因此，无人机必须借助全球导航卫星系统等额外的里程计源起飞，以初始化视觉惯性里程计。相机朝向为 0° 时的结果略逊于 90°，这是因为快速平移和偏航运动期间图像特征消失得更快。

相机朝向为 90° 时，VINS-Fusion 实现了几乎无漂移的轨迹，使其成为实际部署的首选方案。通过在优化过程中同时使用视觉特征和惯性测量单元的测量数据，可确保系统稳定性。S-MSCKF 的结果表明，该方法在相机朝向为 90° 时也表现良好。相机朝向为 90° 时，无人机在所有速度下的稳定性均令人满意。基于特征与惯性测量单元融合的扩展卡尔曼滤波方法提高了快速运动变化期间的稳定性，例如特征变化更快的加速过程中。相机朝向为 90° 时，SVO 的精度优于

相机朝向为 0°。与另外两种算法不同，SVO 主要依赖特征。IMU测量值仅用于运动校正，以改善结果。在剧烈机动过程中，特征数量会迅速减少，导致位置漂移，而较高的帧率可部分补偿这一问题。

### *D.* 使用真实无人机进行反馈控制

在仿真场景中验证将这些算法集成到反馈控制中的可行性后，我们在真实无人机上对这些算法进行了测试。所有测试均以 30 Hz 的帧率进行，默认高度设为 3 m。对于相机朝向为 90°、无人机速度为 1 m s$^{-1}$ 的情况，

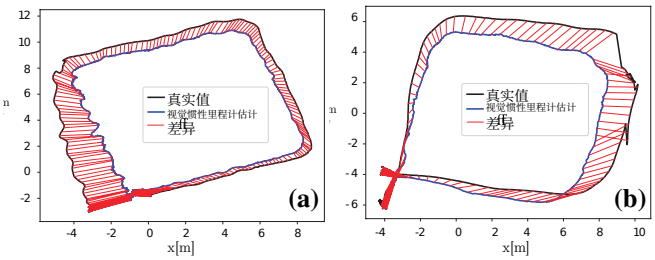


图7：相机朝向为 0° 时，在控制系统的反馈控制下使用 SVO 飞行得到的轨迹。轨迹 (a) 的绝对轨迹误差为 1.3395 m，期望速度为 0.5 m s$^{-1}$。更快的轨迹 (b) 的期望速度为 1 m s$^{-1}$，绝对轨迹误差为 1.3038 m。

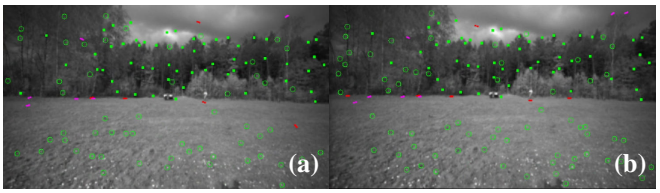


图8：反馈实验期间相机朝向为 0° 时，左侧 (a) 和右侧 (b) 相机图像中的 SVO特征。

高度设为 5 m，以便在涉及大幅倾斜的机动过程中进行特征跟踪。

S-MSCKF算法在第 V-B 节的实验中取得了令人满意的结果，因此可以在无人机控制系统的反馈回路中对其进行测试。SVO 算法的表现不尽如人意，但足够稳定，可以测试其性能。遗憾的是，VINS-Fusion 不够稳定，无法在反馈回路中安全测试。因此这里只展示 S-MSCKF 和部分 SVO 的结果。实验的俯视快照如图1所示。

尽管在真实数据集实验中的表现不稳定，如图7所示，SVO位姿估计仍可用于反馈回路。算法检测到特征后的相机图像如图8所示。然而，由于尺度估计不准确，位置误差很大。

图9a展示了相机朝向为0°时的S-MSCKF飞行。整个飞行过程中，光照条件相对恒定，且相机的快速移动/旋转得到最大程度的减少，因此特征数量保持稳定，如图10所示。令人惊讶的是，尽管加速度值很高，图9b所示的速度为3 ms$^{-1}$ 的飞行仍成功完成，且漂移极小。因此，S-MSCKF可能更适用于快速飞行，作者也通过其定制相机装置展示了这一点。

## VI. 结论

本文首次全面研究了在高对比度场景和直射阳光条件下，全自主无人机室外部署时视觉惯性里程计算法的性能。为确保此类轻量级视觉系统可靠运行，本文提出了一种基于迭代采样的轨迹塑形方法，通过减少无人机的倾斜来增加跟踪特征的数量。实证结果还表明，将相机沿俯仰角方向倾斜可以减弱阳光的负面影响

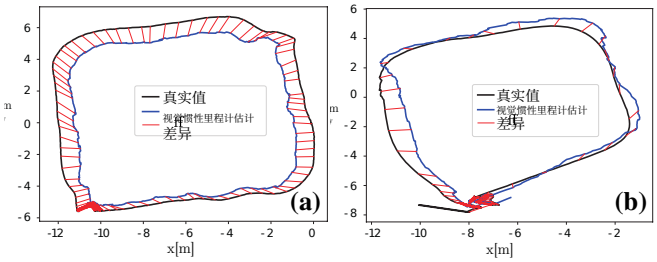


图9：使用 S-MSCKF 并将其反馈至控制系统时飞行的轨迹。图(a)显示相机朝向为 0°、期望速度为 1 m $s^{-1}$ 时的轨迹，绝对轨迹误差为 0.7574m。图(b)显示相机朝向为 90°、期望速度为 3 m $s^{-1}$ 时的轨迹，绝对轨迹误差为 0.4617m。

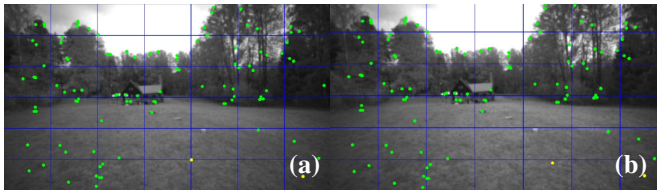


图10：在相机朝向为 0° 的反馈实验中，带有 S-MSCKF 特征的左侧(a)和右侧(b)相机图像。

，同时增加稳定图像特征的数量。

选定的视觉惯性里程计算法已集成到开源 MRS 无人机控制系统的反馈环节中。所有受测算法都能提供适用于仿真中稳定飞行的位姿估计，其中相机朝向为 90° 时，根据所用指标取得了最佳结果。正如预期，随着无人机速度提高，结果略有变差；不过，所有受测算法的安全速度均可达到 2 $ms^{-1}$，足以满足大多数预期应用的需求。

在真实环境中，这些算法受到阳光和螺旋桨诱发振动的影响，而后者会给IMU测量值增加噪声。遗憾的是，尽管VINS-Fusion算法在仿真中取得了最佳结果，但其稳定性还不足以直接在真实无人机的反馈回路中进行测试。在真实无人机控制系统的反馈回路中，S-MSCKF算法在这些严苛条件下的测试算法中取得了最佳结果。S-MSCKF算法的优势在于，基于卡尔曼滤波器的实现能够融合图像和IMU消息，从而在快速运动期间实现令人满意的状态估计精度。另一方面，只有在运动过程中才能观测到无人机状态，这会在悬停期间引入位置误差。SVO 算法对光照条件更加敏感，因为与S-MSCKF相比，它更加依赖捕获的图像；但在较慢的运动和悬停期间，其性能更佳。

## 致谢

本研究获得以下资助：CTU 项目资助编号 SGS20/174/OHK3/3T/13、捷克共和国技术局（TACR）项目编号 FW03010020、捷克科学基金会（GACR）研究项目编号 20-29531S、OP VVV 资助项目 CZ.02.1.01/0.0/0.0/16 019/0000765“信息学研究中心”，NAKI II 计划项目编号 DG18P02OVV069，以及欧盟地平线 2020 研究与创新计划资助的 AERIAL-CORE 项目，资助协议编号 871479。

## 参考文献

[1] F. Nekov´a˘r、J. Faigl 和 M. Saska，《用于规划输电线路巡检的多巡回集合旅行商问题》，IEEE机器人与自动化快报，第6卷，第4期，第6196–6203页，2021年10月。[2] G. Silano、J. Bednar、T. Nascimento、J. Capitan、M. Saska 和 A. Ollero，《面向输电线路巡检任务的空中认知多机器人系统多层软件架构》，载于2021年国际无人机系统会议（ICUAS）。IEEE，2021年，第1624–1629页。[3] M. Petrl´ık、T. B´a˘ca、D. He˘rt、M. Vrba、T. Krajn´ık 和 M. Saska，《一种适用于受限环境作业的鲁棒无人机系统》，IEEE机器人与自动化快报，第5卷，第2期，第2169–2176页，2020年。[4] R. Meshcheryakov、A. Salomatin、D. Senchuk 和 A. Shirokov，《利用无人机系统搜索、检测和控制入侵植物物种的方案》，《农业数字化与有机生产》，第245卷，第259–270页，2021年。[5] W. Qian、Y. Huang、Q. Liu、W. Fan、Z. Sun、H. Dong、F. Wan 和 X. Qiao，《利用无人机和深度卷积神经网络监测野外入侵外来植物》，《农业中的计算机与电子学》，第174卷，文章号105519，2020年。[6] K. C. Vivaldini、T. H. Martinelli、V. C. Guizilini、J. R. Souza、M. D. Oliveira、F. T. Ramos 和 D. F. Wolf，《用于主动疾病分类的无人机路径规划》，《自主机器人》，第43卷，第5期，第1137–1153页，2018年。[7] S. Aggarwal 和 N. Kumar，《无人机路径规划技术：综述、解决方案与挑战》，《计算机通信》，第149卷，第270–299页，2020年。[8] J. Jeon、S. Jung、E. M. Lee、D. Choi 和 H. Myung，《在 NVIDIA Jetson 上运行视觉惯性里程计：微型飞行器基准测试》，IEEE机器人与自动化快报，第6卷，第5332–5339页，2021年。[9] S. Kohlbrecher、O. von Stryk、J. Meyer 和 U. Klingauf，《一种灵活且可扩展的 SLAM 系统，具备完整的三维运动估计功能》，载于2011年 IEEE 国际安全、安保与救援机器人研讨会，2011年，第155–160页。[10] J. Zhang 和 S. Singh，《LOAM：实时激光雷达里程计与建图》，载于《机器人学：科学与系统》，第2卷，2014年，第9页。[11] Z. Liang、H. Shen、T. Chen、C. Gu 和 Q. Song，《基于单目视觉的无人飞行器定位研究》，《制导、导航与控制进展》，第644卷，第3269–3280页，2022年8月。[12] B. Patel、T. D. Barfoot 和 A. P. Schoellig，《利用 Google Earth 图像进行视觉定位，以实现无人机的鲁棒全局位姿估计》，载于2020年 IEEE机器人与自动化国际会议（ICRA），2020年，第6491–6497页。[13] J. Engel、V. Usenko 和 D. Cremers，《一种经过光度标定的单目视觉里程计基准》，arXiv预印本 arXiv:1607.02555，2016年。[14] M. Burri、J. Nikolic、P. Gohl、T. Schneider、J. Rehder、S. Omari、M. Achtelik 和 R. Siegwart，《EuRoC 微型飞行器数据集》，《国际机器人研究杂志》，第35卷，2016年1月。[15] J. Delmerico 和 D. Scaramuzza，《面向飞行机器人的单目视觉惯性里程计算法基准比较》，载于2018年 IEEE机器人与自动化国际会议（ICRA）。IEEE，2018年，第2502–2509页。[16] A. Quattrini Li、A. Coskun、S. M. Doherty、S. Ghasemlou、A. S. Jagtap、M. Modasshir、S. Rahman、A. Singh、M. Xanthidis、J. M. O’Kane 等，《开源视觉状态估计算法的实验比较》，载于《国际实验机器人研讨会》。Springer，2016年，第775–786页。[17] A. Geiger、P. Lenz 和 R. Urtasun，《我们准备好实现自动驾驶了吗？KITTI 视觉基准套件》，载于2012年 IEEE计算机视觉与模式识别会议。IEEE，2012年，第3354–3361页。[18] R. Duan、D. P. Paudel、C. Fu 和 P. Lu，《用于无人机鲁棒、精确视觉里程计的双目方向先验》，IEEE/ASME机电一体化汇刊，第1–11页，2022年。

© IEEE，2022年。已被 ICUAS 2021 接收。数字对象标识符：10.1109/ICUAS54217.2022.9836067

[19] T. Baca、M. Petrlik、M. Vrba、V. Spurny、R. Penicka、D. Hert 和 M. Saska，《MRS 无人机系统：借助自主无人飞行器推动可复现研究、现实环境部署和教育的发展》，智能与机器人系统期刊，第102卷，第26期，第1–28页，2021年5月。[20] L. Rocha、M. Aniceto、I. Ara´ujo 和 K. Vivaldini，《用于改善非结构化环境中路径规划的无人机全局规划器》，载于*2021*年国际无人机系统会议（*ICUAS*）。IEEE，2021年，第688–697页。[21] T. Baca、D. Hert、G. Loianno、M. Saska 和 V. Kumar，《用于无人机可靠室外部署的模型预测轨迹跟踪与避碰》，载于*2018*年*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*），2018年。[22] M. Petrl´ık、V. Von´asek 和 M. Saska，《利用多架微型飞行器优化协同监视任务覆盖范围》，载于*2019*年*IEEE*系统、人类与控制论国际会议（*SMC*），2019年，第4373–4380页。[23] R. P˘eni˘cka、J. Faigl、M. Saska 和 P. V´a˘na，《面向预算和曲率受限无人机、具有非零感知距离的数据采集规划》，《自主机器人》，第43卷，第1937–1956页，2019年。[24] K. Sun、K. Mohta、B. Pfrommer、M. Watterson、S. Liu、Y. Mulgaonkar、C. J. Taylor 和 V. Kumar，《用于快速自主飞行的鲁棒双目视觉惯性里程计》，*IEEE*机器人与自动化快报，第3卷，第2期，第965–972页，2018年。[25] M. Bloesch、S. Omari、M. Hutter 和 R. Siegwart，《采用直接式扩展卡尔曼滤波方法的鲁棒视觉惯性里程计》，载于*2015*年*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*）。IEEE，2015年，第298–304页。[26] M. Bloesch、M. Burri、S. Omari、M. Hutter 和 R. Siegwart，《基于迭代扩展卡尔曼滤波器并利用直接光度反馈的视觉惯性里程计》，《国际机器人研究杂志》，第36卷，第10期，第1053–1072页，2017年。[27] C. Forster、Z. Zhang、M. Gassner、M. Werlberger 和 D. Scaramuzza，《SVO：适用于单目与多相机系统的半直接视觉里程计》，*IEEE*机器人学汇刊，第33卷，第2期，第249–265页，2017年。[28] T. Qin、J. Pan、S. Cao 和 S. Shen，《一种利用多传感器进行局部里程计估计的通用基于优化的框架》，*arXiv*预印本 *arXiv:1901.03638*，2019年。[29] S. Leutenegger、S. Lynen、M. Bosse、R. Siegwart 和 P. Furgale，《利用非线性优化的基于关键帧的视觉惯性里程计tion，”《国际机器人研究杂志》，第34卷，2014年02月。[30] A. I. Mourikis 和 S. I. Roumeliotis，“一种用于视觉辅助惯性导航的多状态约束卡尔曼滤波器”，载于 *2007*年*IEEE*机器人与自动化国际会议论文集。IEEE，2007年，第3565–3572页。[31] M. Li 和 A. I. Mourikis，“基于高精度、一致性扩展卡尔曼滤波器的视觉惯性里程计”，《国际机器人研究杂志》，第32卷，第6期，第690–711页，2013年。[32] M. Li 和 A. Mourikis，“视觉辅助惯性导航的基于优化的估计器设计”，载于 机器人学：科学与系统，2023年，第241–248页。[33] C. Forster、M. Pizzoli 和 D. Scaramuzza，“SVO：快速半直接单目视觉里程计”，载于 *2014*年*IEEE*机器人与自动化国际会议（*ICRA*）。IEEE，2014年，第15–22页。[34] T. Qin、S. Cao、J. Pan 和 S. Shen，“一种利用多传感器进行全局位姿估计的通用基于优化的框架”，*arXiv*，第abs/1901.03642卷，2019年。[35] T. Qin、J. Pan、S. Cao 和 S. Shen，“一种利用多传感器进行局部里程计估计的通用基于优化的框架”，*arXiv*，第abs/1901.03638卷，2019年。[36] T. Qin、P. Li 和 S. Shen，“VINS-Mono：一种稳健且通用的单目视觉惯性状态估计器”，*IEEE*机器人学汇刊，第34卷，第4期，第1004–1020页，2018年。[37] T. Qin 和 S. Shen，“单目视觉惯性系统的在线时间标定”，载于 *2018*年*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*）。IEEE，2018年，第3662–3669页。[38] T. Baca、D. Hert、G. Loianno、M. Saska 和 V. Kumar，“面向无人机可靠室外部署的模型预测轨迹跟踪与避碰”，载于 *2018*年*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*）。IEEE，2018年，第1–8页。[39] J. Sturm、N. Engelhard、F. Endres、W. Burgard 和 D. Cremers，“RGB-D SLAM系统评估基准”，载于 *2012*年*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议。IEEE，2012年，第573–580页。[40] B. K. Horn，“使用单位四元数求解绝对定向的闭式解”，美国光学学会，第4卷，642，1987 4，629no. pp. –。[41] N. Koenig 和 A. Howard，“Gazebo（一种开源多机器人仿真器）的设计与使用范式”，载于 *IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议，日本仙台，2004年9月，第2149–2154页。