

EAROL: 环境增强感知意识规划和通过向下安装的倾斜激光雷达实现的鲁棒里程计

Xinkai Liang¹, Yigu Ge¹, Yangxi Shi¹, Haoyu Yang¹, Xu Cao¹ and Hao Fang^{1,2}

Abstract—为解决无人飞行器 (UAV) 在开放式场景 (如倒塌建筑物、无顶迷宫) 中定位漂移和感知规划耦合的挑战, 本文提出了一种名为 EAROL 的新框架。该框架采用向下倾斜安装的激光雷达配置 (20° 倾角), 集成了激光雷达惯性里程计 (LIO) 系统和分层轨迹-偏航优化算法。硬件创新通过密集地面点云采集和前方环境感知来增强约束, 实现动态障碍物检测。紧密耦合的 LIO 系统借助迭代误差状态卡尔曼滤波器 (IESKF) 及动态运动补偿, 在特征稀疏环境中实现了高水平的 6 自由度定位精度。规划器通过环境增强, 平衡了环境探索、目标跟踪精度和能效。物理实验表明在室内迷宫和 60 米尺度室外场景中, 跟踪误差减少了 81%, 感知覆盖率提高了 22%, 垂直漂移接近于零。本研究提出了一种硬件-算法协同设计范式, 为灾害后的搜索与救援任务提供了强大的 UAV 自主解决方案。我们将发布我们的软件和硬件作为一个开源包³供社区使用。视频: <https://youtu.be/7av2ueLSiYw>。

I. 介绍

无人机 (UAV) 目前广泛应用于工业、农业、救援行动和摄影等各个领域 [1]–[3]。在这些应用中, SLAM 模块至关重要, 它可以为在不熟悉的环境中安全导航提供密集的 3D 地图, 并为获取无人机的定位和姿态提供准确的状态估计。常见的传感器是相机 [4], [5] 和激光雷达 (LiDAR)。然而, 由于相机无法直接获得准确的三维信息, 且在低光照条件下存在局限性, 激光雷达正日益成为这些任务的强大传感器 [6], [7]。尽管如此, 激光雷达 SLAM 算法在极端情况下仍面临挑战, 例如过于开放的环境或瓦砾救援情况, 在这些情况下缺乏明显的特征。在这些退化场景中, 常见的安装式激光雷达缺乏约束, 导致状态估计出现发散和漂

移。为了解决这些问题, 技术发展正在从单传感器优化转向紧密耦合的多传感器融合 (例如, 视觉-激光雷达-IMU [8]) 和分层特征提取 (例如, 地面/强度/反射率)。这些进步通过在线校准和动态权重分配得到进一步增强, 以提高系统适应性。然而, 当前的方法主要依赖于后处理优化, 缺乏硬件配置和算法模型之间的协同设计。这为新型传感器配置和在线自适应校准方面的创新开辟了机会, 以整体解决各种运行条件下漂移问题。

为应对这些挑战, 我们提出了一种新颖的向下倾斜激光雷达配置, 该配置战略性地重新定向传感器的视野 (FOV), 以增强三维感知能力。这种创新安装实现了双重功能: (1) 通过地面点云获取加强垂直约束; (2) 增强前方动态障碍物检测的前向感知。在此硬件创新的基础上, 我们开发了一个强大的 LIO 系统, 该系统具备动态运动补偿和退化意识处理功能, 在低纹理环境中自动调整特征权重。

该配置引入的方向感知范式导致激光雷达的感知区域从全向变为定向, 从而产生了一个关键的感知-规划耦合挑战: 传统的基于激光雷达的规划器通常被动地生成与轨迹切线对齐的偏航角, 忽略了主动感知优化。受视觉感知感知规划原则启发, 我们提出了一种环境增强感知感知偏航角规划方法。

我们的主要贡献如下:

- 提出 *EAROL*, 一种 *E* 环境 *A* 增强感知驱动规划和 *R* 鲁棒 *O* 里程计通过下置倾斜的 LiDAR 框架。
- 在过度开放的环境中开发了一种具有动态补偿功能的高效且鲁棒的 LIO 通过 IESKF。
- 开发了一个由环境信息熵和跟踪误差增强驱动的轨迹和偏航规划器。
- 构建了一个完整的无人机系统, 并进行了物理实验以验证我们提出的解决方案。

*This work was supported in part by the National Nature Science Foundation of China (NSFC) under Grant (No.62133002) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.2024CX06098) separately.

¹All authors are with School of Automation, Beijing Institute of Technology. Xinkai Liang (yudubai@bit.edu.cn), Yangxi Shi (yangxi.shi@bit.edu.cn)

²The corresponding author: Hao Fang (fangh@bit.edu.cn)

³<https://github.com/FLAG-BIT/EAROL/>

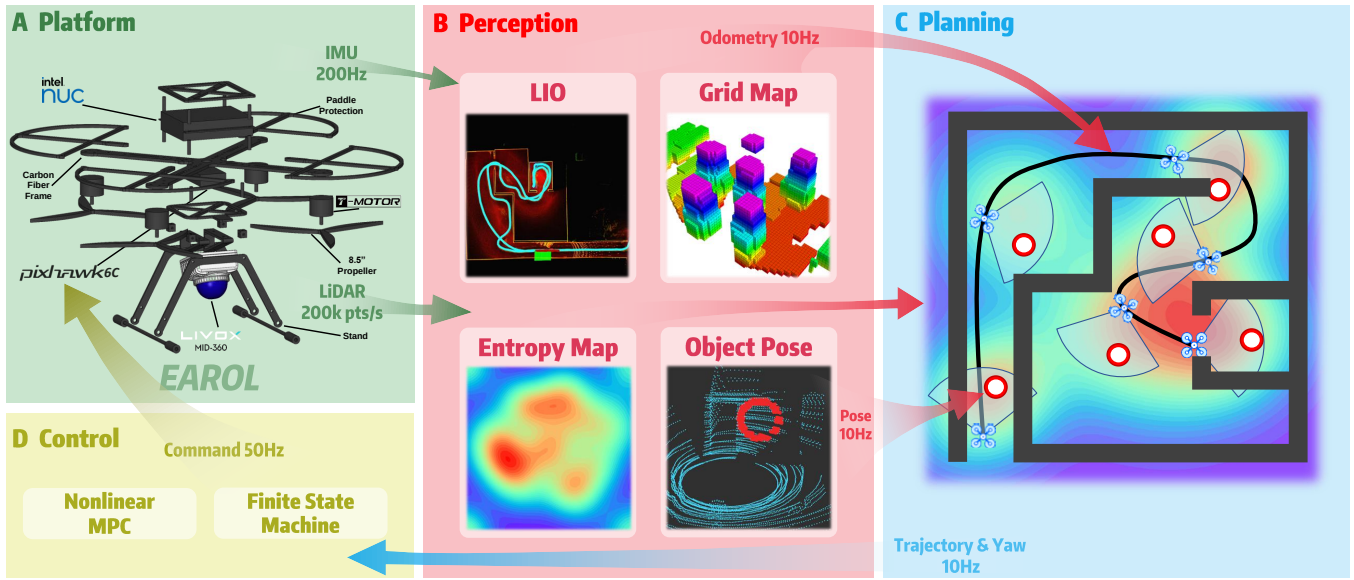


Fig. 1: 系统概述 EAROL。(A) 平台：无人机硬件组件的爆炸图视图。(B) 感知：LIO 模块以 10 赫兹的姿态估计频率运行，并紧密耦合 200 赫兹 IMU 数据融合，同时构建包含几何占用栅格地图和概率熵图的多层环境表示，以及通过基于 RANSAC 的鲁棒分割方法进行实时动态对象跟踪。(C) 规划：轨迹生成模块在融合里程计-几何状态空间内执行时空约束运动规划，同时基于熵图梯度和实时 RANSAC 追踪的对象位置进行计算高效的偏航角序列优化。(D) 控制：飞行控制系统通过非线性模型预测控制器（NMPC）处理导航参考，并采用滚动地平线优化与行为调节有限状态机（FSM），实现以 50 赫兹频率生成经过认证的鲁棒控制命令。

II. 相关工作

A. 激光雷达 SLAM 漂移

目前关于激光雷达 SLAM 的工作大多源自 LOAM [9]，通过边缘和平面特征提取实现 6 自由度定位，但它们对结构场景特征的依赖可能导致漂移。SLAM 漂移可能出现在各种情况下，例如垂直约束不足、环境过于开阔或面对复杂的三维结构，许多研究人员一直在致力于解决这个问题。

对于 z 轴漂移情况，后续工作如 LeGO-LOAM [10] 通过解耦地面点以优化俯仰角和滚转角显著减少了垂直误差。LIO-SAM [11] 进一步通过 IMU 预积分因子融合和重力对齐约束提高了 z 轴稳定性。最近的研究如 BALM [12] 提出了一种基于贝叶斯推理的全局优化框架，在 GPS 受限的室内环境中实现了高水平的垂直精度。此外，LIPS [13] 通过增强地面分割与点云强度信息来解决低纹理环境中的垂直漂移问题。

许多系统在特征稀疏或开放环境中由于特征匹配挑战而失败。V-LOAM [8] 提出了一种紧密耦合的视觉-LiDAR 方法，用视觉特征补充稀疏的 LiDAR 数据。近期的工作如 R3LIVE [14] 构建了辐射场地图，

以利用反射一致性约束在非结构化环境中实现鲁棒定位。此外，SC-LeGO-LOAM [10], [15] 集成了扫描上下文描述符，在停车场等重复性结构场景中将闭环检测成功率提高了 40%。

多层和复杂的 3D 结构也对激光雷达 SLAM 提出了显著的挑战。Ground-SLAM [16] 利用有结构的多层环境中的地面来压缩主要由激光雷达测量偏差引起的姿态漂移。PALoc [17] 采用点云高程分布直方图进行楼层变化识别，结合多层拓扑映射实现跨层次定位。为了解决复杂结构问题，LVI-SAM [18] 融合激光雷达-视觉-惯性数据，通过多传感器协作解决螺旋结构中的传感器退化问题。此外，MULLS [19] 提出了多尺度局部线性嵌入描述符，在过街天桥等复杂场景中实现了 97% 的定位成功率。

B. 感知-aware 轨迹和偏航规划

感知意识的轨迹和偏航规划已成为一个关键的研究方向，旨在将运动规划与传感器的感知约束相协调，以更好地适应环境不确定性并提高导航安全性。周等。[20] 提出了一种规划框架，该框架通过优化偏航角来最大化地图信息增益，从而整合了感知意识规划和风

险意识轨迹细化。在 [21] 中, 提出了一种直接基于视觉的方法, 优先考虑纹理丰富的区域并最小化定位不确定性。Tordesillas 等。[22] 定义了一种动态可见性, 调整轨迹以保持移动障碍物处于传感器视野内同时避免碰撞, 在杂乱场景中展示了实时性能。Takemura 将等。[23] 定义为特征点的密度, 这有利于姿态估计。在规划阶段, 框架通过快速探索随机树算法生成许多候选路径, 并从中选择一条。他们的另一项工作 [24] 提出了一个包括全局和局部路径规划的框架, 分别基于气动模型考虑能耗以及基于无人机周围特征点的扫描效果考虑感知质量。

虽然现有方法在特定场景中取得了进展, 但仍存在两个关键挑战未得到解决: (1) 单 LiDAR 在缺乏天花板特征的开放式环境中的持续垂直漂移, 以及 (2) 在轨迹规划中, 受方向感知约束下的偏航优化。

这些限制促使我们设计了 EAROL 的倾斜 LiDAR 配置和耦合轨迹-偏航优化框架。

III. 系统概述

整个系统的架构如图 1 所示。我们提出了一种新型的**平台**, 安装有向下倾斜的激光雷达, 如图 1(A) 所示。这种战略部署使无人机能够同时获取用于高度估计的低层几何特征和用于导航的前方环境数据。机身架构采用模块化的三层设计, 优化了功能性和可维护性。硬件组件和参数的详细信息将在实验部分中进行说明。关于软件架构, 如图 1(B)-(D) 所示, 我们的系统具有两大核心创新:**感知和规划**。我们开发了一个改进的 LIO 系统, 利用迭代误差状态卡尔曼滤波 (IESKF) 公式并带有动态协方差适应性。此外, 我们开发了一种分层规划框架, 该框架系统地将轨迹优化与动态可行性、平滑度、能效和避障整合在一起, 并通过一种新颖的多目标优化策略同时生成最优偏航角序列, 实现了环境探索和目标跟踪任务之间的有效平衡。

IV. 激光雷达-惯性里程计

在本节中, 我们提出了一种基于 IESKF 的 LIO 系统。通过紧密耦合的传感器融合框架, 并结合自适应激光雷达倾斜角度和动态运动补偿, 我们可以充分利用倒置和倾斜的激光雷达的优势。

A. 自适应激光雷达倾斜角度补偿

为了满足感知要求并确保检测到前方的大多数目标, 选择了 20° 的激光雷达倾斜角度。然而, 在安装

过程中不可避免会出现加工误差, 这可能导致激光雷达倾斜角度的变化。如果不对这些变化进行处理, 可能会影响定位精度。为使激光雷达系统能够执行自适应初始化并在每次启动时自动检测倾斜角度, 我们提出了一种方法, 该方法利用 IMU 测量的加速度数据来计算激光雷达的安装角度, 并采用滤波算法对加速度数据进行平滑和去噪, 从而提高角度计算的精度和鲁棒性。

假设在稳态下, 沿 x 轴、 y 轴和 z 轴的加速度分别表示为 a_x 、 a_y 和 a_z 。考虑到重力加速度的方向, 设备的倾斜角度可以根据 XoZ 平面上的加速度分量比估算为

$$pitch = \arctan \frac{a_x^{filtered}}{a_z^{filtered}} \quad (1)$$

其中 $a_x^{filtered}$ 和 $a_z^{filtered}$ 代表来自 IMU 的低通滤波后的加速度数据, 用于抵消原始 IMU 加速度测量中可能存在噪声或不规则波动的影响, 表示为

$$\begin{aligned} a_x^{filtered}(k) &= \alpha a_x(k) + (1 - \alpha) a_x^{filtered}(k-1) \\ a_z^{filtered}(k) &= \alpha a_z(k) + (1 - \alpha) a_z^{filtered}(k-1) \end{aligned} \quad (2)$$

B. LIO 基于 IESKF

本节介绍了一种基于 IESKF 的 LIO 系统, 该系统通过紧密耦合的传感器融合框架以及动态运动补偿和对退化场景的自适应处理, 显著提升了无人机在高速运动和复杂环境下的定位精度和鲁棒性。有三个核心思想。首先, 为了解决无人机快速飞行导致 IMU 数据不一致和点云失真问题, 提出了 Bézier 曲线插值方法生成平滑运动轨迹, 并通过时间戳对齐策略实现了高精度的点云去噪。其次, 引入了一种基于约束法向量退化检测方法, 结合环境结构约束的熵量化动态调整地图分辨率, 通过自适应体素滤波抑制由退化引起的定位漂移。最后但同样重要的是, IESKF 被用于融合 IMU 预积分和激光雷达观测进行状态优化。使用具有动态激活机制的多级体素哈希表高效管理全局地图。

1) 状态估计与动态补偿: 系统的状态向量表示为

$$\xi = [t_W^I, \phi_W^I, v_W^I, \beta_a, \beta_g, \gamma_W]^T$$

其中 $t_W^I \in \mathbb{R}^3$ 表示 IMU 在世界坐标系中的位置, $\phi_W^I \in SO(3)$ 表示 IMU 的姿态 (以李代数形式), $v_W^I \in \mathbb{R}^3$ 表示 IMU 的速度, $\beta_a, \beta_g \in \mathbb{R}^3$ 表示加速度计和陀螺仪的偏差, $\gamma_W \in \mathbb{R}^3$ 表示重力修正项。将 IMU 的原始数据

分解为真实值和噪声，表示为

$$\begin{aligned}\tilde{\omega} &= \omega_{\text{true}} + \beta_g + \varepsilon_g, \quad \varepsilon_g \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_g) \\ \tilde{a} &= R_l^W(a_{\text{true}} - \gamma_w) + \beta_a + \varepsilon_a, \quad \varepsilon_a \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_a)\end{aligned}$$

状态通过预积分阶段传递如下：

$$\begin{aligned}\Delta\phi &= \int_{t_k}^{t_{k+1}} (\tilde{\omega} - \beta_g) dt \\ \Delta t &= \int_{t_k}^{t_{k+1}} v_W^l dt + \frac{1}{2} \int_{t_k}^{t_{k+1}} R_l^W (\tilde{a} - \beta_a) dt^2 \\ \Delta v &= \int_{t_k}^{t_{k+1}} R_l^W (\tilde{a} - \beta_a) dt\end{aligned} \quad (3)$$

并通过全局更新阶段传递如下：

$$\begin{aligned}t_W^{l_{k+1}} &= t_W^{l_k} + v_W^l \Delta t + \Delta t \\ \phi_W^{l_{k+1}} &= \phi_W^{l_k} \oplus \Delta\phi \\ v_W^{l_{k+1}} &= v_W^{l_k} + \Delta v\end{aligned} \quad (4)$$

其中 $\oplus$ 代表李代数中的加法运算，确保姿态更新的流形性质。

为了消除由突然运动引起的点云畸变，我们提出了一种基于贝塞尔曲线的插值方法。对于一个时间戳为 $\tau_j \in [t_k, t_{k+1}]$ 的激光点，我们将归一化的时间偏移定义为

$$\mu = \frac{\tau_j - t_k}{t_{k+1} - t_k}$$

插值角速度和加速度被定义为

$$\begin{aligned}\omega_{\text{bezier}} &= (1 - \mu)^2 \omega_k + 2\mu(1 - \mu) \omega_m + \mu^2 \omega_{k+1} \\ a_{\text{bezier}} &= (1 - \mu)^2 a_k + 2\mu(1 - \mu) a_m + \mu^2 a_{k+1}\end{aligned} \quad (5)$$

其中 ω_m, a_m 是中间时间戳的 IMU 数据。通过利用插值的运动参数，将 LiDAR 坐标系中的点转换到世界坐标系中作为

$$p_{\text{undistort}}^j = \underbrace{\exp(\phi_W^l(\tau_j))}_{\text{rotation}} (p_L^j + t_L^l) + t_W^l(\tau_j) + v_W^l(\tau_j) \Delta\tau_j \quad (6)$$

这可以有效地消除由移动引起的点云拉伸或压缩。

2) 残差构造与退化场景处理：为了提高匹配的鲁棒性，在构建点到平面残差时引入了马氏距离加权，如下所示：

$$r_j = \frac{n_j^\top (p_{\text{undistort}}^j - c_j)}{\sqrt{n_j^\top \Sigma_j n_j}} \quad (7)$$

其中 n_j 是局部平面的法向量， c_j 是平面的中心点， Σ_j 是平面的拟合协方差矩阵。通过计算局部点云协方差

矩阵的特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ ，我们可以定义熵为

$$H = - \sum_{i=1}^3 \gamma_i \ln \gamma_i, \quad \gamma_i = \frac{\lambda_i}{\sum \lambda_i} \quad (8)$$

其中 $H < H_{th}$ 表示场景是退化的。

为了在状态更新过程中将阻尼项 $H \leftarrow H + \lambda p_{\text{degen}}$ 应用于退化方向，从而抑制不可观测方向中误差的积累，我们构造了一个投影矩阵作为

$$p_{\text{degen}} = \sum_{i: \gamma_i < \theta_h} v_i v_i^\top \quad (9)$$

我们根据当前点云密度 N_{current} 和目标密度 N_{target} 调整体素分辨率，执行动态体素过滤，通过在退化区域降低分辨率来减少不匹配情况作为

$$d_{\text{new}} = d_{\text{old}} \cdot \exp(-\eta \frac{N_{\text{current}} - N_{\text{target}}}{N_{\text{target}}}) \quad (10)$$

3) IESKF 优化与地图更新：我们定义误差状态向量为

$$\delta\xi = [\delta t_W^l, \delta\phi_W^l, \delta v_W^l, \delta\beta_a, \delta\beta_g, \delta\gamma_w]^\top$$

然后通过雅可比矩阵 J_h 对观测模型进行线性化，以更新状态作为

$$\delta\xi^{(i+1)} = \delta\xi^{(i)} - (J_h^\top R^{-1} J_h + p^{-1})^{-1} J_h^\top R^{-1} r^{(i)} \quad (11)$$

更新状态后，我们将其映射到流形空间，通过 $\xi \leftarrow \xi \oplus \delta\xi^{(i+1)}$ 确保值的稳定性。

在映射中，我们采用具有精细和粗略分辨率的双层体素哈希表来存储点云数据。细层专门用于保留高频细节，便于精确的局部匹配。相反，粗层负责维持全局结构，实现快速数据检索。此外，我们实现了一种动态激活机制，仅选择性地更新无人机附近的体素，从而显著减少计算开销。

4) 重定位模块：通过使用球谐函数编码局部环境特征，在匹配候选区域后，我们结合姿态图优化来实现快速重定位，如

$$f(p) = \sum_{l=0}^L \sum_{m=-l}^l a_{lm} Y_l^m(\theta, \phi) \quad (12)$$

其中， a_{lm} 是因子， θ 是 p 与 z 轴之间的角度， ϕ 是 p 与 XoY 平面之间的角度。

因此，我们可以采用稳健且精确的定位来应用于其他模块。

V. 轨迹和偏航角生成

本节提出了一种分层优化方法，用于轨迹和偏航角的生成，在考虑轨迹避障和控制代价的同时，通过优化偏航角来实现环境探索与目标跟踪之间的平衡。

A. 轨迹生成

对于无人机轨迹生成，总体目标是生成一条平滑的轨迹 $p(t): [0, t_M] \rightarrow \mathbb{R}^3$ ，该轨迹最小化由 s 阶导数 $\|p^{(s)}\|_2^2$ 表示的控制努力，同时满足所有动态约束和避障约束。考虑到微分平坦特性，可以使用多段多项式曲线来参数化轨迹，如 [25] 中所提出的。轨迹 $p(t)$ 由 M 段次数为 $N = 2s - 1$ 的多项式曲线组成。当给定初始状态 $\text{state}_0 = p^{(0:s-1)}(0)$ 和最终状态 $\text{state}_f = p^{(0:s-1)}(t_M)$ 时，曲线的 i 段通过内部路点 $Q = (q_1, \dots, q_{M-1})$ 和时间分配 $T = (T_1, \dots, T_{M-1})$ 进行参数化，如下所示：

$$p_i(t) = C_i(Q, T, \text{state}_0, \text{state}_f) \beta(t) \quad (13)$$

其中， $\beta(t) = [1, t, t^2, \dots, t^N]^\top \in \mathbb{R}^{2s}$ 是多项式曲线的基础函数，而 $C_i = [c_{i0}, c_{i1}, \dots, c_{iN}]^\top \in \mathbb{R}^{2s}$ 是曲线的系数矩阵。具体来说， C_i 可以直接通过求解已知的 Q 和 T 的线性系统获得，根据 [25]。

轨迹生成问题可以表述为如下非线性优化问题：

$$\min_{Q, T} \sum_i \lambda_i J_i \quad (14)$$

其中 J_i 是几个惩罚项， λ_i 是相应的权重，包括轨迹平滑度惩罚 J_s ，动态可行性惩罚 J_f ，障碍物碰撞惩罚 J_o 和总时间惩罚 J_t 。

1) 平滑度惩罚 J_s ：如上所示，平滑度惩罚是位置的 s 阶导数的积分：

$$J_s = \sum_{t_0}^{t_M} \|p^{(s)}(t)\|_2^2 \quad (15)$$

2) 动态可行性惩罚 J_f ：我们限制速度、加速度和冲击度，当超过给定的物理阈值时：

$$J_f = J_v + J_a + J_j \quad (16)$$

$$J_v = \sum_{t_0}^{t_M} \max((\dot{p}(t_i)^2 - vel_{max}^2), 0) \quad (17)$$

$$J_a = \sum_{t_0}^{t_M} \max((\ddot{p}(t_i)^2 - acc_{max}^2), 0) \quad (18)$$

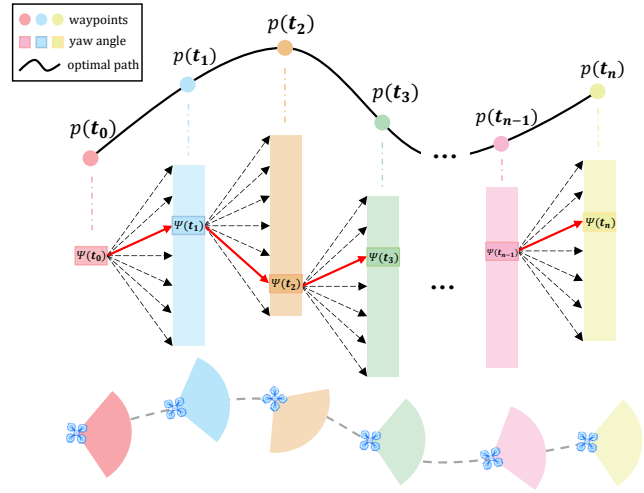


Fig. 2: 搜索横滚序列的图。我们将地平线内的轨迹分为 n 段。根据上一层搜索中找到的横滚角度，在一定范围内采样生成搜索空间，如图中较宽的条纹所示。

$$J_j = \sum_{t_0}^{t_M} \max((\ddot{p}(t_i)^2 - jer_{max}^2), 0) \quad (19)$$

其中 vel_{max} , acc_{max} , jer_{max} 分别表示执行器对应的最大速度、加速度和冲击度限制。

3) 障碍碰撞惩罚 J_o ：当距离最近障碍物的距离太小，意味着发生碰撞的概率更高。因此，我们对最短距离小于给定阈值时进行惩罚：

$$J_o = \sum_{t_0}^{t_M} \max(\mathcal{D} - \text{dis}(p_i), 0) \quad (20)$$

其中 $\text{dis}(\cdot)$ 表示从当前位置到最近障碍物的距离，而 $\mathcal{D} > 0$ 是决定何时进行惩罚的阈值。

4) 总时间惩罚 J_t ：我们希望总飞行时间尽可能短，尽管在可行性和平滑性的约束范围内：

$$J_t = \sum_{t_0}^{t_M} T_i \quad (21)$$

上述非线性优化问题可以通过无约束优化算法（如 L-BFGS）高效求解。

B. 横滚角优化

对于偏航角序列的生成，我们在轨迹上以相等的时间间隔采样目标点。每个目标点通过从 $-\pi$ 到 π 的偏航角度以相同的间隔进行采样，从而生成各种节点，可以表示为 (p_x, p_y, p_z, ψ, t) 。如图 2 所示的结果图中，同一层中的节点具有相同的时间戳和三维位置，偏航

角在 $-\pi$ 和 π 之间均匀分布。为了充分考虑场景需求，构造了一个成本函数为

$$C = \alpha \cdot \sum H_i - \beta \cdot T(\psi) - \gamma \cdot E(\psi) \quad (22)$$

其中 α 、 β 和 γ 是动态系数，满足 $\alpha + \beta + \gamma = 1$ ，用于调整各个组成部分的权重。方程 (22) 使用网格地图的信息熵来衡量环境探索的程度，通过目标在视野内的极角评估识别和跟踪的有效性，并增加一个偏航旋转成本项以平衡能耗。

第一项是关于环境探索的。假设每个网格的占用概率表示为 $p_i \in [0, 1]$ ，信息熵表示为

$$H_i = e^{-R_i} [-p_i \log_2 p_i - (1 - p_i) \log_2 (1 - p_i)] \quad (23)$$

其中 $-e^{-R_i}$ 表示距离的负指数项，用于减弱远处网格的影响。我们使用以无人机为中心、边长为 5 米的局部地图，并基于以无人机为中心的极坐标角度对扇形区域内的信息熵进行统计分析。

第二项关于识别和跟踪误差，通过目标位置与视场中心之间的极坐标角度偏差的平方来衡量，以评估目标跟随性能。该值经过归一化并映射到区间 $[0, 1]$ ，即

$$T(\psi) = \left(\frac{\psi(dx, dy)}{\pi} \right)^2 \quad (24)$$

其中 dy 和 dx 是目标相对于视场中心的偏移量。为了防止频繁微调偏航角，设置了一个死区阈值 ψ_{th} ，即

$$\psi(dx, dy) = \begin{cases} 0, & |\arctan(\frac{dy}{dx})| \leq \psi_{th} \\ \arctan(\frac{dy}{dx}), & |\arctan(\frac{dy}{dx})| > \psi_{th} \end{cases}$$

第三项关于平衡偏航旋转的能耗，表示为与上一时刻差值的平方

$$E(\psi) = (\psi_t - \psi_{t-1})^2 \quad (25)$$

图搜索问题可以通过 Dijkstra 算法解决。为了应对大规模图形和信息冗余的问题，我们采用了一种基于最大角速度的剪枝策略。通过利用当前偏航角、最大角速度以及轨迹的采样间隔，我们可以计算出在动态约束下下一时刻偏航角的可行范围。仅在这个范围内进行采样显著减小了图的规模。此外，考虑到避碰轨迹是不断演变的，我们采用了增量偏航序列搜索的时间窗口。

因此，我们可以采用避撞轨迹结合搜索跟踪平衡偏航角序列。

TABLE I: EAROL 平台的物理数据

参数	数据
Mass [kg]	1.89
Maximum Thrust [N]	50.485
Thrust-to-Weight Ratio	2.67
Inertia [$g \cdot m^2$]	[3.69, 3.02, 5.54]
Battery Endurance [min]	>15

VI. 实验

我们在物理环境中进行了三次实验，以验证 EAROL 的里程计和规划模块。实验包括在没有天花板的室内迷宫中进行地图绘制，在操场上的大型室外场景中进行地图绘制，该场景包含多个具有挑战性的元素，以及在具有挑战性的室内环境中跟踪动态物体。

A. 平台

无人机平台如图 1(A) 所示，具有 350mm 的轮距和 8.5 英寸碳纤维螺旋桨。机载计算机是 Intel NUC13ANKi7，配备 Intel Core i7-1360P 处理器、16GB RAM 和 512GB ROM。飞行控制单元是 Holybro Pixhawk 6C，具有 STM32H743，32 位 Arm Cortex-M7，480MHz，2MB 内存和 1MB SRAM。激光雷达为 MID360，其视场角范围为 -7° 到 52° ，每秒可获得超过 200,000 个点。动态障碍物由一个环形结构和一辆无人地面车辆 (UGV) 组成，其中环形结构可以使用 RANSAC (随机抽样一致性) 轻松识别，而 UGV 的最大速度为 1.5m/s。平台的具体物理数据见表 I。

B. 室内定位

为了展示 EAROL 在退化环境中的鲁棒性，我们在第一个实验设置中构建了一个具有挑战性的小型场景，该场景长 17 米，宽 12 米。这个环境包含一个 12 米长的狭窄走廊，并且过滤掉高于 1.5 米的点云以模拟极端条件下的 LIO 系统情况。为了进行比较分析，我们的 EAROL 和传统的 LIO 框架 (使用 FAST-LIO2 [26]) 都安装在相同的移动平台上。所有硬件配置相同，除了激光雷达的安装位置。图 3 显示的映射结果展示了在相同实验条件下 EAROL 与 FAST-LIO2 的表现对比。如图 3 (d) 和 (e) 所示的不同颜色帧中的视觉分析表明，我们的算法生成了特别清晰且精确的映射输出，并具有明确界定的边界，准确地重建了环境的空间配置。相比之下，FAST-LIO2 实现表现出显

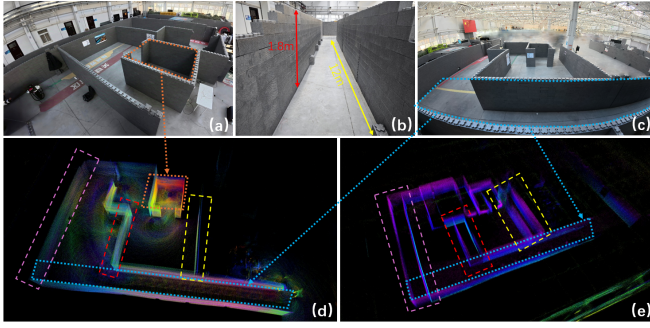


Fig. 3: 室内定位实验的场景和结果。(a) 和 (c) 展示了我们定制建造的迷宫结构的整体视图，而 (b) 则详细展示了构建的狭窄走廊。(d) 和 (e) 分别展示了 EAROL 和 FAST-LIO2 的映射结果，在跨区域中使用“-”类型相同颜色的边界框进行高亮显示。真实世界照片和点云地图中的同一区域使用“..”类型。

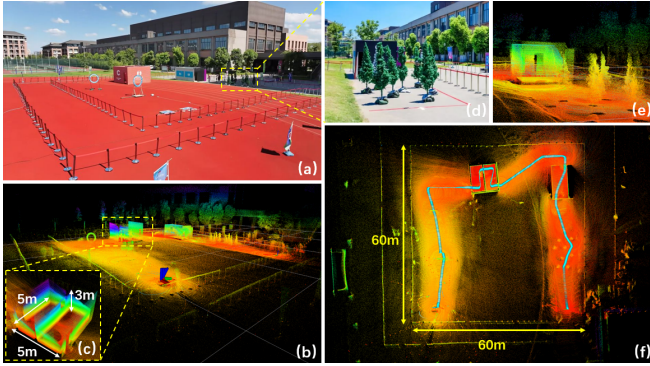


Fig. 4: 户外定位实验的场景和结果。(a) 和 (d) 分别展示了场景的全景视图和密集植被群落，而 (b)、(c) 和 (e) 展示了全景、迷宫和密集植被群落的映射结果。(f) 描述了从顶部到底部视角的空中映射结果以及相关的导航轨迹。

著的位置漂移和边界的较大偏差，无法保持与实际测试环境结构的真实度。

C. 户外定位

为了严格验证 EAROL 的可扩展性，我们在一个长宽各 60 米的情景中进行了大规模的地图实验。测试环境包含五个不同的挑战元素：(1) 密集的植被集群，(2) 封闭的货运集装箱，(3) 带有 3 米高墙壁的露天迷宫结构，(4) 静止的环形物，以及 (5) 动态移动的环形物。在自主导航过程中，EAROL 通过同步数据采集和自适应处理展示了实时环境感知能力，实现了高保真的三维重建，并保持了精确的障碍物规避能力。图 4 全面记录了任务执行过程，显示了空中轨迹与重建空

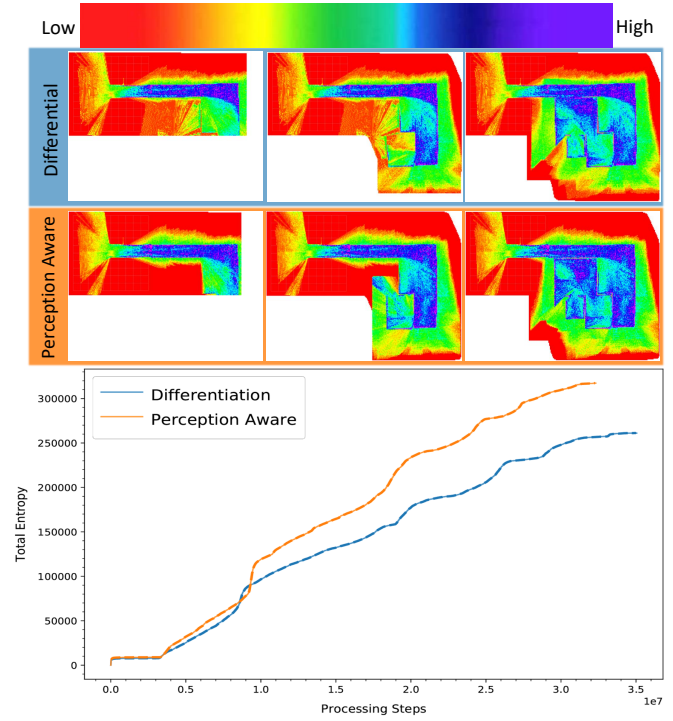


Fig. 5: 场景在任务步骤上的信息熵。顶部的 6 个图像是不同步骤下的熵图。每个像素的熵值是通过将三维地图中相同水平坐标但不同高度的网格的熵值相加得出的。红色表示低熵，紫色表示高熵。

间特征之间与真实环境配置的高度一致性。室内定位和室外定位在露天环境中表现出了强大的性能，特别是在保持高水平的位置准确性和地图制作方面。

D. 在迷宫中追踪动态对象

我们在第一项实验提到的室内场景中进行了动态目标跟踪实验，采用提出的 LIO 方法，其中参数设置为 $\alpha = 0.3, \beta = 0.6, \gamma = 0.1$ 在 (22) 中。平台从隧道一端开始飞行，并要求在其导航过程中获取并跟踪一个动态目标（由安装在 UGV 上的环形物组成）。获取目标后，EAROL 基于熵图、跟踪误差和能耗生成偏航序列，以保持目标处于视野内并避免碰撞。对基于差分的偏航生成与 EAROL 进行了比较分析，并通过两个关键指标进行定量评估。全局地图信息熵演化由 (23) 和 LIO 更新，使用由射线投射更新的局部网格图。跟踪误差分布定义为 (24)。图 5 展示了不同步长下的 6 个熵地图示例，并最终实现了 22% 次环境感知质量提升。图 6 展示了无人机有效保持目标位于其视野中心（不超过 32 度）的能力，同时执行感知驱动的偏航角调整，而不会偏离预期路径。相比之下，当使用差分

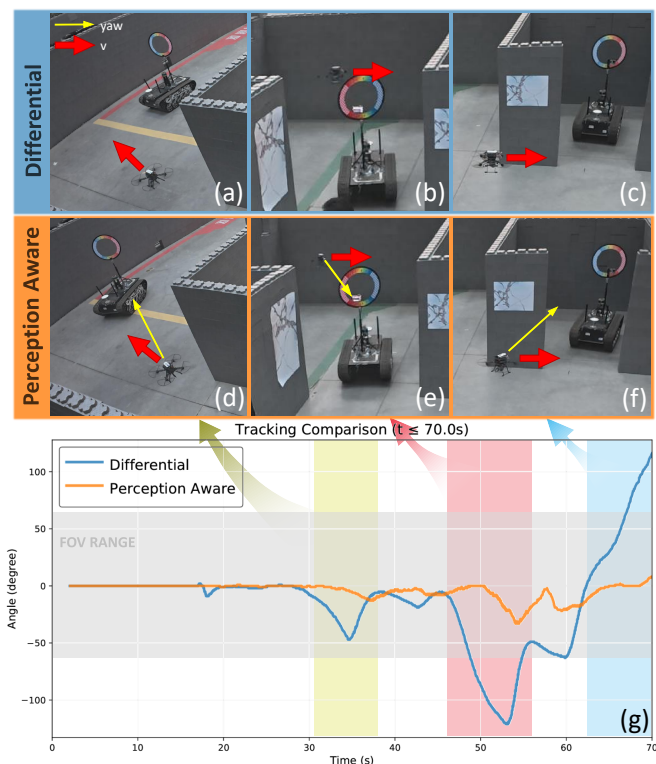


Fig. 6: 跟踪误差随时间变化。图 (a)-(c) 和 (d)-(f) 描绘了分别由差分法和感知感知生成偏航时捕获的图像，其中红色和黄色箭头分别表示速度方向和偏航方向（在差分生成的情况下，速度方向和偏航角度方向一致）。在图 (g) 中，黄色、红色和蓝色区域对应现实世界在不同时间实例的情况，而灰色范围代表 FOV。

生成偏航角时，无人机经常失去对目标的视线（超过 120 度），这是由于其行进方向与目标朝向之间的差异造成的。统计显示累积跟踪误差的减小率为 81%，最大瞬时误差的减小率为 73%。

VII. 结论

本工作提出了一种全面且环境增强的解决方案，用于开放式退化场景中的无人机定位和规划。通过创新性地向下安装并倾斜激光雷达，EAROL 利用地面几何约束消除垂直漂移，同时保持向前感知能力。所提出的 LIO 系统在几种极端场景下实现了高精度。此外，我们的感知意识航向规划算法通过基于熵驱动成本函数的图搜索优化了环境探索、目标跟踪和能源效率。最后，我们进行了物理实验以证明系统的鲁棒性和效率。本研究为无人机在搜救和探索任务中的应用提供了可扩展的解决方案。未来的研究将重点在于优化飞行速度，并整合语义意识模块，建立一个多模态

感知框架，在动态操作约束下增强环境感知能力。

References

- [1] B. Rabta, C. Wankmüller, and G. Reiner, "A drone fleet model for last-mile distribution in disaster relief operations," *International journal of disaster risk reduction*, vol. 28, pp. 107–112, 2018.
- [2] B. Mishra, D. Garg, P. Narang, and V. Mishra, "Drone-surveillance for search and rescue in natural disaster," *Computer Communications*, vol. 156, pp. 1–10, 2020.
- [3] S. M. S. M. Daud, M. Y. P. M. Yusof, C. C. Heo, L. S. Khoo, M. K. C. Singh, M. S. Mahmood, and H. Nawawi, "Applications of drone in disaster management: A scoping review," *Science & Justice*, vol. 62, no. 1, pp. 30–42, 2022.
- [4] T. Qin, P. Li, and S. Shen, "Vins-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator," *IEEE transactions on robotics*, vol. 34, no. 4, pp. 1004–1020, 2018.
- [5] C. Campos, R. Elvira, J. J. G. Rodríguez, J. M. Montiel, and J. D. Tardós, "Orb-slam3: An accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap slam," *IEEE transactions on robotics*, vol. 37, no. 6, pp. 1874–1890, 2021.
- [6] K. Li, M. Li, and U. D. Hanebeck, "Towards high-performance solid-state-lidar-inertial odometry and mapping," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6, no. 3, pp. 5167–5174, 2021.
- [7] H. Wang, C. Wang, and L. Xie, "Lightweight 3-d localization and mapping for solid-state lidar," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6, no. 2, pp. 1801–1807, 2021.
- [8] J. Zhang and S. Singh, "Visual-lidar odometry and mapping: Low-drift, robust, and fast," in *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2015, pp. 2174–2181.
- [9] —, "LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time," in *Robotics: Science and Systems*, vol. 2, 2014, pp. 1–9.
- [10] T. Shan and B. Englot, "LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain," in *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2018, pp. 4758–4765.
- [11] T. Shan, B. Englot, D. Meyers, and et al., "LIO-SAM: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping," in *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2020, pp. 5135–5142.
- [12] Z. Liu and F. Zhang, "BALM: Bundle adjustment for lidar mapping," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6, no. 2, pp. 3184–3191, 2021.
- [13] P. Geneva, K. Eickenhoff, Y. Yang, and et al., "LIPS: Lidar-inertial 3d plane slam," in *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2018, pp. 123–130.
- [14] J. Lin and F. Zhang, "R3LIVE: A robust, real-time, rgb-colored, lidar-inertial-visual tightly-coupled state estimation and mapping package," in *2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2022, pp. 10672–10678.
- [15] G. Kim and A. Kim, "Scan Context: Egocentric spatial descriptor for place recognition within 3d point cloud map," in *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2018, pp. 4802–4809.
- [16] X. Wei, J. Lv, J. Sun, and et al., "Ground-SLAM: Ground constrained lidar slam for structured multi-floor environments," 2021.

- [17] X. Hu, J. Wu, J. Jiao, and et al., “PALoc: Robust prior-assisted trajectory generation for benchmarking,” 2023.
- [18] T. Shan, B. Englot, C. Ratti, and et al., “LVI-SAM: Tightly-coupled lidar-visual-inertial odometry via smoothing and mapping,” in 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021, pp. 5692–5698.
- [19] Y. Pan, P. Xiao, Y. He, and et al., “MULLS: Versatile lidar slam via multi-metric linear least square,” in 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021, pp. 11 633–11 640.
- [20] B. Zhou, J. Pan, F. Gao, and S. Shen, “Raptor: Robust and perception-aware trajectory replanning for quadrotor fast flight,” IEEE Transactions on Robotics, vol. 37, no. 6, pp. 1992–2009, 2021.
- [21] G. Costante, C. Forster, J. Delmerico, P. Valigi, and D. Scaramuzza, “Perception-aware path planning,” 2017, arXiv:1605.04151.
- [22] J. Tordesillas and J. P. How, “Panther: Perception-aware trajectory planner in dynamic environments,” IEEE Access, vol. 10, pp. 22 662–22 677, 2022.
- [23] R. Takemura and G. Ishigami, “Perception-aware receding horizon path planning for uavs with lidar-based slam,” in 2022 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI). IEEE, 2022, pp. 1–8.
- [24] R. Takemura, N. Aoki, and G. Ishigami, “Energy-and-perception-aware planning and navigation framework for unmanned aerial vehicles,” Advances in Mechanical Engineering, vol. 15, no. 4, p. 16878132231169688, 2023.
- [25] Z. Wang, X. Zhou, C. Xu, and F. Gao, “Geometrically constrained trajectory optimization for multicopters,” IEEE Transactions on Robotics, vol. 38, no. 5, pp. 3259–3278, 2022.
- [26] W. Xu, Y. Cai, D. He, J. Lin, and F. Zhang, “Fast-lio2: Fast direct lidar-inertial odometry,” IEEE Transactions on Robotics, vol. 38, no. 4, pp. 2053–2073, 2022.