

PERAL: 感知意识运动控制在球形机器人被动激光雷达激励中的应用

Shenghai Yuan*, Jason Wai Hao Yee*, Weixiang Guo, Zhongyuan Liu, Thien-Minh Nguyen, and Lihua Xie

Abstract— 自主移动机器人越来越多地依赖于激光雷达-惯性测量单元里程计进行导航和建图, 然而水平安装的激光雷达如 MID360 捕获的地表返回数据较少, 限制了地形感知能力并降低了在特征稀疏环境中的性能。先前的解决方案——静态倾斜、主动旋转或高密度传感器——要么牺牲水平感知, 要么增加执行器、成本和功耗。我们介绍了 PERAL, 一种适用于球形机器人的感知意识运动控制框架, 它可以在没有专用硬件的情况下实现被动激光雷达激励。通过建模内部差速驱动执行与传感器姿态之间的耦合关系, PERAL 将有界非周期性振荡叠加到名义上的目标或轨迹跟踪命令上, 在保持导航精度的同时丰富垂直扫描多样性。PERAL 在紧凑型球形机器人上实施, 并在实验室、走廊和战术环境中进行了验证。实验表明, 地图完整度可达 96%, 轨迹跟踪误差减少 27%, 并且能稳健地检测地面附近的人体, 所有这些都比静态倾斜、主动旋转和固定的水平基线具有更低的重量、功耗和成本。设计和代码将在接受后开源。

I. 介绍

基于 LiDAR 的感知 [1] 已成为移动机器人技术 [2], [3] 的基石, 使在复杂环境中实现精确建图 [4]、定位 [5] 和导航 [6] 成为可能。最近在轻量级 3D 激光雷达 [7], 如 MID360 [8] 方面的进展扩大了它们在自动驾驶汽车和室内服务机器人中的应用。然而, 一个持续存在的挑战是地面覆盖范围。许多激光雷达配置——特别是水平安装的配置——未能捕捉足够的近场地面点, 导致地图不完整、地形理解能力下降以及平地或特征稀疏环境中 SLAM 准确性 [9] 降低。

存在的解决方案尝试以多种方式解决这一限制。如 PULSAR [10]、UA-MPC [11] 等工作所示, 驱动激励机制会定期旋转激光雷达以扩展垂直视场并提高地

面可见度。虽然有效, 这些方法引入了额外的执行器、控制复杂性和功耗。相比之下, 静态倾斜安装 [12] 提供了一种简单且低成本的方式来改善地面覆盖范围, 但牺牲了长距离水平扫描的一致性, 并可能降低闭环性能。倾斜方式在长走廊区域 [13] 更有可能恶化。高密度激光雷达如 Ouster 系列固有地捕捉更多地面点, 但对于紧凑平台而言仍然成本高昂且功耗大。

核心挑战在于在不牺牲水平感知、增加机械复杂性或产生显著能耗的情况下提高地面覆盖范围。实现这一点需要重新思考如何在没有专用执行器的情况下增强传感器运动, 以及如何通过自然平台动力学作为副产品来改善感知。

在这项工作中, 我们提出了一种新颖的方法: 通过球形移动机器人内在的运动被动激发 LiDAR。在我们的设计中, 驱动机制——即位于球壳内的轮子——自然地诱导了在行进过程中 LiDAR 的小幅度、非周期性的姿态扰动。这些被动的方向变化拓宽了垂直扫描分布范围, 在不增加执行器、控制模块或能耗的情况下显著增加了近场地面的可见性。我们通过定量实验验证了我们的方法, 比较了与传统水平安装、静态倾斜和主动旋转基准相比的地面点覆盖范围、SLAM 精度以及地图完整性的结果。

本工作的主要贡献是:

- 我们开发了一种面向感知的运动模型, 用于球形机器人, 该模型捕捉了内部驱动与激光雷达方向变化之间的耦合关系, 从而能够实现受控的姿态振荡, 以同时进行轨迹跟踪和提高地面覆盖范围。
- 我们提出了一种控制策略, 该策略在名义轨迹命令上叠加有界的、基于模型的振荡运动, 从而提高垂直扫描多样性和 LiDAR-IMU 可观测性, 而不牺牲导航精度或需要额外执行器。
- 我们在一个真实的球形机器人平台上实现了并验

*Equal Contribution.

All authors are with the Centre for Advanced Robotics Technology Innovation (CARTIN), School of Electrical and Electronic Engineering, Nanyang Technological University, 50 Nanyang Avenue, Singapore 639798.

Emails: {shyuan, elhxie}@ntu.edu.sg

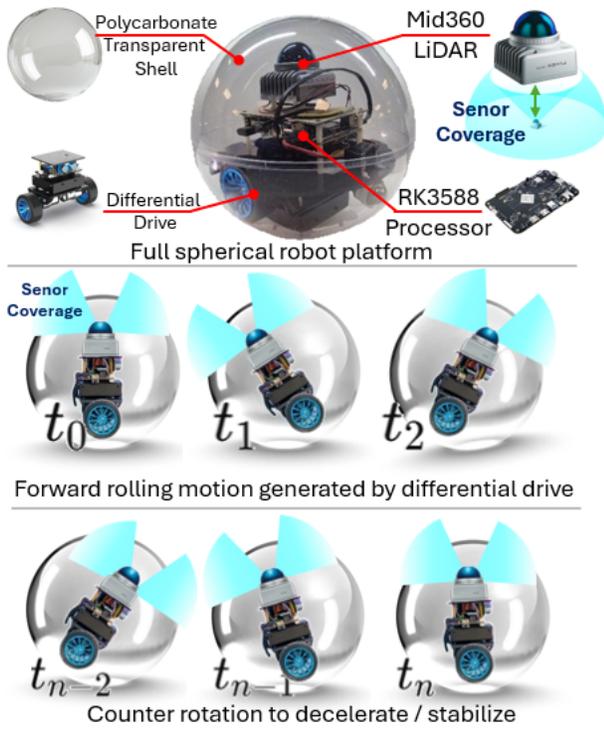


Fig. 1. 所提出的球形机器人（顶部）的硬件和感知架构及其随时间滚动运动（底部）。聚碳酸酯外壳提供保护，而内部差分驱动使滚动移动成为可能。安装在顶部的 Mid360 激光雷达提供 360° 三维感知，并由板载 RK3588 处理器融合以进行地图绘制和环境意识。时间序列说明了加速滚动（“加速”）和控制减速（“刹车”）。抬头和低头运动使 LiDAR 覆盖范围更广，而无需额外的电机。

证了所提出的方法，与水平安装、静态倾斜和主动旋转基准相比，在地面点覆盖、地图完整性以及 SLAM 精度方面显示出显著改进。

备注：这里，可观察性表示机器人运动激发 LiDAR 视场的实际范围，从而捕捉关键结构（例如近地面点、垂直平面）。这与传统的 EKF 可观测性不同，因为我们不改变雅可比矩阵的秩，而是增强点覆盖和空间分布，从而提高地图完整性和轨迹准确性。

II. 相关工作

A. 基于激光雷达的 SLAM 与感知限制

基于 LiDAR 的同时定位与地图构建 (SLAM) [14] 和映射 [15], [16], [17], [18], [19], [20], [21] 随着紧密耦合的 LiDAR-惯性里程计 (LIO) 框架 [22], [23], [24] 的出现而迅速发展。代表性工作包括快速-LIO 及其后续作品 [25], [26]，这些作品利用迭代卡尔曼滤波和直接原始点注册来进行高效且鲁棒的状态估计。群集-LIO [8] 将这一范式扩展到多无人机场景中，在带宽和可扩展

性约束下实现了分散的里程计。近期，IG-LIO [27] 将这一系列工作扩展到大规模和长时间段的场景中，利用增量 GICP 公式来实现紧密耦合的激光雷达-惯性测量单元里程计。除了纯激光雷达-惯性测量单元系统外，多模态方法如 R3LIVE [28] 引入视觉和颜色线索以提高感知丰富度，而 BEV-LIO (LC) [29] 则利用鸟瞰图图像先验来促进闭环检测。类似地，广义线性模型 [30] 采用 GPU 加速的广义 ICP 因子实现可扩展的扫描匹配，并且 LiTAMIN2 [31] 通过基于 KL 散度的几何近似实现了轻量级制图。最后，自适应-LIO [32] 证明环境感知适应可以进一步稳定在各种场景中的里程计。

尽管取得了这些进展，一个基本的限制仍然存在：水平安装的激光雷达在紧凑平台上通常无法提供足够的垂直覆盖范围。在特征稀疏的环境中——例如走廊、开阔地带或烟雾弥漫的空间——这会导致观测性下降、地图不完整以及环闭合脆弱。虽然最近的算法提高了效率和鲁棒性，但它们无法完全弥补感知盲点的问题，因此需要研究运动诱导策略以丰富激光雷达覆盖范围。

B. 可观性主动激励机制

为克服水平安装的激光雷达的感知盲点，一些研究追求了主动励磁，其中引入了额外的动作或执行器来丰富扫描多样性并提高状态可观测性。代表性示例包括点-LIO [33]，通过利用快速运动和延迟传感器融合实现了高带宽的激光雷达-惯导里程计，从而在激进轨迹中保持性能。同样地，脉冲星 [10] 提出了一种自我旋转、单执行器的无人机，该无人机持续旋转以扩展其导航和障碍物检测的视野。

另一条研究路线结合了主动控制策略。例如，UA-MPC [11] 在不确定性的模型预测控制框架中制定了激光雷达里程计方法，其中执行器驱动的振荡显式增加了垂直覆盖范围。同时，面向校准的努力如李莫-校准 [34] 探索了四足机器人上的电机驱动激光雷达设置，通过有意旋转激励实现了全景 3D 感知。

虽然有效，这些主动激励方法不可避免地引入了缺点：它们需要额外的执行器 [35] 或增加控制复杂性，提高能耗，并且通常要求精确校准或同步。这样的权衡限制了它们在轻量级和能量受限的机器人平台中的实用性。

Koide 等人开发了一个使用 GPU 加速配准实现全

球一致的 LiDAR-惯性映射的系统 [36]。在后来的扩展中，他们展示了一个被动球形机器人原型，表明仅利用平台动力学就可以增强感知能力——这一想法直接启发了我们的无执行器方法。

C. 持续激励与可观测性

持续激励 (PE) 的概念对于确保估计和控制中的可观测性和稳定性是基础的。最近的理论研究明确了观测器稳定性的显式 PE 要求 [37]，并分析了非完整机器人系统中的全局可观测性条件 [38], [39], [40], [41], [42], [43], [44]。

在多机器人和群集场景中，已经证明持续激励的相对运动能够实现精确的自适应定位和稳定的编队控制 [45]。关于目标包围的相关工作进一步利用运动多样性来提高对噪声和环境复杂性的鲁棒性 [46], [47], [48]。这些结果强调感知和控制紧密耦合，并且可以通过引入运动丰富性主动增强可观测性。

然而，强制执行 PE 通常需要刻意设计轨迹或增加执行机构，这可能对小型资源受限的机器人来说成本较高。这促使了对被动运动耦合的探索，在这种情况下，自然动态（如滚动、制动和转向）提供了足够的激励来多样化激光雷达扫描，并在没有专门机制的情况下增强近地面可观察性。

III. 提出的解决方案

A. 系统概述

As shown in figure 2, the spherical robot navigates either toward assigned goals via global – local planning or along predefined trajectories through its internal differential-drive unit. Natural acceleration, braking, and turning induce small pitch – roll oscillations of the outer shell, tilting the horizontally mounted LiDAR and passively diversifying scan directions without extra actuation. LiDAR – IMU fusion is performed using the discrete-time FAST-LIO pipeline, with LiDAR frames processed at their acquisition rate and IMU preintegration in between. Hardware, calibration, and baseline settings are detailed in section IV.

B. 问题表述

框架和外参：令 $\{W\}$ 为世界坐标系， $\{O\}$ 为球心外框架， $\{I\}$ 为内部驱动框架， $\{L\}$ 为激光雷达框架。壳体

姿态：

$$\mathbf{T}_{WO}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{WO}(t) & \mathbf{p}_{WO}(t) \\ \mathbf{0}^\top & 1 \end{bmatrix}. \quad (1)$$

刚性外参：

$$\mathbf{T}_{OL} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{OL} & \mathbf{p}_{OL} \\ \mathbf{0}^\top & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{T}_{OI}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{OI}(t) & \mathbf{p}_{OI}(t) \\ \mathbf{0}^\top & 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

状态和 IMU 驱动的动力学：令 $\mathbf{x}(t) = [\mathbf{p}_{WO}(t), \mathbf{v}(t), \mathbf{R}_{WO}(t), \mathbf{b}_a(t), \mathbf{b}_\omega(t)]$ 表示平台状态，其中 \mathbf{p}_{WO} 是球体本体坐标系 O 在世界坐标系 W 中的位置， \mathbf{v} 是线速度， $\mathbf{R}_{WO} \in SO(3)$ 是姿态，而 $\mathbf{b}_a, \mathbf{b}_\omega$ 为 IMU 偏差。

内部差分驱动动力学由控制输入 $\mathbf{u}(t) = [u_L(t), u_R(t)]^\top$ 驱动：

$$\mathbf{v}_I(t) = \begin{bmatrix} \frac{r}{2}(u_L(t) + u_R(t)) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\omega}_I(t) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{r}{d}(u_R(t) - u_L(t)) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

其中 r 是轮子的半径， d 是内部驱动单元的轨距。

尽管上述动态以连续时间表示以便于理解，但在实际操作中，FAST-LIO 后端在离散时间内运行：IMU 测量值在激光雷达帧之间进行预积分，并在每帧的时间戳执行扫描到地图的注册，以估计每个激光雷达帧时间 $\mathbf{x}(t_k)$ 的 t_k 。

内部差分驱动动力学：内部执行单元是一种安装在球形壳体内部的差动驱动机构。设 $u_L(t)$ 和 $u_R(t)$ 分别表示左轮和右轮的角速度， r 表示轮子半径， d 表示履带宽度。驱动单元在其自身框架 $\{I\}$ 中的线速度和角速度为：

$$\mathbf{v}_I(t) = \begin{bmatrix} \frac{r}{2}(u_L(t) + u_R(t)) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

$$\boldsymbol{\omega}_I(t) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{r}{d}(u_R(t) - u_L(t)) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

驱动—壳体耦合：当内部驱动轮在球壳（半径为 R_s ）的内表面无滑动滚动时，其运动会在外框架 $\{O\}$ 中

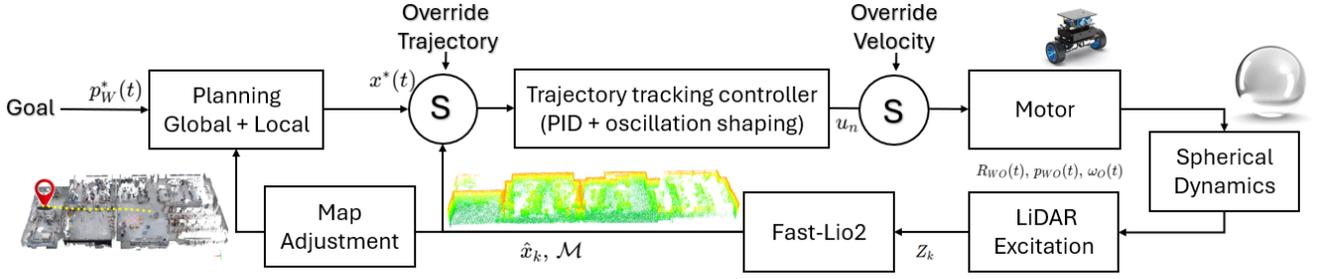


Fig. 2. 球形机器人多模式控制输入的系统架构。该框架支持目标驱动规划、直接轨迹命令和手动速度覆盖，所有这些都通过具有振荡整形的轨迹跟踪控制器统一起来。所产生的运动自然激发了 LiDAR 以增强感知，而无需额外的执行机构。

引起壳体相反的平移速度：

$$\mathbf{v}_O(t) = -\mathbf{R}_{OI}(t) \mathbf{v}_I(t). \quad (7)$$

相应的壳体角速度由滚动约束决定：

$$\boldsymbol{\omega}_O(t) = \frac{1}{R_s} (\mathbf{e}_z \times \mathbf{v}_O(t)). \quad (8)$$

因此，在世界坐标系 $\{\mathcal{W}\}$ 中，壳体姿态的变化遵循以下规则：

$$\dot{\mathbf{p}}_{WO}(t) = \mathbf{v}_O^W(t), \quad \dot{\mathbf{R}}_{WO}(t) = \mathbf{R}_{WO}(t) [\boldsymbol{\omega}_O(t)]. \quad (9)$$

激光雷达姿态和测量模型：此壳体运动直接影响激光雷达的外参。通过固定安装变换 \mathbf{T}_{OL} ，激光雷达姿态在 $\{\mathcal{W}\}$ 中为：

$$\mathbf{T}_{WL}(t) = \mathbf{T}_{WO}(t) \mathbf{T}_{OL}. \quad (10)$$

对于一个三维点 $\mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^3$ ，

$$\mathbf{z}_i(t) = \pi(\mathbf{T}_{WL}(t)^{-1} \mathbf{p}_i) + \mathbf{n}_i(t), \quad (11)$$

其中 $\pi(\cdot)$ 是投影模型， $\mathbf{n}_i(t)$ 是测量噪声。

被动激励：给定上述耦合，内部驱动的任何加速、制动或转向都会使系统的质心在 $\{\mathcal{O}\}$ 移动，从而产生重力和接触扭矩，扰动 $\boldsymbol{\omega}_O(t)$ ，进而影响 $\mathbf{R}_{WO}(t)$ 。这些自然的姿态变化反过来会改变 $\mathbf{T}_{WL}(t)$ ，多样化扫描方向，并间歇性地暴露接近地面的区域，而无需显式的运动塑形。

控制目标：我们旨在生成轮式命令 $\mathbf{u}(t)$ ，使得诱导轨迹 $\mathbf{x}(t)$ 跟随期望路径 $\mathbf{x}^*(t)$ ，同时，利用激光雷达-惯性测量单元数据的状态估计借助被动激励丰富 $\{\mathbf{z}_i(t)\}$ 并提高里程计的鲁棒性。

C. 被动激光探测和测距激励通过球形动力学

令 $\mathbf{u}(t) = [u_L(t), u_R(t)]^\top$ 表示内部驱动的左右轮角速度。从差速驱动动力学可知，前向（纵向）速度为 $\frac{r}{2}(u_L(t) + u_R(t))$ ，偏航率（在壳体坐标系中产生横向加速度）为 $\frac{r}{d}(u_R(t) - u_L(t))$ 。这些内部驱动的运动使系统的瞬时质心在 $\{\mathcal{O}\}$ 中移动，导致一个随时间变化的偏差 $\mathbf{c}_O(t) \in \mathbb{R}^3$ ，从而生成重力/接触扭矩：

$$\boldsymbol{\tau}_g(t) = \mathbf{c}_O(t) \times m \mathbf{g}_O. \quad (12)$$

壳体的刚体姿态动力学遵循

$$\mathbf{I}_O \dot{\boldsymbol{\omega}}_O(t) = \boldsymbol{\tau}_g(t) + \boldsymbol{\tau}_d(t) - \boldsymbol{\omega}_O(t) \times (\mathbf{I}_O \boldsymbol{\omega}_O(t)), \quad (13)$$

$$\dot{\mathbf{R}}_{WO}(t) = \mathbf{R}_{WO}(t) [\boldsymbol{\omega}_O(t)], \quad (14)$$

其中 $\boldsymbol{\tau}_d(t)$ 表示驱动引起的接触力矩。在固定外参 $\mathbf{T}_{OL} = [\mathbf{R}_{OL}, \mathbf{p}_{OL}]$ 的情况下，激光雷达姿态为

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_{WL}(t) &= \mathbf{T}_{WO}(t) \mathbf{T}_{OL} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{WO}(t) \mathbf{R}_{OL} & \mathbf{p}_{WO}(t) + \mathbf{R}_{WO}(t) \mathbf{p}_{OL} \\ \mathbf{0}^\top & 1 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (15)$$

对于 $\mathbf{p}_i^W \in \mathbb{R}^3$ 的激光雷达测量值被建模为

$$\mathbf{z}_i(t) = \pi(\mathbf{T}_{WL}(t)^{-1} \mathbf{p}_i^W) + \mathbf{n}_i(t). \quad (16)$$

因此被动激励变化 $\mathbf{R}_{WO}(t)$ ，使扫描方向多样化，并间歇性地暴露地面附近的区域，而无需增加额外的驱动。

D. 离散时间状态估计

在 LiDAR 帧 k 中，状态

$$\mathbf{x}_k = [\mathbf{p}_k, \mathbf{v}_k, \mathbf{R}_k, \mathbf{b}_{a,k}, \mathbf{b}_{\omega,k}]$$

包含位置、速度、方向和 IMU 偏置，这些也被用于 PID 控制。IMU 数据预先积分 [?] 以形成相对运动约束，而

LiDAR 扫描 \mathcal{Z}_k 被注册到地图上以生成残差 $\mathbf{r}_{L,k}$ 。后端最小化

$$\min_{\{\mathbf{x}_k\}} \sum_k \|\mathbf{r}_{L,k}\|_{\Sigma_L}^2 + \|\mathbf{r}_{I,k,k+1}\|_{\Sigma_I}^2,$$

其中 $\mathbf{r}_{I,k,k+1}$ 是 IMU 预积分残差。被动摇晃通过垂直和近地面几何结构丰富了 \mathcal{Z}_k ，提升了 FAST-LIO 的对准效果而无需额外驱动。

E. 轨迹控制

令 \mathbf{x}_k^E 表示由 LiDAR-IMU 测距在 LiDAR 帧 k (更新率 ≈ 10 Hz) 中估计的状态, \mathbf{x}_n^* 表示控制周期 n (100 Hz) 中的期望状态。在 LiDAR 更新之间, 最近的 \mathbf{x}_k^E 保持不变或进行插值以获得控制状态 \mathbf{x}_n^C 。

离散时间跟踪误差是

$$\mathbf{e}_n = \mathbf{x}_n^* - \mathbf{x}_n^C,$$

该误差用于在 100 Hz 运行的 PID 控制器中计算内部差分驱动的目标线速度和角速度。这些速度被转换为轮命令

$$\mathbf{u}_n = [u_L(n), u_R(n)]^\top,$$

使平台能够跟随参考轨迹, 同时允许其固有动力学产生被动激光雷达激励。

IV. 实验

A. 实验目标

实验旨在验证所提出的永久性球形机器人三个关键方面:

- 1) **感知效果:** 量化与传统平台相比激光雷达覆盖范围和地图完整性的改进。
- 2) **可控性:** 验证被动激励不会损害运动稳定性, 这从轨迹跟踪精度中可以得到证明。
- 3) **系统级效率:** 评估功率、重量和成本与主动旋转和固定激光雷达基线之间的权衡。

此外, 我们展示了永久的机器人在民防场景中搜救任务的潜力。

B. 实验设置

实验平台是一个定制的球形移动机器人, 内部配备了差分驱动单元, 并安装了 DJI Livox Mid-360 LiDAR 和板载 IMU。一台运行 ROS 2 的 LubanCat RK3588 单板计算机负责数据采集和处理。测试在三个具有代表性的环境中进行:

- **室内实验室:** 杂乱的空间, 有桌子、椅子和设备。
- **走廊:** 长而狭窄的通道, 几何特征稀疏。
- **战术训练中心:** 带有障碍物和倾斜地板的环境, 用于评估在斜坡地形上的操作。

进行硬件级别的比较特别具有挑战性, 因为它们必须平衡公平性、可行性和性能调整。在我们可用的平台范围内, 我们对三种代表性的配置进行了基准测试:

- 配备固定水平激光雷达的麦克纳姆轮机器人 [49]。
- 四足机器人带自转激光雷达 [11]。
- 提议的具有自激激光雷达的 PERAL 球形机器人。

所有平台均采用相同的激光雷达 - 惯性测量单元传感器组件, 并运行 FAST-LIO2 进行里程计和建图, 确保了公平的比较。

C. 评估指标

评估结合定量和定性措施:

- **轨迹跟踪误差:** 平均偏离预定义的参考轨迹 (图 8、O、椭圆)。
- **映射完整性:** 像素级召回率 C 对比徠卡地面激光扫描。
- **近地面能见度:** 对严格水平激光雷达未见的额外地面回波进行视觉检查。
- **定性稳健性:** 观测到在特征稀疏设置 (如走廊) 中 SLAM 轨迹连续性和回环闭合的成功。
- **系统效率:** 平台间功率、成本、重量和体积的比较 (表 ~I)。

D. 实验程序

每个平台都在相同的条件下进行评估, 以确保公平性。机器人被命令按照预定义的参考路径以可比较的速度行驶 (0.4-0.6 m/s)。在每次运行中, 激光雷达和惯性测量单元的测量数据通过同一 FAST-LIO2 管道进行收集和处理, 用于里程计和地图构建。为了统计可靠性, 每种配置重复三次。然后对结果进行定量分析 (轨迹跟踪误差和基于体素的完整性比率 C) 和定性分析 (近地面区域点云密度, SLAM 轨迹的鲁棒性)。

TABLE I

系统级的不同机器人平台之间的比较。

平台	映射完整性	平均追踪误差	功率	成本	权重	大小
Mecanum Wheel Robot	Low	High	Low	Low	Medium	Small
Fixed Horizontal LiDAR	63%	0.137	32 W	2.3k USD	3.8 kg	26 × 23 × 16 cm
Quadruped Robot	Full Coverage	Highest	Very high	Very high	High	Large
Self-Rotating LiDAR	100%	0.172m	170 W	13k USD	15 kg	65 × 28 × 78 cm
Proposed (PERAL)	High	Lowest	Low	Low	Low	Compact
Self-Excitation LiDAR	96%	0.10 m	22 W	2.1k USD	1.8 kg	25 × 25 × 25 cm

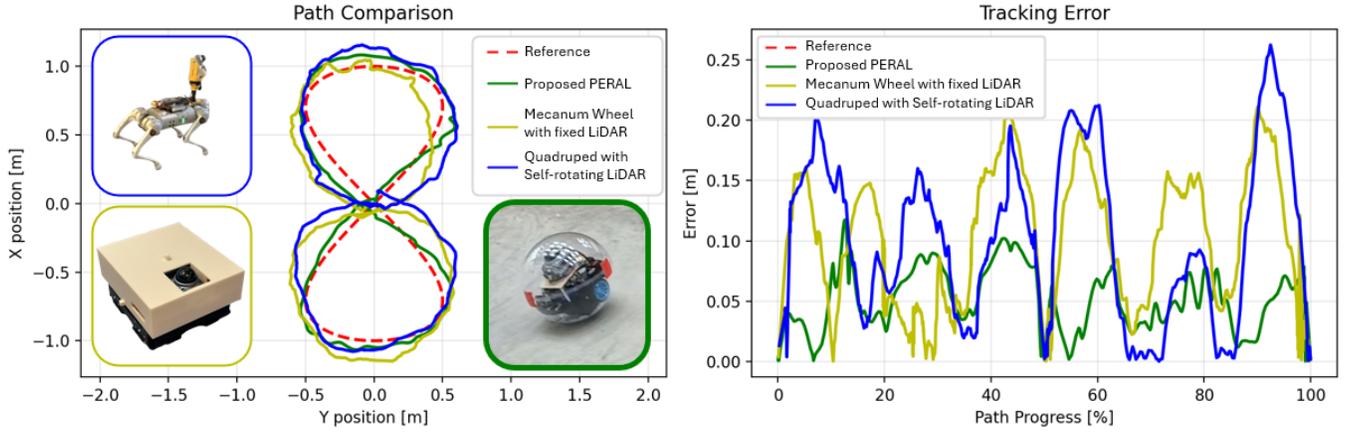


Fig. 3. 路径跟踪性能在8字形轨迹中。(左) 参考轨迹与三个机器人平台的比较: 提出的 PERAL 球形机器人、全向机器人和四足机器人。(右) 沿着轨迹进程的跟踪误差, 显示所提出的机器人相比基准具有更低的平均误差。

E. 轨迹跟踪测试

可控性通过执行三种类型的参考轨迹来评估:

- **图8:** 直径为 1 m 的两个相切圆, 在紧凑的 1 × 2 m 足迹内产生交替的直线和曲线运动。
- **图-圆:** 单个圆 ($R = 1$ m), 评估稳定转弯和均匀激励。
- **图-椭圆:** 一个椭圆 (2 × 4 m), 结合长直线与柔和曲线来测试混合运动模式。

估计路径与参考路径之间的偏差计算为平均绝对跟踪误差。如图 3 所示, 提出的 PERAL 球形机器人 (自激 LiDAR) 实现了最低的误差 (~ 0.10 米), 相比麦克纳姆轮机器人 (固定水平激光雷达) (~ 0.137 米) 和四足机器人 (自旋激光雷达) (~ 0.172 米)。这些结果证实了被动激励不会损害运动稳定性, 甚至可以在弯曲段增强跟踪鲁棒性。

F. 映射完整性测试

地图完整性 C 计算为

$$C = \frac{|\mathcal{V}_{\text{ref}} \cap \mathcal{V}_{\text{est}}|}{|\mathcal{V}_{\text{ref}}|},$$

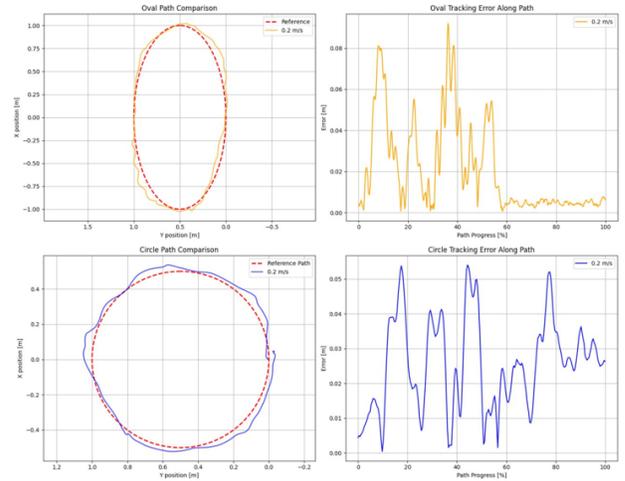


Fig. 4. PERAL 运行圆形和椭圆形轨迹的跟踪测试。

其中 \mathcal{V}_{ref} 和 \mathcal{V}_{est} 分别表示徕卡参考图和重建地图中的被占用体素。图 5 显示 PERAL 达到了 $\sim 96\%$ 的完整性, 显著高于固定水平基线 ($\sim 63\%$), 并且接近主动旋转激光雷达 (100%)。定性检查进一步证实了 PERAL 在无需机械驱动的情况下恢复了贴近地面和垂直结构。

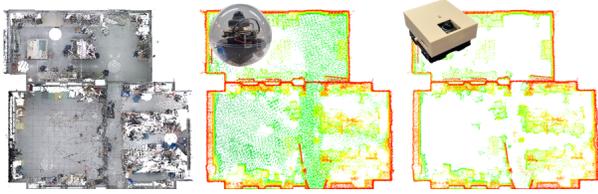


Fig. 5. 地图重建对比平台。左：莱卡地面实况扫描。中：提出的 PERAL 球形机器人（~完整性 96%）。右：带有固定水平激光雷达的全向机器人（~63%）。作为参考，配备主动旋转激光雷达的四足机器人可以实现 100% 覆盖，但成本和复杂度显著提高。

V. 结果与讨论

A. 轨迹跟踪性能

As shown in figure 3 and figure 4, the 提出的 PERAL 球形机器人（自激励激光雷达） achieves the lowest mean tracking error (~ 0.10 m), compared with the 麦克纳姆轮机器人（固定水平激光雷达） (~ 0.137 m) and the 四足机器人（自旋激光雷达） (~ 0.172 m). 对于某些轨迹，PERAL 实现了更低的误差。这表明被动激励保持了可控性，并且甚至可以在弯曲段增强稳定性，避免了基线中观察到的误差峰值。

B. 映射完整性

映射完整性显示了平台之间的明显差异。配备固定水平激光雷达的麦克纳姆轮机器人仅达到 $\sim 63\%$ ，因为近地面区域大多未被观察到。四足机器人带自转激光雷达达到了全覆盖（100%），但这需要额外的驱动，并且以非常高的功率、重量和成本为代价。相比之下，提出的 PERAL 球形机器人（自激励激光雷达）实现了 $\sim 96\%$ 的完整性，成功捕捉到低高度结构和墙壁连续性而没有增加机械复杂性。这一结果表明，被动激励提供了接近主动扫描的覆盖范围，同时保持了效率和紧凑性。

C. 系统级比较

表 I 高亮显示了覆盖率和效率之间的权衡。Mecanum 基线提供了低成本和低功耗，但完整性有限。四足机器人实现了全范围覆盖，但需要 100 瓦特 ($>$)，重 15 千克，并且成本超过 1 万美元。PERAL 机器人在两端之间取得了平衡：接近完全的完整性 ($\sim 96\%$)、最低的跟踪误差和紧凑的尺寸（1.8 千克， $25 \times 25 \times 25$ 厘米）以及适度的功率（22 瓦特）。这表明被动激励在保真度和效率之间提供了有效的折中。

D. 坡度穿越能力

为了进一步验证移动性，我们在战术训练中心内的倾斜斜坡上测试了 PERAL 机器人（图 6）。该机器人成功地爬上了一个大约 14° 的斜坡，没有失去稳定性或打滑。这表明被动自激励机制不会妨碍基本的移动性能，并且球形设计保留了足够的地面牵引力来应对适度的倾斜。这种能力对于混合室内外或半结构化环境非常重要，在这些环境中不平坦地形或斜坡很常见。

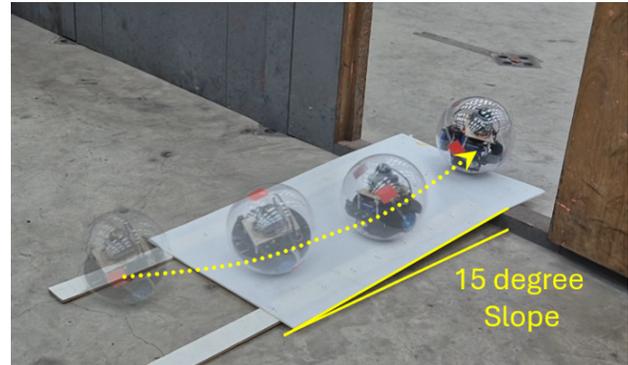


Fig. 6. PERAL 球形机器人爬行斜坡 ($\sim 15^\circ$)，在战术训练中心展示了在倾斜地形上的稳定运动。

E. 地面目标检测及应用

改进的近地覆盖的一个关键优势是能够检测和定位躺在地板上的目标，这些目标通常被传统的水平激光雷达配置所忽略。为了展示这一能力，我们在战术训练中心放置了一个真人大小的假人，并命令机器人围绕该目标执行环形轨迹导航（见图 7）。

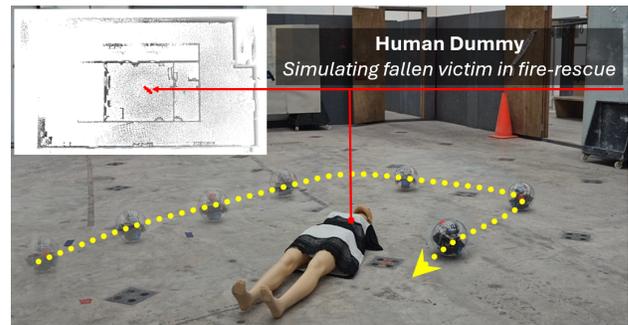


Fig. 7. 战术训练中心的人体检测实验。所提出的永久的球形机器人成功识别出躺在地板上的假人，这在 SLAM 地图（插入）和重建的轨迹（黄色路径）中都有突出显示。这表明被动激光雷达激发能够捕捉近地面结构，使得原本被遮挡或低矮的障碍物变得可检测。

由于提出的永久的球形机器人进行了被动自激励，其激光雷达捕获了额外的低高度返回点，这些点对应于假人。这些点被整合到 SLAM 地图中，使系统

能够在无需任何专用感知模块的情况下定位出假人的存在。图 7 的插图显示了重建的地图，在该地图中，假人表现为一组占据体素，这证实了近地可观测性直接实现了地面级别的人类检测。

此功能特别适用于搜索与救援和消防灭火应用场景，其中受害者可能会倒在地上并留在传统激光雷达视野之外。通过利用被动激励来捕捉这些低高度结构，PERAL 扩展了紧凑型机器人感知范围，使它们能够在危险环境中参与早期受害者的检测和情况认知。

F. 讨论

总体而言，结果证实被动激光雷达激发丰富了垂直扫描的多样性，在提高近地面可见性和地图完整性的同时保持了轨迹跟踪准确性。该方法实现了接近主动旋转的覆盖范围，但成本、重量和功率却低得多。这使得 PERAL 特别适合于结构化环境（实验室、走廊）中紧凑且能量受限的机器人以及需要捕捉斜坡和不平坦地形的战略领域。

VI. 结论

本文提出了一种被动的激光雷达激励策略，用于球形机器人在移动过程中利用自然摇摆动作间歇性重新定向扫描平面，从而在不增加执行器的情况下改善地面附近的覆盖范围。实验室、走廊和战术环境中的实验表明，这种方法减少了盲区并丰富了低高度地图细节，实现了与主动旋转相当的覆盖率，同时保持了简单性和效率。未来的工作将集中在正式可观察性分析以及强化学习和数据驱动优化 [50] 上，以调整运动参数或生成激励丰富的轨迹，从而在各种环境中增强鲁棒性。

致谢

本工作在 OpenAI 的 GPT-4 的协助下完成。该系统用于（一）生成和优化代码以集成机器人功能，包括自主控制模块，以及（二）起草和编辑手稿的部分内容。所有由 AI 生成的内容都经过作者的审查和验证。

REFERENCES

- [1] J. Hou, P. Yang, X. Dai, T. Qin, and F. Lyu, "Enhancing cooperative lidar-based perception accuracy in vehicular edge networks," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2025.
- [2] L. Luo, S. Zheng, Y. Li, Y. Fan, B. Yu, S.-Y. Cao, J. Li, and H.-L. Shen, "Bevplace: Learning lidar-based place recognition using bird's eye view images," in *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2023, pp. 8700–8709.
- [3] L. Luo, S.-Y. Cao, X. Li, J. Xu, R. Ai, Z. Yu, and X. Chen, "Bevplace++: Fast, robust, and lightweight lidar global localization for unmanned ground vehicles," *IEEE Transactions on Robotics*, 2025.
- [4] X. Zhong, Y. Pan, C. Stachniss, and J. Behley, "3d lidar mapping in dynamic environments using a 4d implicit neural representation," in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2024, pp. 15 417–15 427.
- [5] S. Yuan, H. Wang, and L. Xie, "Survey on localization systems and algorithms for unmanned systems," *Unmanned Systems*, vol. 9, no. 02, pp. 129–163, 2021.
- [6] H. Yin, X. Xu, S. Lu, X. Chen, R. Xiong, S. Shen, C. Stachniss, and Y. Wang, "A survey on global lidar localization: Challenges, advances and open problems," *International Journal of Computer Vision*, vol. 132, no. 8, pp. 3139–3171, 2024.
- [7] Z. Yang, K. Xu, S. Yuan, and L. Xie, "A fast and light-weight noniterative visual odometry with rgb-d cameras," *Unmanned Systems*, vol. 13, no. 03, pp. 957–969, 2025.
- [8] F. Zhu, Y. Ren, F. Kong, H. Wu, S. Liang, N. Chen, W. Xu, and F. Zhang, "Swarm-lio: Decentralized swarm lidar-inertial odometry," pp. 3254–3260, 2023.
- [9] J. Lee, R. Komatsu, M. Shinozaki, T. Kitajima, H. Asama, Q. An, and A. Yamashita, "Switch-slam: Switching-based lidar-inertial-visual slam for degenerate environments," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 9, no. 8, pp. 7270–7277, 2024.
- [10] N. Chen, F. Kong, W. Xu, Y. Cai, H. Li, D. He, Y. Qin, and F. Zhang, "A self-rotating, single-actuated uav with extended sensor field of view for autonomous navigation," *Science Robotics*, vol. 8, no. 76, 2023.
- [11] J. Li, X. Xu, J. Liu, K. Cao, S. Yuan, and L. Xie, "Ua-mpc: Uncertainty-aware model predictive control for motorized lidar odometry," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 10, no. 4, pp. 3652–3659, 2025.
- [12] Y. Zhang, S. Ahmadi, J. Kang, Z. Arjmandi, and G. Sohn, "Yuto mms: A comprehensive slam dataset for urban mobile mapping with tilted lidar and panoramic camera integration," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 44, no. 1, pp. 3–21, 2025.
- [13] P. Pfreundschuh, H. Oleynikova, C. Cadena, R. Siegwart, and O. Andersson, "Coin-lio: Complementary intensity-augmented lidar inertial odometry," in *2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2024, pp. 1730–1737.
- [14] K. Xu, Z. Jiang, H. Cao, S. Yuan, C. Wang, and L. Xie, "Enhancing scene coordinate regression with efficient keypoint detection and sequential information," *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2025.
- [15] J. Zhang, S. Singh *et al.*, "Loam: Lidar odometry and mapping in real-time." in *Robotics: Science and systems*, vol. 2, no. 9. Berkeley, CA, 2014, pp. 1–9.
- [16] X. Chen, I. Vizzo, T. Labe, J. Behley, and C. Stachniss, "Range image-based lidar localization for autonomous vehicles," in *2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2021, pp. 5802–5808.
- [17] X. Chen, A. Milioto, E. Palazzolo, P. Giguere, J. Behley, and C. Stachniss, "Suma++: Efficient lidar-based semantic slam," in *2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2019, pp. 4530–4537.

- [18] S. Chen, H. Ma, C. Jiang, B. Zhou, W. Xue, Z. Xiao, and Q. Li, "Ndt-loam: A real-time lidar odometry and mapping with weighted ndt and lfa," *IEEE Sensors Journal*, vol. 22, no. 4, pp. 3660–3671, 2021.
- [19] H. Wang, C. Wang, C.-L. Chen, and L. Xie, "F-loam: Fast lidar odometry and mapping," in *2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2021, pp. 4390–4396.
- [20] J. Li, T.-M. Nguyen, M. Cao, S. Yuan, T.-Y. Hung, and L. Xie, "Graph optimality-aware stochastic lidar bundle adjustment with progressive spatial smoothing," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2025.
- [21] S. Chen, S. Yuan, T.-M. Nguyen, Z. Huang, C. Shi, J. Jing, and L. Xie, "Egs-slam: Rgb-d gaussian splatting slam with events," *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2025.
- [22] K. Koide, M. Yokozuka, S. Oishi, and A. Banno, "Globally consistent and tightly coupled 3d lidar inertial mapping," in *2022 international conference on robotics and automation (ICRA)*. IEEE, 2022, pp. 5622–5628.
- [23] —, "Glim: 3d range-inertial localization and mapping with gpu-accelerated scan matching factors," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 179, p. 104750, 2024.
- [24] B. Lou, S. Yuan, J. Yang, W. Su, Y. Zhang, and E. Hu, "Qlio: Quantized lidar-inertial odometry," in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2025.
- [25] W. Xu and F. Zhang, "Fast-lio: A fast, robust lidar-inertial odometry package by tightly-coupled iterated kalman filter," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6, no. 2, pp. 3317–3324, 2021.
- [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.
- [27] Z. Chen, Y. Xu, S. Yuan, and L. Xie, "ig-lio: An incremental gicp-based tightly-coupled lidar-inertial odometry," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 9, no. 2, pp. 1883–1890, 2024.
- [28] J. Lin and F. Zhang, "R3live: A robust, real-time, rgb-colored, lidar-inertial-visual tightly-coupled state estimation and mapping package," pp. 10 672–10 678, 2022.
- [29] H. Cai, S. Yuan, X. Li, J. Guo, and J. Liu, "Bev-lio(lc): Bev image assisted lidar-inertial odometry with loop closure," in *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2025.
- [30] K. Koide, M. Yokozuka, S. Oishi, and A. Banno, "Globally consistent 3d lidar mapping with gpu-accelerated gicp matching cost factors," vol. 6, no. 4, 2021, pp. 8591–8598.
- [31] M. Yokozuka, K. Koide, S. Oishi, and A. Banno, "Litamin2: Ultra light lidar-based slam using geometric approximation applied with kl-divergence," pp. 11 619–11 625, 2021.
- [32] C. Zhao, K. Hu, J. Xu, L. Zhao, B. Han, K. Wu, M. Tian, and S. Yuan, "Adaptive-lio: Enhancing robustness and precision through environmental adaptation in lidar inertial odometry," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 12, no. 9, pp. 12 123–12 136, 2025.
- [33] D. He, W. Xu, N. Chen, F. Kong, C. Yuan, and F. Zhang, "Pointlio: Robust high-bandwidth lidar-inertial odometry," *Advanced Intelligent Systems*, vol. 5, no. 7, 2023.
- [34] J. Li, Z. Liu, X. Xu, J. Liu, S. Yuan, F. Xu, and L. Xie, "Limocalib: On-site fast lidar-motor calibration for quadruped robot-based panoramic 3d sensing system," in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2025.
- [35] J. Li, X. Xu, Z. Liu, S. Yuan, M. Cao, and L. Xie, "Aeos: Active environment-aware optimal scanning control for uav lidar-inertial odometry in complex scenes," *arXiv preprint arXiv:2509.09141*, 2025.
- [36] K. Koide, M. Yokozuka, S. Oishi, and A. Banno, "Globally consistent and tightly coupled 3d lidar-inertial mapping," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2022, pp. 9100–9107.
- [37] T. Bouazza, T. Hamel, and C. Samson, "Observer design for visual – inertial estimation of pose, linear velocity and gravity direction in planar environments," *Automatica*, vol. 158, p. 111273, 2024.
- [38] L. Palopoli and D. Fontanelli, "Global observability analysis of a nonholonomic robot using range sensors," in *2020 European Control Conference (ECC)*, 2020, pp. 1300–1305.
- [39] S. Huang and R. S. H. Teo, "Geometric control of a quadrotor uav on so (3) with actuator constraints," *Unmanned Systems*, vol. 13, no. 04, pp. 1101–1114, 2025.
- [40] R. Yang, Y. Qi, C. Pan, J. Wang, X. Li, H. Chen, and R. Jin, "Integrated localization method for a ground-aerial robotic system in warehouse inventory scenarios," *Unmanned Systems*, vol. 13, no. 04, pp. 1123–1141, 2025.
- [41] A. Setayeshi, S. Nasrollahi, and A. Moharampour, "Terminal phase guidance law against maneuvering targets: Adaptive state-dependent differential riccati equation approach," *Unmanned Systems*, vol. 13, no. 04, pp. 1155–1174, 2025.
- [42] J. Zhao, B. Duan, and J. Wang, "Adaptive impedance control for teleoperation with event-triggered controller," *Unmanned Systems*, vol. 13, no. 03, pp. 635–649, 2025.
- [43] Y. Wang, C. Zhao, J. Liang, M. Wen, Y. Yue, and D. Wang, "Integrated localization and planning for cruise control of ugv platoons in infrastructure-free environments," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 24, no. 10, pp. 10 804–10 817, 2023.
- [44] M. Wen, Y. Yue, Z. Wu, E. Mihankhan, and D. Wang, "Hilps: Human-in-loop policy search for mobile robot navigation," in *2020 16th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)*. IEEE, 2020, pp. 387–392.
- [45] T.-M. Nguyen, Z. Qiu, T. H. Nguyen, M. Cao, and L. Xie, "Persistently-excited adaptive relative localization and time-varying formation of robot swarms," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 36, no. 3, pp. 553–560, 2019.
- [46] F. Liu, S. Yuan, T.-M. Nguyen, W. Meng, and L. Xie, "Aerial target encirclement and interception with noisy range observations," *Automatica*, 2025.
- [47] F. Liu, S. Yuan, K. Cao, W. Meng, and L. Xie, "Distance-based multiple noncooperative ground target encirclement for complex environments," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 33, no. 1, pp. 261–273, 2025.
- [48] F. Liu, S. Yuan, W. Meng, R. Su, and L. Xie, "Multiple noncooperative targets encirclement by relative distance-based positioning and neural antisynchronization control," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 71, no. 2, pp. 1675–1685, 2024.

- [49] M. U. Shafiq, A. Imran, S. Maznoor, A. H. Majeed, B. Ahmed, I. Khan, and A. Mohamed, "Real-time navigation of mecanum wheel-based mobile robot in a dynamic environment," *Heliyon*, vol. 10, no. 5, 2024.
- [50] N. Messikommer, G. Cioffi, M. Gehrig, and D. Scaramuzza, "Reinforcement learning meets visual odometry," in *European Conference on Computer Vision*. Springer, 2024, pp. 76–92.