

山东大学第九届齐鲁青年论坛

李元健博士

新加坡南洋理工大学博士后研究员
英国伦敦国王学院博士

October 24, 2024



个人简介



- 现任新加坡南洋理工大学 (NTU) 计算机网络与通信实验室 (CNCL) 博士后研究员。
 - 在英国伦敦国王学院 (KCL) 获得博士学位, 导师为 *A. Hamid Aghvami* 教授 (IEEE Life Fellow, IET Fellow, 英国皇家工程院院士) 和 *Osvaldo Simeone* 教授 (IEEE Fellow, IET Fellow)

教学经历

作为伦敦国王学院（KCL）的教学助理（GTA），我参与了以下针对**本科生**和**硕士**的教学项目：

- 7CCEMDCO 数字通信 (22~23 学期 1)
 - 5CCE2MCT 机电一体化 (21~22 学期 2)
 - 7CCSMMPC 移动和个人通信 (20~21 学期 2)

此外，我在伦敦国王学院指导了 6 名硕士生完成学位论文。

在新加坡南洋理工大学 (NTU)，我协助博士后导师指导博士生和本科生，包括演示、每周会议、头脑风暴、讨论和代码审查。具体而言，我指导了两名本科生完成他们的毕业设计 (FYP) 和校内本科生科研项目 (URECA)。

研究专长和兴趣

- 人工智能（AI）内生第六代（6G）无线系统
 - 多接入边缘计算
 - 智能物联网（IoT）
 - 基于（可扩展/多智能体）深度强化学习的通信和计算资源一体协同分配
 - 非地面通信（如无人机辅助网络）
 - 用于太赫兹超大规模 MIMO 的压缩感知和模型驱动机器学习辅助信道估计

研究成果

我在上述领域发表了20 余篇论文,发表于 IEEE TWC、IEEE TCOM、IEEE WCL、IEEE GLOBECOM 和 IEEE ICC 等顶级期刊和会议。我也是这些期刊和会议的活跃审稿人。此外,我在无线通信和信号处理领域拥有9 项中国专利。我曾担任 IEEE ICC 2022——精选通信领域：通信中的机器学习分会的分会主席和 International Conference on Internet of Things 2024 (ICIoT 2024) 技术程序委员会成员 (TPC Member)。

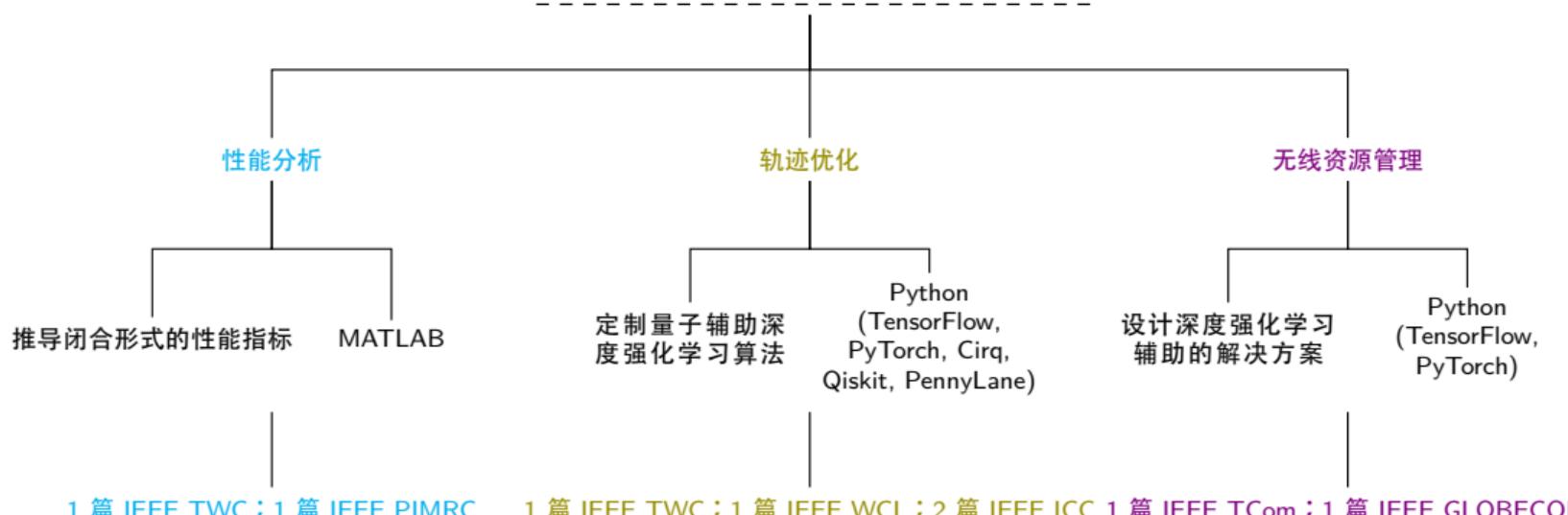
参与的科研项目

我参与了多个由新加坡国家研究基金会 (NRF)、新加坡资讯通信媒体发展管理局 (IMDA) 和英国工程与物理科学研究委员会 (EPSRC) 资助的研究项目。

- 新加坡 NRF 竞争性研究计划, NRF-CRP23-2019-0005, 用于 6G 通信的片上太赫兹拓扑光子学 (*TERACOMM*)
- 新加坡 NRF 和 IMDA, 未来通信研发计划, FCP-NTU-RG-2022-014, 用于 6G 通信网络的混合太赫兹/自由空间光通信 (*THz/FSO*) , 2022-10 至 2025-03, 资助金额 91 万新加坡元
- 英国 EPSRC, 项目编号 EP/T021063/1, *COG-MHEAR*: 面向认知启发的 5G-IoT 多模态助听器, 2021-03 至 2026-02, 资助金额 325.9 万英镑
- 英国 EPSRC, 研究项目 EP/X04047X/1, 驱动终极连接的平台, 2023-05 至 2024-03, 资助金额 203.086 万英镑

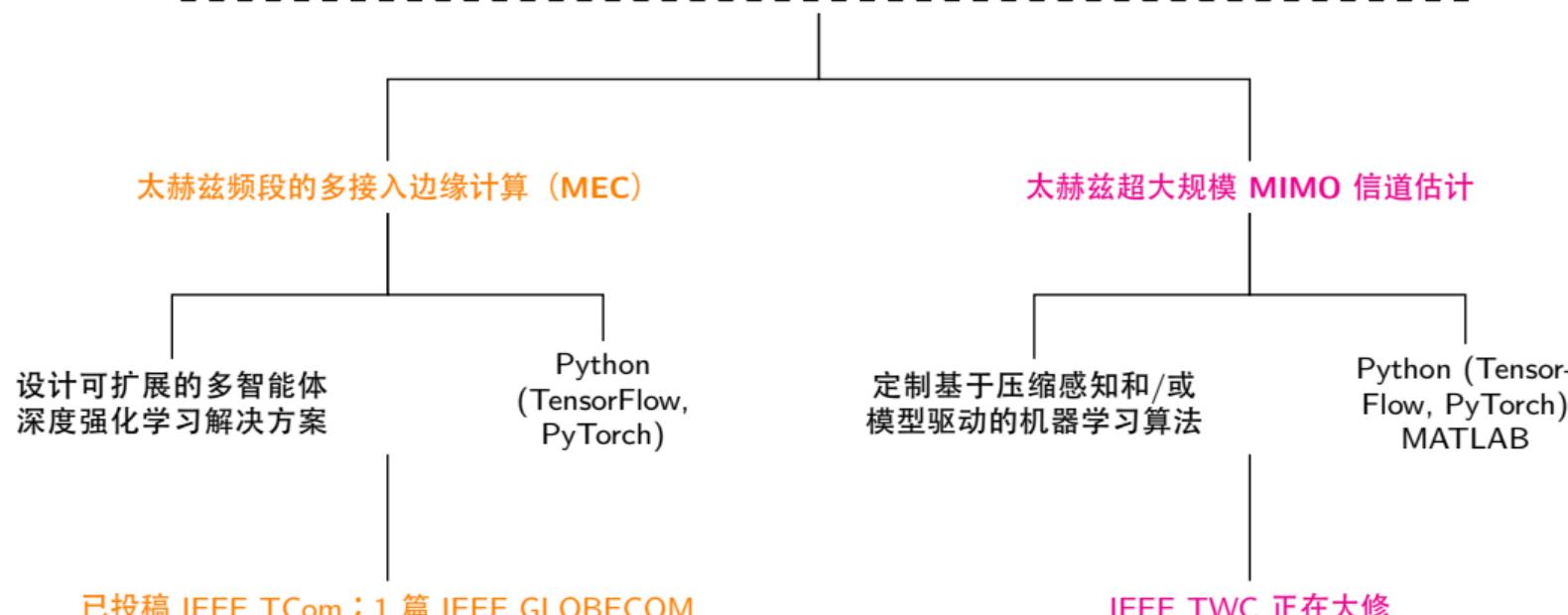
研究专长（博士期间）

AI 在无人机辅助网络中的应用



研究专长（博士后期间）

用于 6G 网络的混合太赫兹/自由空间光通信 (THz/FSO)

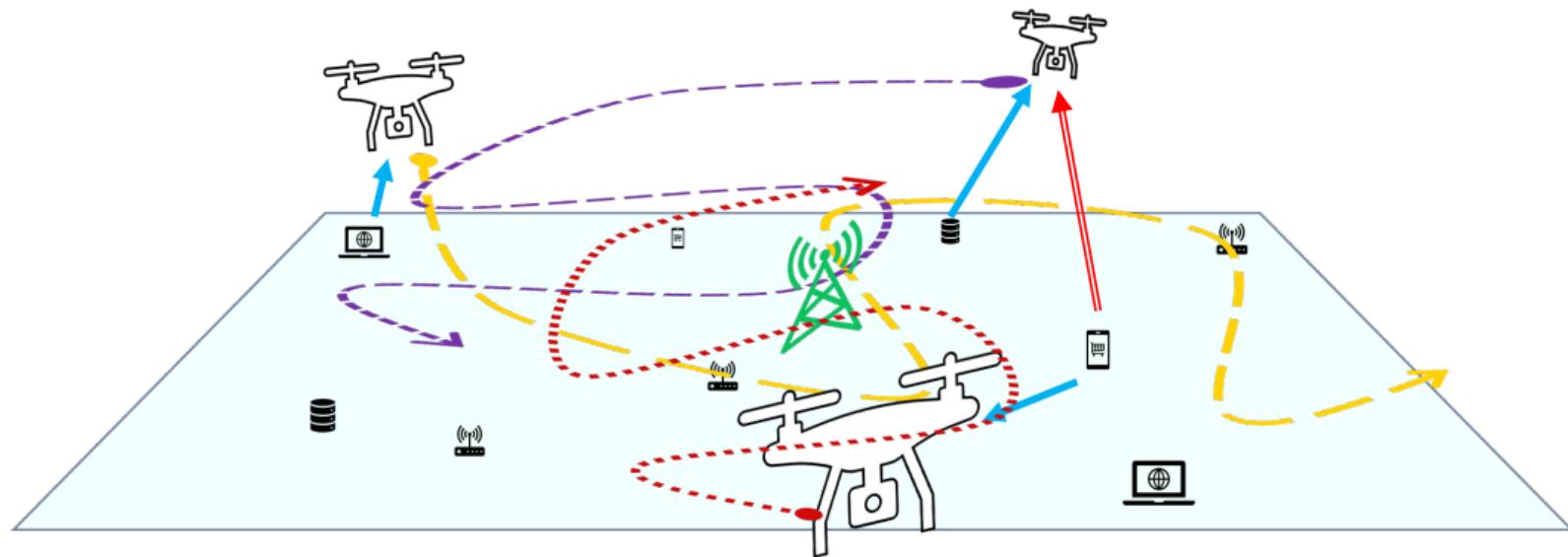


基于多智能体深度强化学习（MADRL）的多接入边缘计算（MEC）系统通算资源一体协调

本研究专注于开发由 MADRL 驱动的策略，以优化 MEC 系统中的关键性能指标，如能量效率。部署多架无人机（UAVs）为能量受限、计算资源匮乏的地面物联网用户设备（UEs）提供可访问的任务卸载服务。

在将原始问题映射为随机(马尔可夫)博弈后,优化过程联合考虑通信和计算资源,包括无人机的轨迹、用户设备的本地中央处理器(CPU)时钟速度、无人机-用户设备关联、时隙划分以及用户设备的卸载功率。

物联网用户设备多无人机计算卸载的系统模型图



关键考虑因素

为了在物联网中实现能量高效的多无人机辅助 MEC 框架，必须预先解决以下核心挑战。

- 如何操控无人机的飞行以设计合适的轨迹，从而建立高质量的地空（G2A）传输链路，促进多个用户设备（UEs）的任务卸载？
- 如何联合管理通信和计算资源，如传输功率、无人机-用户设备关联、CPU 时钟速度和时隙因子，以优化多无人机多用户设备（MUME）无人机辅助 MEC 系统的关键指标，例如能量效率？
- 如何定制一个灵活的多智能体学习解决方案，以有效处理并智能适应 MUME 无人机辅助 MEC 系统中固有的严重非平稳性？

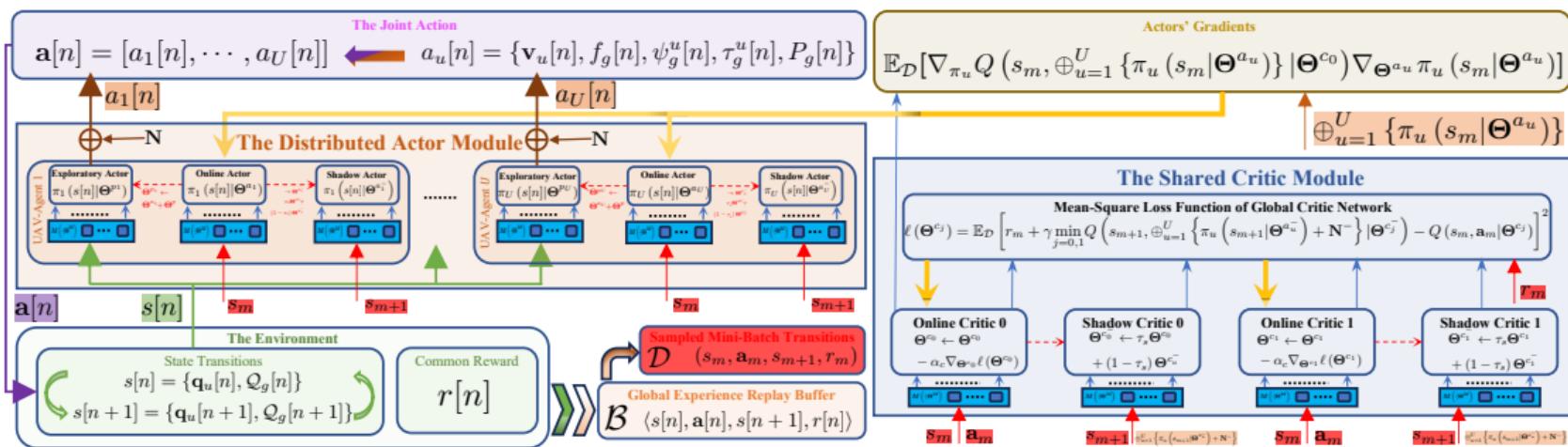
解决所提出的联合计算和计算资源管理问题的主要困难

- 高维空间：连续的状态和动作表示导致严重的维度灾难
- 探索与利用：在连续域中，平衡新策略的探索与已学策略的利用是困难的，因为可能的动作和状态空间无限广阔
- 非平稳性：环境高度动态，因此非平稳，因为状态转移和全局奖励函数受联合动作影响，而多个智能体的行为随着其本地学习进程而变化
- 可扩展性：随着智能体数量的增加，例如具有数千个无线设备的系统，复杂性和动作空间呈指数增长
- 样本效率低：多智能体学习系统需要大量的经验，即样本，以确定分布式智能体的有效策略或均衡

为什么选择多智能体强化学习？

- MADRL 使得在边缘实现分布式无线协议成为可能
- MADRL 智能体可以共享经验，使训练较少的智能体从更熟练的伙伴中学习
- MADRL 能够适应具有不同学习目标和设备能力的异构智能体

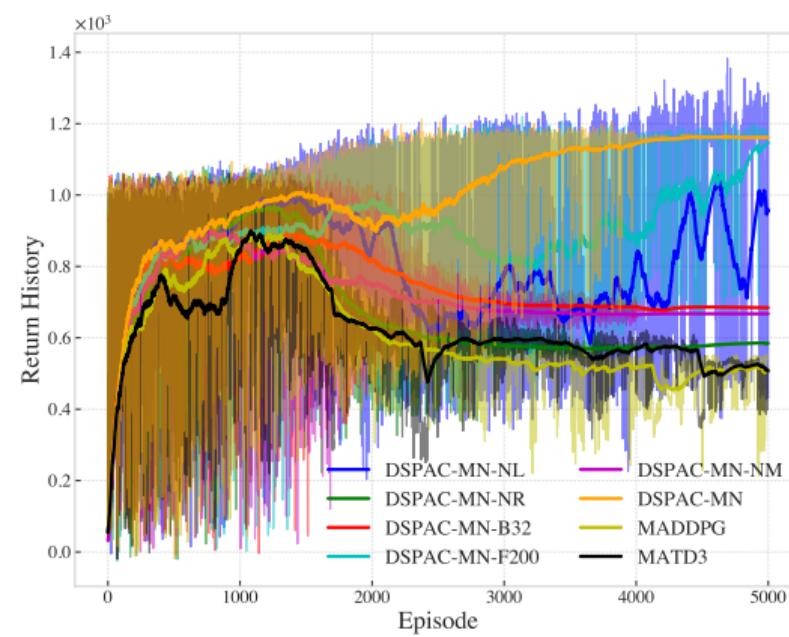
所提 DSPAC-MN 算法的工作流程



- 分布式智能体：并行探索
- 共享评价器：协作学习

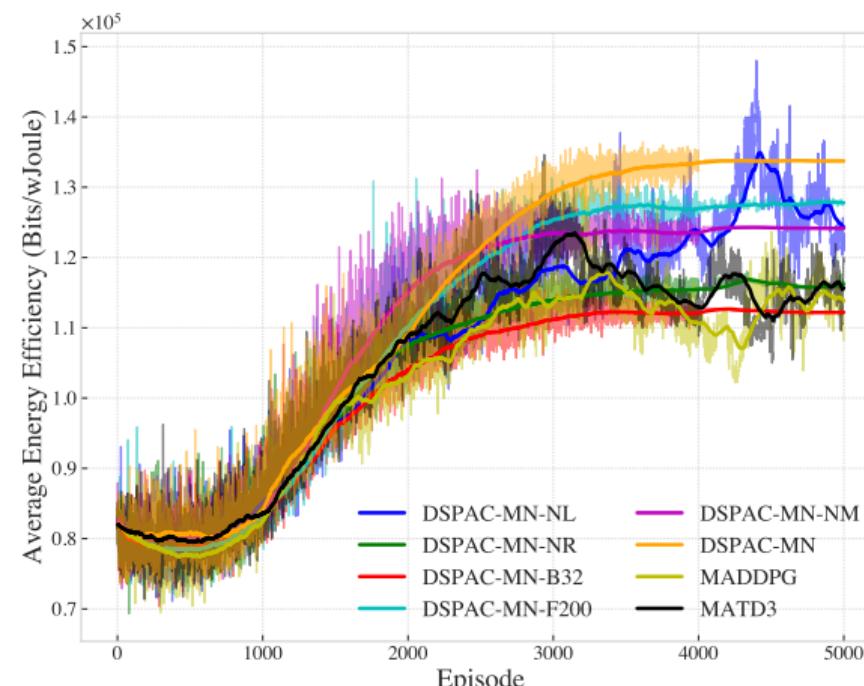
- 模块化输入：平衡维度
- 扰动执行器：增强探索

在线训练过程的回报历史



- MADDPG：DDPG 的扩展，用于处理多智能体场景
- MATD3：TD3 的扩展，减少 MADDPG 的过度估计偏差
- DSPAC-MN-NM：无模块化网络的 DSPAC-MN
- DSPAC-MN-NR：无正则化的 DSPAC-MN
- DSPAC-MN-NL：无学习率调度的 DSPAC-MN
- DSPAC-MN-B32：批量大小为 32 的 DSPAC-MN
- DSPAC-MN-F200：策略更新频率为 200 的 DSPAC-MN

预期能量效率的性能比较

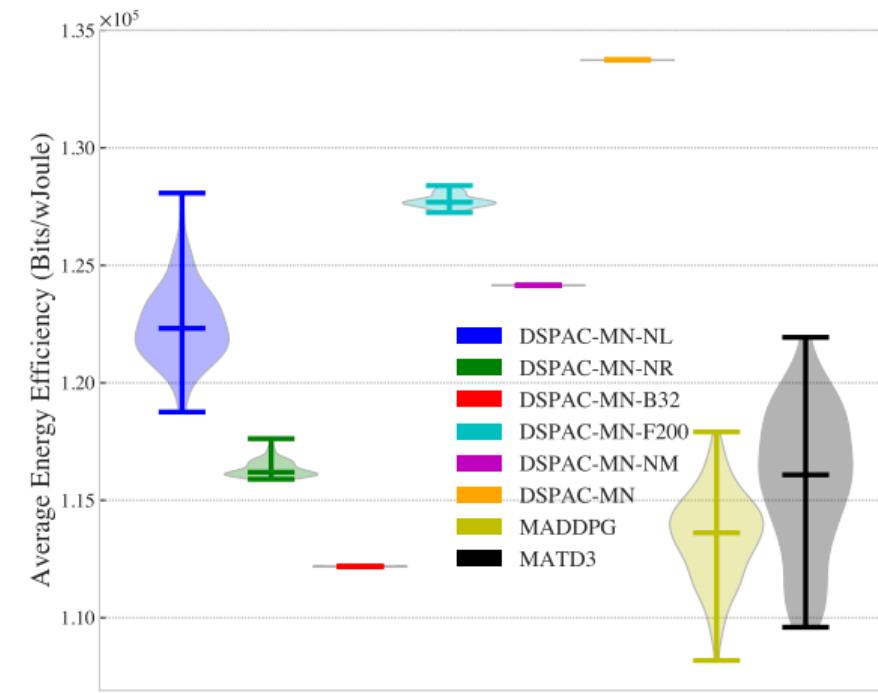
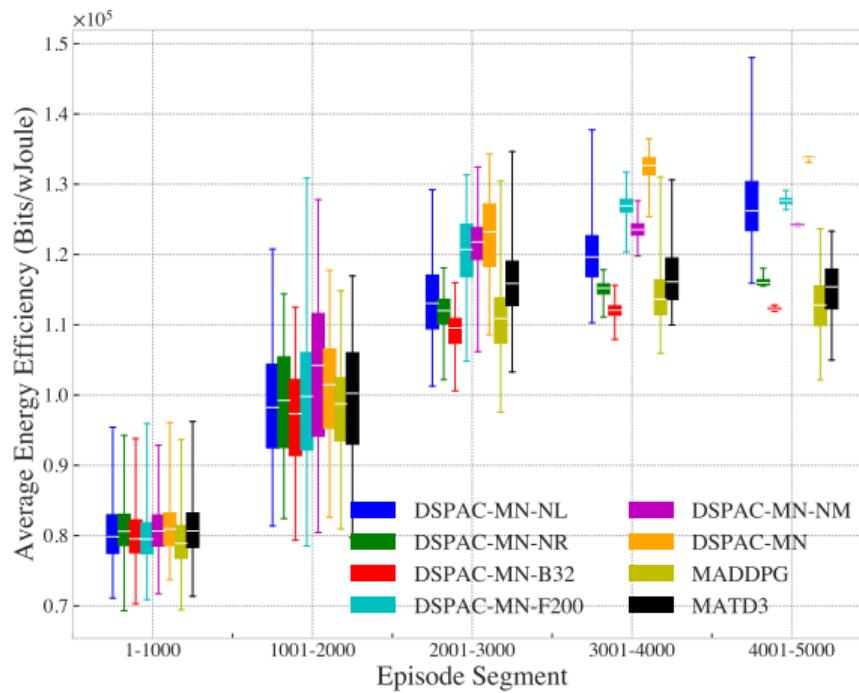


$$\max_{\{\mathbf{v}_u[n], f_g[n], \psi_g^u[n], \tau_g^u[n], P_g[n]\}} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{d[n]}{E[n]}$$

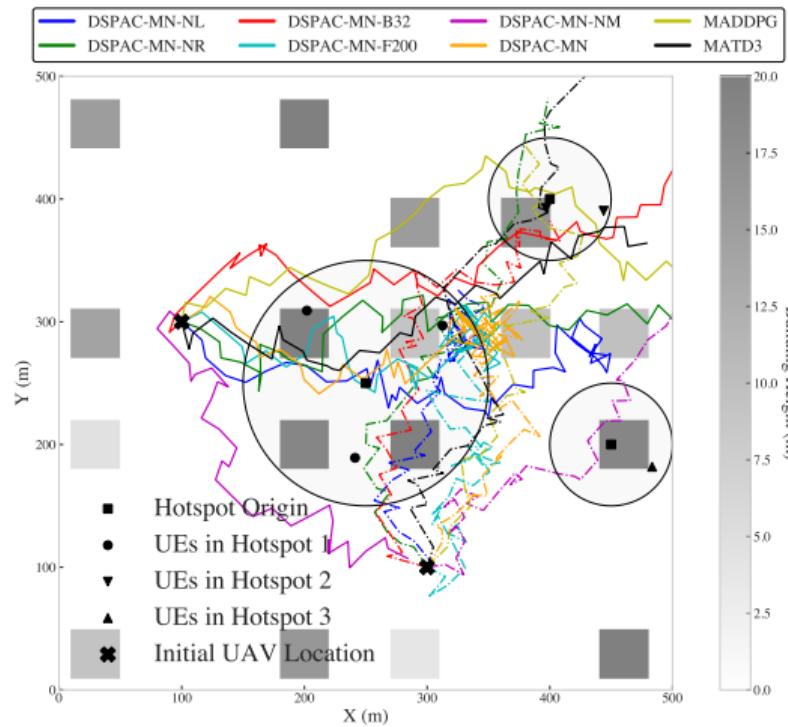
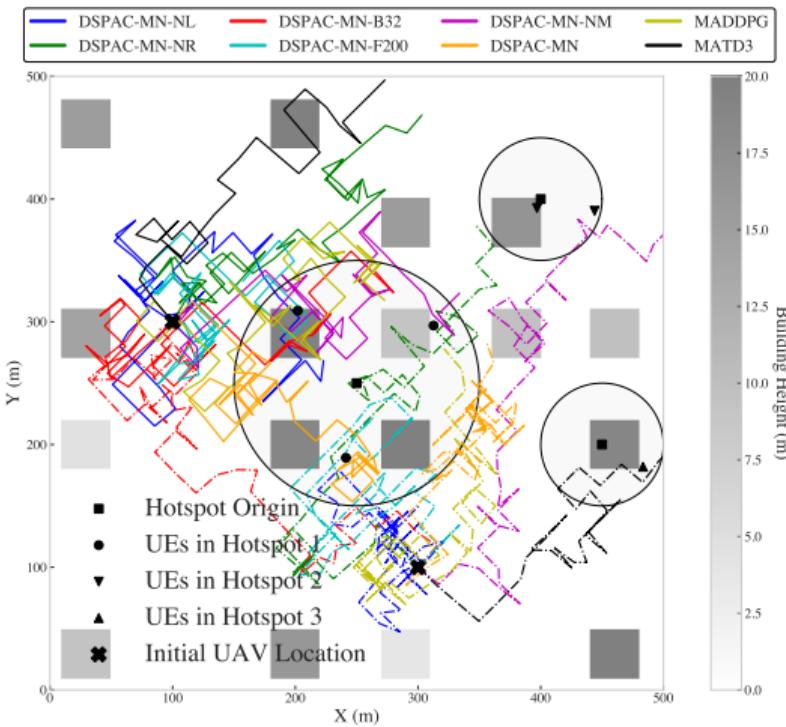
$$d[n] = \sum_{g \in \mathcal{G}} d_g[n].$$

$$E[n] = \sum_{g \in \mathcal{G}} E_g^l[n] + \sum_{u \in \mathcal{U}} (E_u[n] + \kappa E_u^p[n]),$$

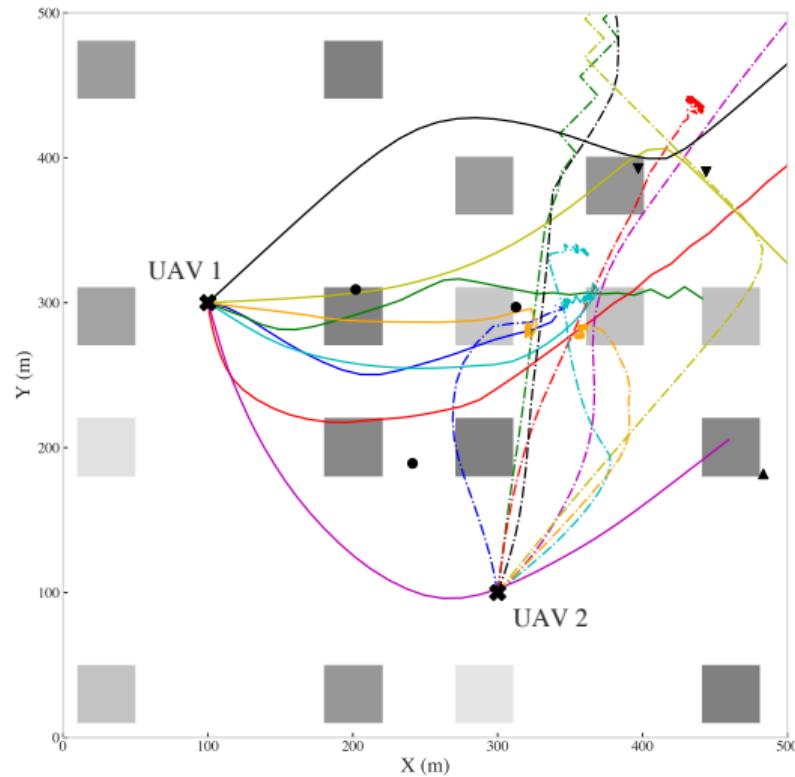
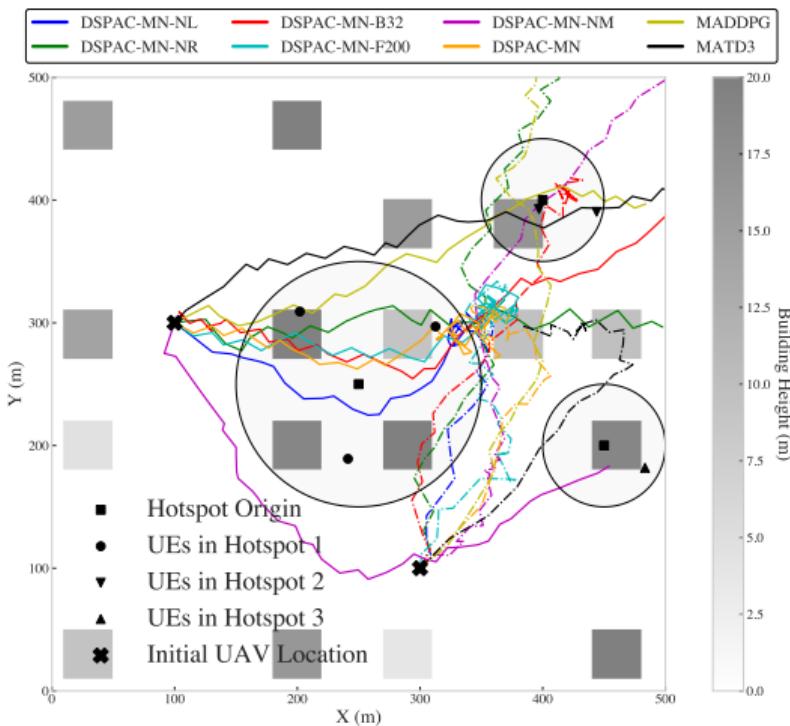
预期能量效率性能比较的箱线图和小提琴图



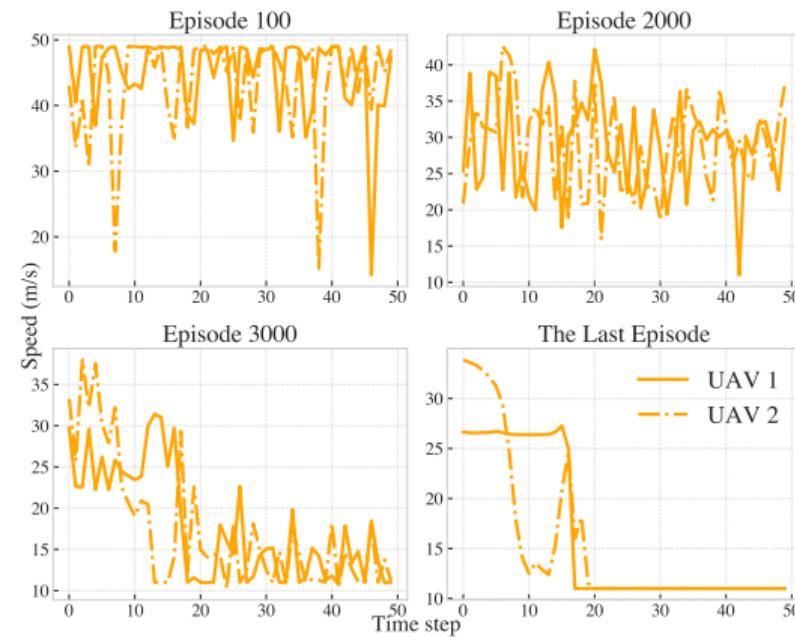
各种算法下设计轨迹的可视化和比较



各种算法下设计轨迹的可视化和比较



安全飞行概率和设计的推进速度



安全飞行概率比较

算法	MADDPG	MATD3	DSPAC-MN-NM	DSPAC-MN-NR
最后的 1000 次训练	0.5729	0.59992	0.73998	0.62
最后的 200 次训练	0.5853	0.6015	0.74	0.62
最后的 10 次训练	0.62	0.598	0.74	0.62

算法	DSPAC-MN-NL	DSPAC-MN-B32	DSPAC-MN-F200	DSPAC-MN
最后的 1000 次训练	0.73734	0.77556	0.90374	1.0
最后的 200 次训练	0.8205	0.78	0.9905	1.0
最后的 10 次训练	0.848	0.78	1.0	1.0

未来研究计划

未来的研究工作将聚焦于低空经济中智能内生下一代无线通信技术。主要研究方向包括：

1. 6G 无线通信中的智能资源分配：针对 6G 网络中的智能物联网、非地面通信和多接入边缘计算等通信场景，提出基于机器学习的资源分配和优化算法，提升网络性能和资源利用效率，支持低空经济的应用。
2. 无人机辅助的非地面通信智能网络管理：探索无人机在通信网络和低空经济中的应用，如空中基站、中继和计算资源提供者。研究协作通信、动态组网和无人机网络的智能资源管理，推动无人机在智慧农业、智能物流、应急救援和旅游业中的应用。

未来研究计划

3. 超大规模 MIMO 太赫兹近场通信及智能信道估计：利用模型驱动的深度学习方法进行超大规模 MIMO 太赫兹通信中的信道估计，解决高频通信中的挑战，提升近场通信的可靠性和效率，促进低空网络中的高效通信。
 4. 智能物联网与边缘智能：研究智能物联网中的通信和计算资源联合分配，开发高效的边缘计算架构和算法，支持大规模物联网设备的实时数据处理，助力低空经济的发展。
 5. 多智能体分布式深度强化学习：开发用于多智能体系统的分布式强化学习算法，提高分布式网络和大规模系统中的学习效率和稳定性，应用于通信网络优化和无人系统协同。

结束

感谢聆听