



湖南师范大学

大模型和智能体赋能的6G网络：从智能原生到自治演化

Large Model and Agent-Empowered 6G Networks: From AI-Native Intelligence to Autonomous Evolution

江沸波

湖南师范大学 信息科学与工程学院

邮箱: jiangfb@hunnu.edu.cn



报告目录

- 1 大模型和智能体基础
- 2 Token 通信
- 3 低空网络中的 Agentic AI
- 4 研究挑战与未来展望

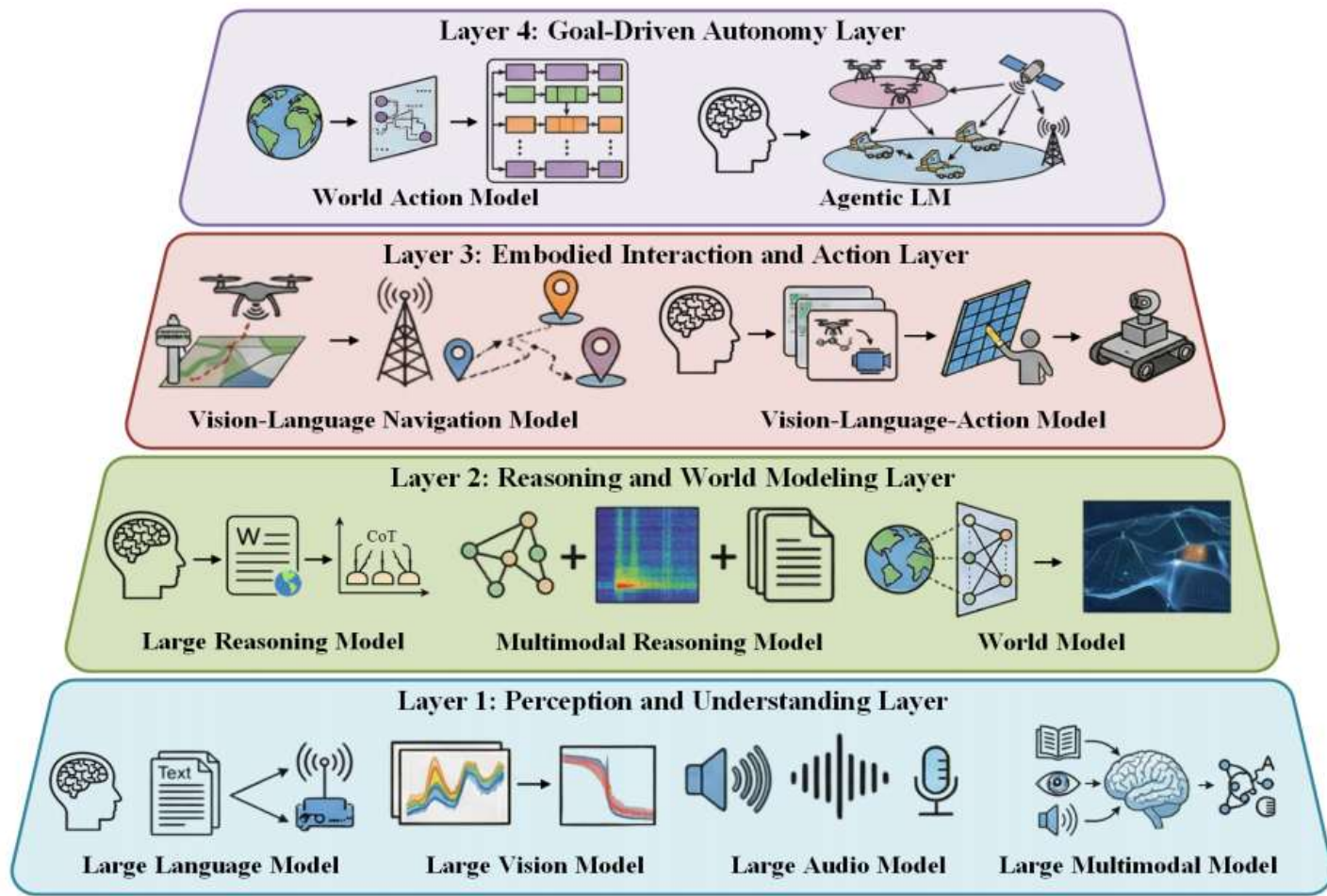
1.1 大模型概述与演进路线

- 大模型 (Large AI Model, LAM) 指包含**数千亿(或更多)**参数的神经网络模型
- 大模型学习海量的数据和任务, 具有显著的**鲁棒性和泛化性**
- 大模型支持**零/少样本学习**和**推理**, 具有惊人的理解力和创造力
- 大模型的出现和发展是人类迈向**通用人工智能**的重要阶段



1.2 大模型认知能力层级

- 1 感知与理解层**
处理文本、视觉、音频和多模态信息，是网络环境认知的入口
- 2 推理与世界建模层**
形成逻辑推理链与网络数字孪生，用于预测、诊断和优化
- 3 具身交互与行动层**
将理解结果转化为导航、控制、部署等可执行动作
- 4 目标驱动自治层**
围绕系统目标进行规划、行动生成与协同优化












1.3 智能体系统


定义

智能体是以**大模型**为认知核心、以**任务目标**为驱动的自主智能系统，能够通过感知、记忆、规划、推理、工具调用和环境交互，将大模型的理解与生成能力转化为可执行、可反馈、可持续优化的**行动闭环**。


Agent	Skill	Memory	Reasoning	Tools	Environment
 Fast-Thinking Agent	 <ul style="list-style-type: none"> Prompt Template Operation Procedure Execution Strategy 	 <ul style="list-style-type: none"> Factual Memory Episodic Memory Working Memory 	 <ul style="list-style-type: none"> Planning Coordination Reflection 	 <ul style="list-style-type: none"> General Tools Specialized Tools 	 <ul style="list-style-type: none"> Internal Environment External Environment



自主决策：
能够围绕目标进行任务分解与行动规划。



闭环执行：
支持工具调用、环境交互与反馈修正。



协同演进：
可扩展到多智能体协作与持续学习。

多智能体系统

多智能体系统是由多个智能体协同组成的**自主智能系统**，能够围绕复杂任务目标进行**信息共享、任务分解、角色分工、协商决策与反馈优化**，从而实现群体协作、能力互补和系统级智能涌现。

1) 集中式 (Centralized)	2) 分布式 (Decentralized)	3) 层次式 (Hierarchical)	4) 链式 (Chain-based)	5) 网状式 (IoA)
				
<p>主要特点</p>  <p>全局控制能力强，任务目标一致性高，但存在中心瓶颈和单点失效风险。</p>	<p>主要特点</p>  <p>鲁棒性和扩展性强，但需要解决冲突协调与一致性问题。</p>	<p>主要特点</p>  <p>结构清晰，适合复杂任务分解，但上层决策错误可能向下传播。</p>	<p>主要特点</p>  <p>流程清晰，可解释性强，但容易产生误差累积。</p>	<p>主要特点</p>  <p>具备开放协同、能力组合和群体涌现特征，但面临信任、安全和标准化挑战。</p>



1.5 大模型、智能体与AGI

Google DeepMind 关于AGI的等级划分 (2023年)

超人类水平

大师水平

专家水平

熟练水平

初级水平

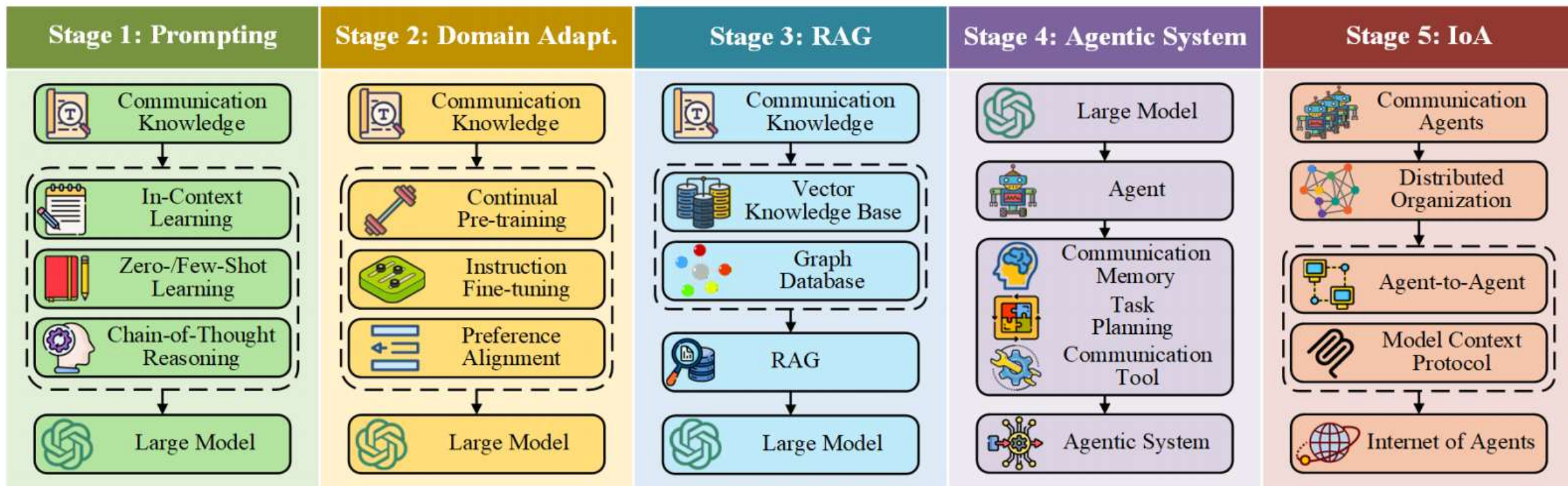
无AI



等级	特定范围内的任务或任务集	广泛的范围任务，包括元认知任务 (如学习新技能)
超人类水平	超人类范围AI: AlphaFold 、AlphaZero、StockFish	超级人智能 (ASI) : 尚未实现
大师水平	大师级范围AI: Deep Blue、 AlphaGo	大师级AGI: 尚未实现
专家水平	专家级范围AI: 拼写和语法检查器 (如Grammarly) ; 生成图像模型 (如Imagen、Dall-E 2)	专家级AGI: 尚未实现
熟练水平	熟练级范围AI: 智能音箱 (如Siri、Alexa、Google Assistant) ; VQA系统 (如PaLI) ;	熟练级AGI: GPT 5.5 、 Claude Code
初级水平	初级范围AI: GOFAI; 简单的基于规则的系统 (如SHRDLU)	初级AGI: ChatGPT 、 LLaMA 2
无AI	无AI范围任务: 计算器软件; 编译器	无AI广泛任务: 人类参与的计算机任务 (如Amazon Mechanical Turk)



1.6 大模型与智能体驱动的6G网络演进



01

提示工程阶段:

上下文学习、零/少样本学习、思维链推理

02

领域适配阶段:

继续预训练、指令微调与通信偏好对齐

03

知识增强阶段:

向量知识库、知识图谱与RAG

04

Agentic System阶段:

记忆、规划、工具调用与闭环执行

05

IoA阶段:

多智能体协同、A2A、MCP与分布式自治



2.1 Token 通信的定义与优势

定义

Token Communication 是一种以**大模型/智能体**中的 **Token** 作为信息表征、处理与传输基本单元的新型通信范式，借助**大模型/智能体**实现面向语义与任务目标的**高效、多模态、上下文感知通信**。

1 为什么在大模型时代需要 Token 作为通信单元？



1. 大模型以 **Token** 为原生处理单元，通信系统若采用 **Token** 接口，可与 **LLM/VLM** 无缝对接。



2. 文本、图像、语音等多模态信息正逐步统一到 **Token** 空间，便于跨模态协同。



3. 传统低维语义特征难以同时支持生成、推理与任务执行，而 **Token** 更适合构建**统一语义接口**。



4. 在 **6G AI-Native** 网络中，任务导向、上下文感知和智能体协同都需要更灵活的 **Token** 级信息组织方式。

2

核心优势



A. 统一表征：

兼容文本、图像、音频等多模态信息



B. 生成式恢复：

可借助上下文补全提升抗噪声与抗丢包能力



C. 任务泛化：

依托大模型知识与多任务推理能力增强泛化性

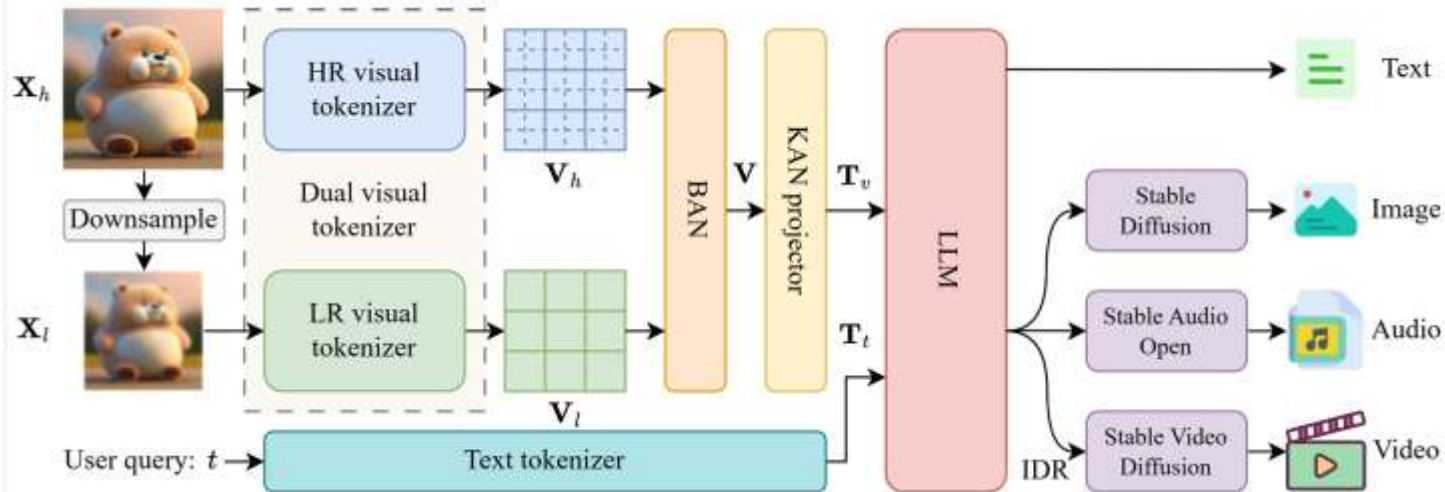


D. 智能协同：

天然适配智能体规划、推理、工具调用与交互执行

面临挑战

现有多模态 TokenCom 系统面临三大挑战：1) **Token 表征粒度受限**；2) **视觉 Token 序列冗长**；3) **Token 跨模态对齐失真**

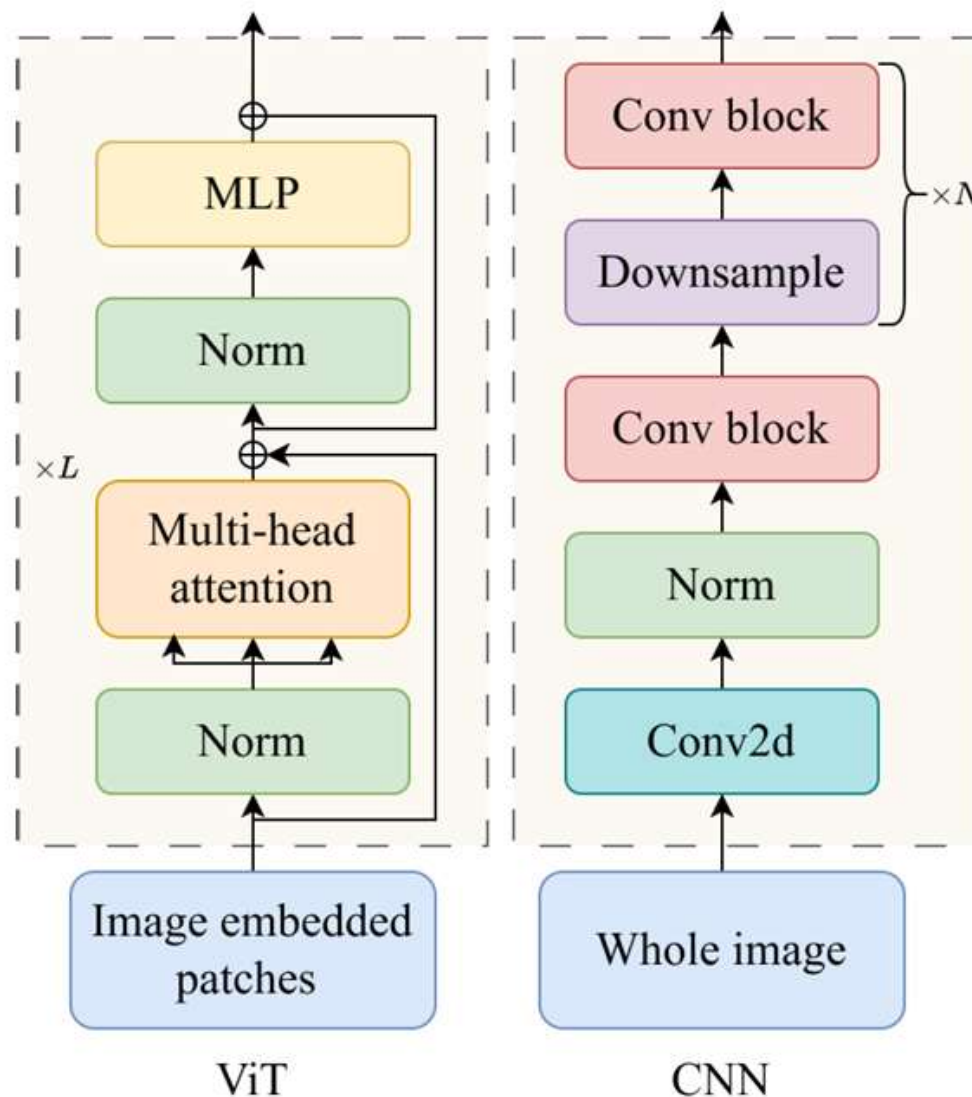


主要创新

- **双视觉 Tokenizer**: 构建 ViT 与卷积分支协同的双视觉 Tokenizer, 实现全局特征与局部细节的多粒度提取
- **双向注意力网络**: 设计 BAN 促进高低层视觉 Token 的双向交互与自适应压缩融合, 增强关键视觉信息表达。
- **基于 KAN 的投影器**: 引入 KAN 投影器, 实现视觉 Token 向语言 Token 空间的高效非线性对齐

双视觉 Tokenizer

- **低分辨率视觉 Tokenizer**：采用视觉 Transformer (ViT) 对下采样后的低分辨率图像进行编码，利用自注意力机制建模图像区域间的长程依赖关系，生成全局视觉特征流
- **高分辨率视觉 Tokenizer**：采用卷积神经网络 (CNN) 对高分辨率原始图像进行编码，通过卷积操作提取纹理、边缘等高频局部细节，生成细粒度局部特征流

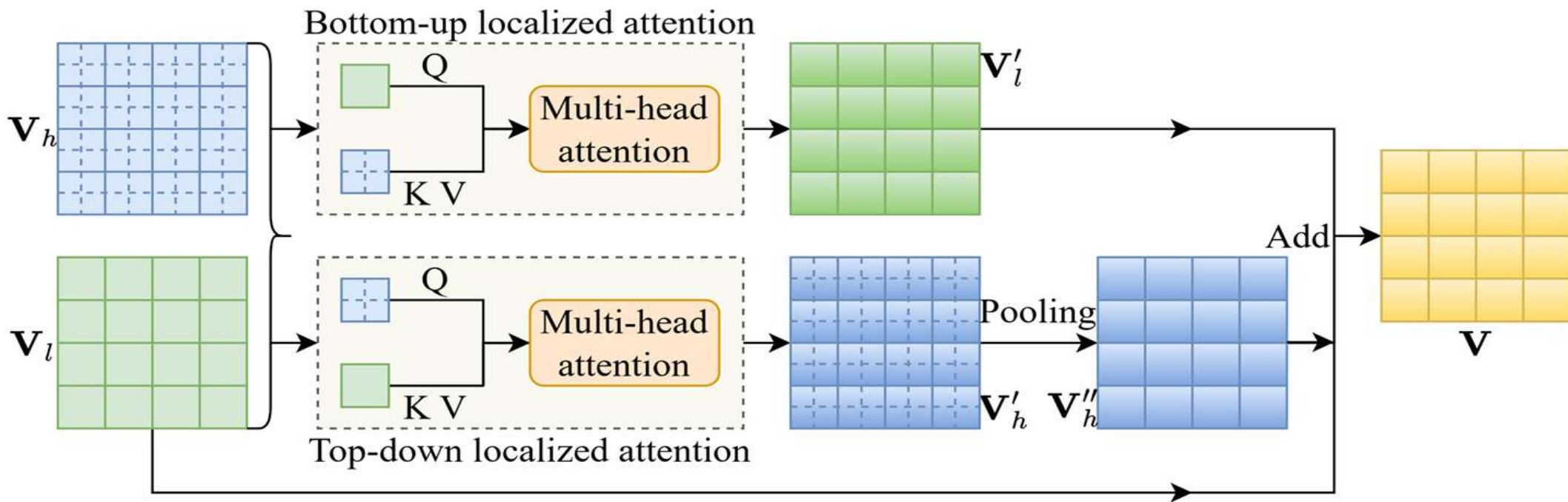




双向注意力网络

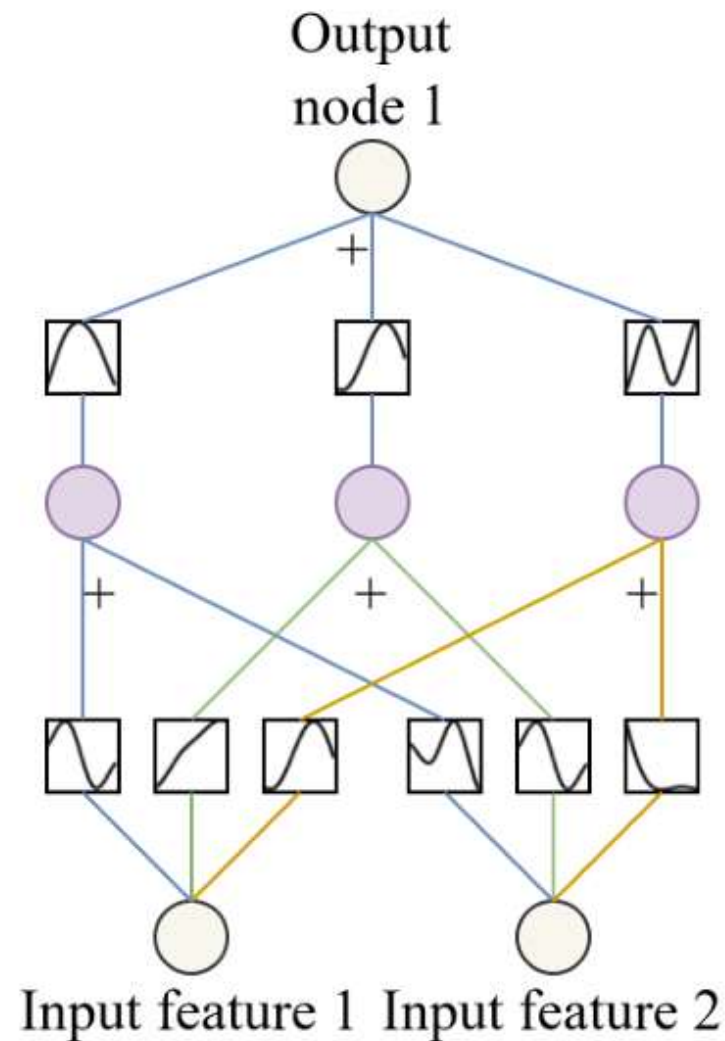
构建双向注意力网络 (BAN) , 实现高层全局特征与低层局部细节之间的互补增强

- **自上而下局部注意力**: 以高层全局特征作为查询, 从空间对齐的低层特征中提取相关细粒度信息, 增强目标边缘、纹理和局部细节表达
- **自下而上局部注意力**: 以低层细节特征作为查询, 从对应的高层特征中获取全局语义指导, 提升局部特征的语义一致性与判别能力



基于 KAN 的投影器

- **MLP 瓶颈**: 传统 MLP 投影器依赖固定激活函数, 难以建模复杂跨模态非线性关系, 并可能因频谱偏置导致高频视觉细节丢失
- **KAN 映射**: 引入 KAN 替代 MLP, 提升视觉 Token 到语言语义空间的非线性映射能力
- **可学习激活**: 通过 SiLU 与 B-spline 等可学习函数组合, 自适应拟合不同尺度视觉特征分布
- **对齐效果**: 实现视觉 Token 与文本语义空间的高保真对齐, 减少模态转换过程中的信息损失与语义失真

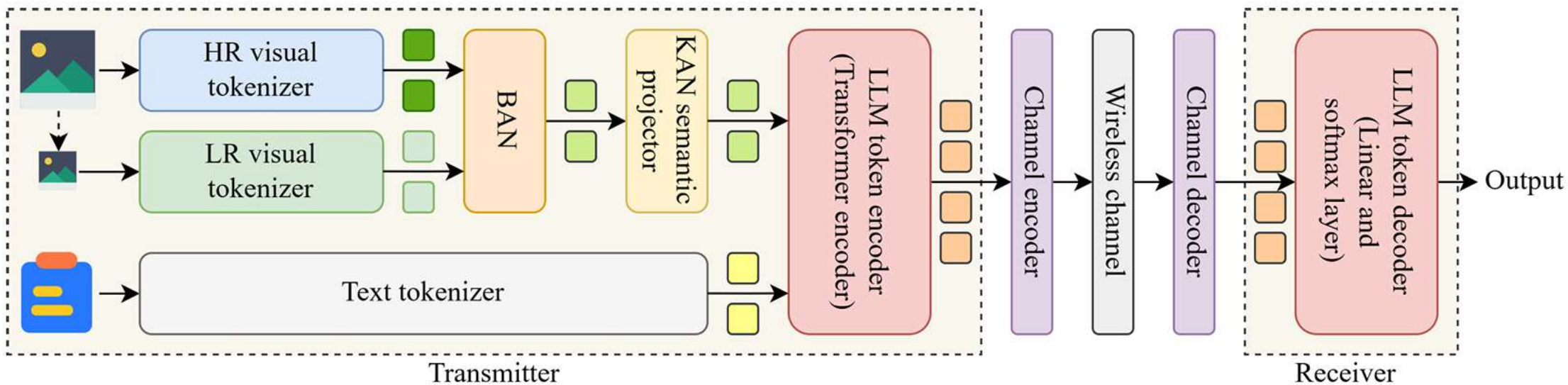




2.2 多模态多任务Token通信

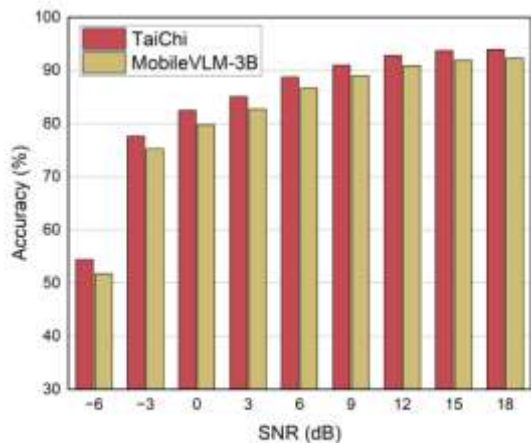
Token 通信系统架构

- **发送端编码**: 提取、融合并对齐视觉 Token, 与文本 Token 形成统一多模态表示
- **LLM Token 编解码**: LLM 负责发送端语义理解与接收端语义生成
- **信道编解码**: 将多模态 Token 编码为信道符号, 并通过无线信道传输
- **接收端解码**: 恢复接收 Token, 并生成最终语义输出

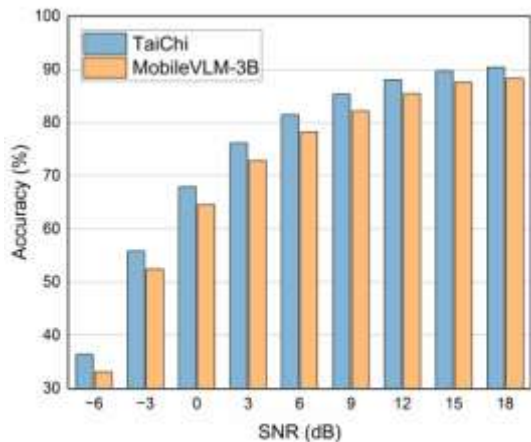


2.2 多模态多任务Token通信

实验结果



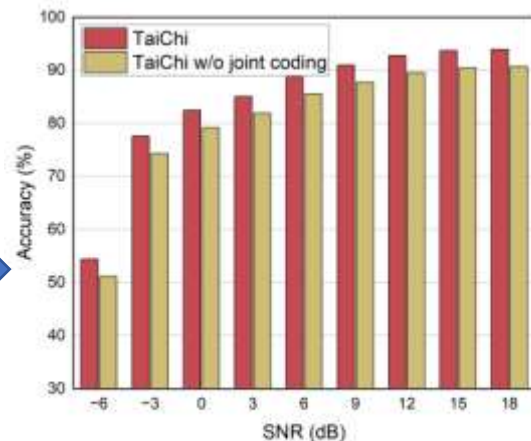
(a) AWGN



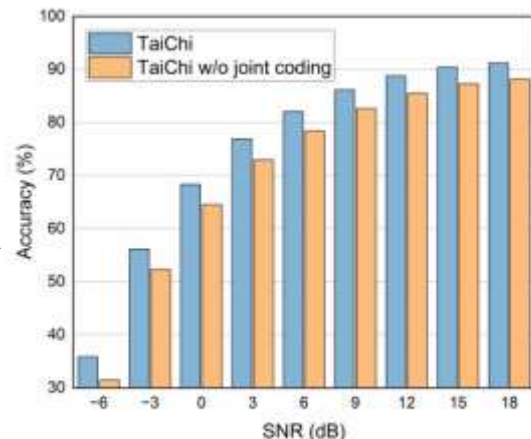
(b) Rayleigh fading

•与 MobileVLM-3B 驱动的 Token 通信系统相比，我们的方法保持更高准确率，验证了其作为 Token 通信引擎的优越性。

•联合 VLM-信道编码方案在全部 SNR 条件下均优于非联合编码方案，表明端到端联合优化能够显著增强 Token 表征对信道噪声和衰落的适应能力。



(a) AWGN



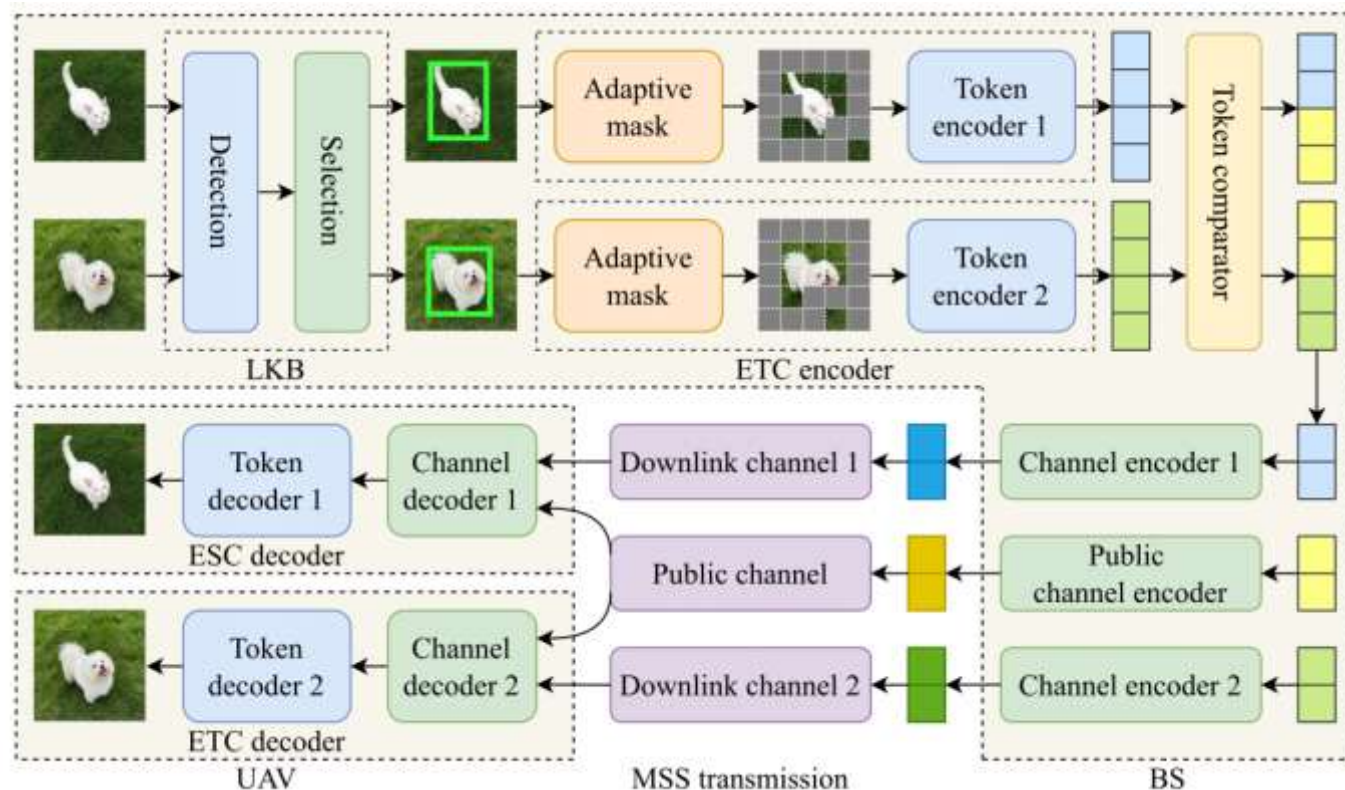
(b) Rayleigh fading

面临挑战

将 TokenCom 应用于多低空通信面临三大挑战：1) **大模型知识库构建效率低**；2) **Token 编码效率不足**；3) **多用户 Token 共享机制缺乏**

主要创新

- **轻量化知识库**：构建 FlashSAM 驱动的轻量知识库 LKB，实现关键目标快速定位与 Token 先验提取
- **高效 Token 编解码器**：构建基于 MAE 的 Efficient Token Codec (ETC)，通过目标引导掩码实现像素级与语义级高效压缩
- **多用户 Token 共享传输机制**：提出共享传输机制，通过共享/私有 Token 分离减少冗余传输并提升扩展性



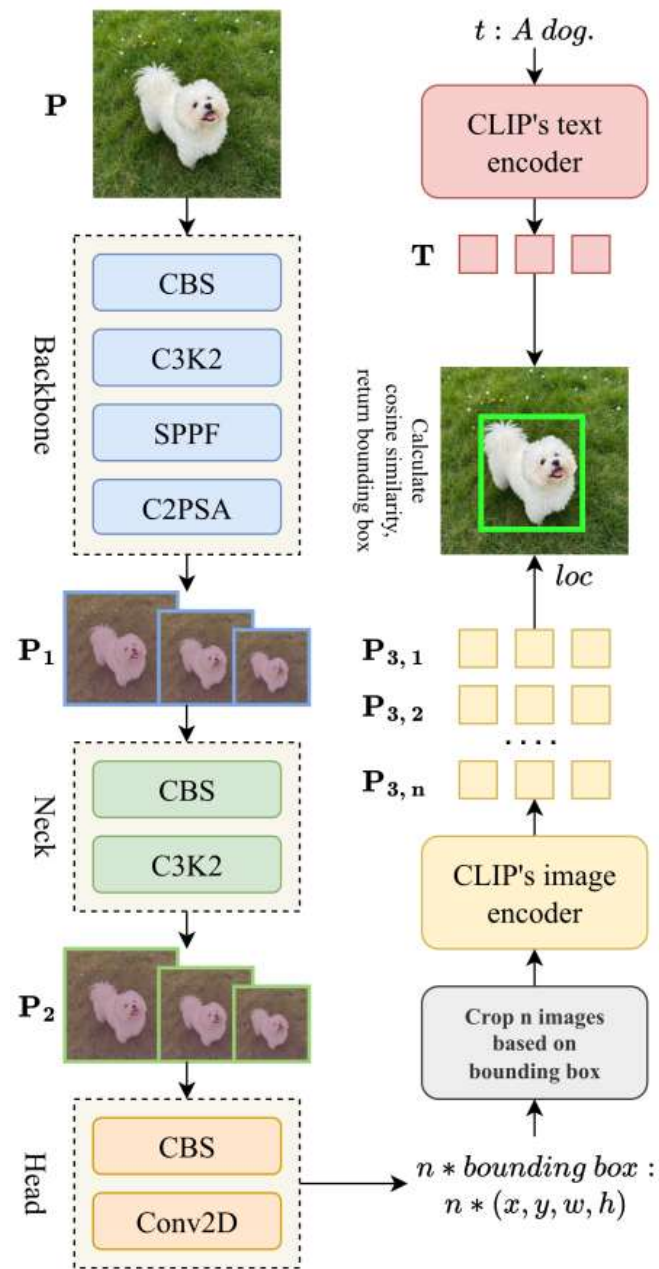


轻量化知识库

构建 FlashSAM 驱动的 LKB, 以轻量卷积结构代替 ViT 结构实现关键目标快速定位与 Token 空间先验提取:

- **主干网络:** 采用轻量卷积结构提取多尺度视觉特征, 降低模型参数量与计算开销
- **特征融合层:** 融合不同尺度特征, 增强目标区域的上下文表达与尺度鲁棒性
- **预测头:** 预测候选目标边界框及置信度, 实现关键对象的快速定位
- **目标导向筛选:** 结合任务提示词筛选最相关目标区域, 生成用于 Token 编码的空间先验

Jiang, Feibo, et al. "FlashSAM: Lightweight Vision Model for Multi-UAV Token Communication in Low-Latitude Wireless Networks." IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, (2026), Accepted.

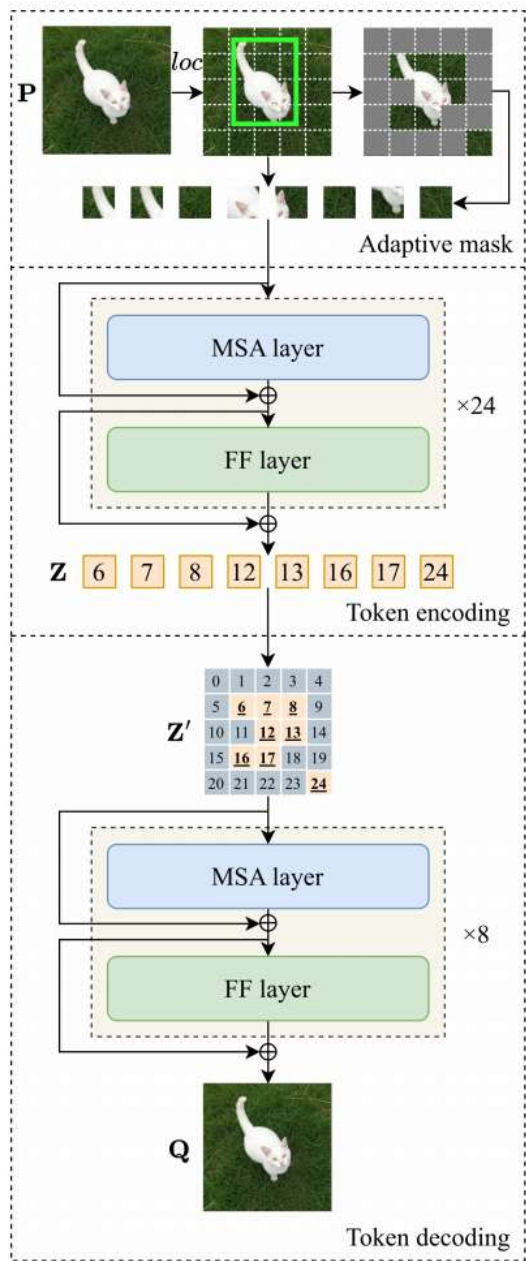




高效 Token 编解码器

构建基于 MAE 的 ETC, 通过目标引导的自适应掩码机制, 实现关键区域优先编码与冗余信息高效压缩:

- **自适应掩码:** 利用 LKB 提供的目标位置先验, 优先保留目标相关图像块, 并提高背景区域的掩码概率。
- **Token 编码:** 通过多层 ViT 编码器对未掩码图像块进行特征提取, 生成高语义密度的紧凑 Token。
- **Token 解码:** 在接收端利用轻量 ViT 解码器重建图像, 实现低 Token 数量下的目标语义恢复。

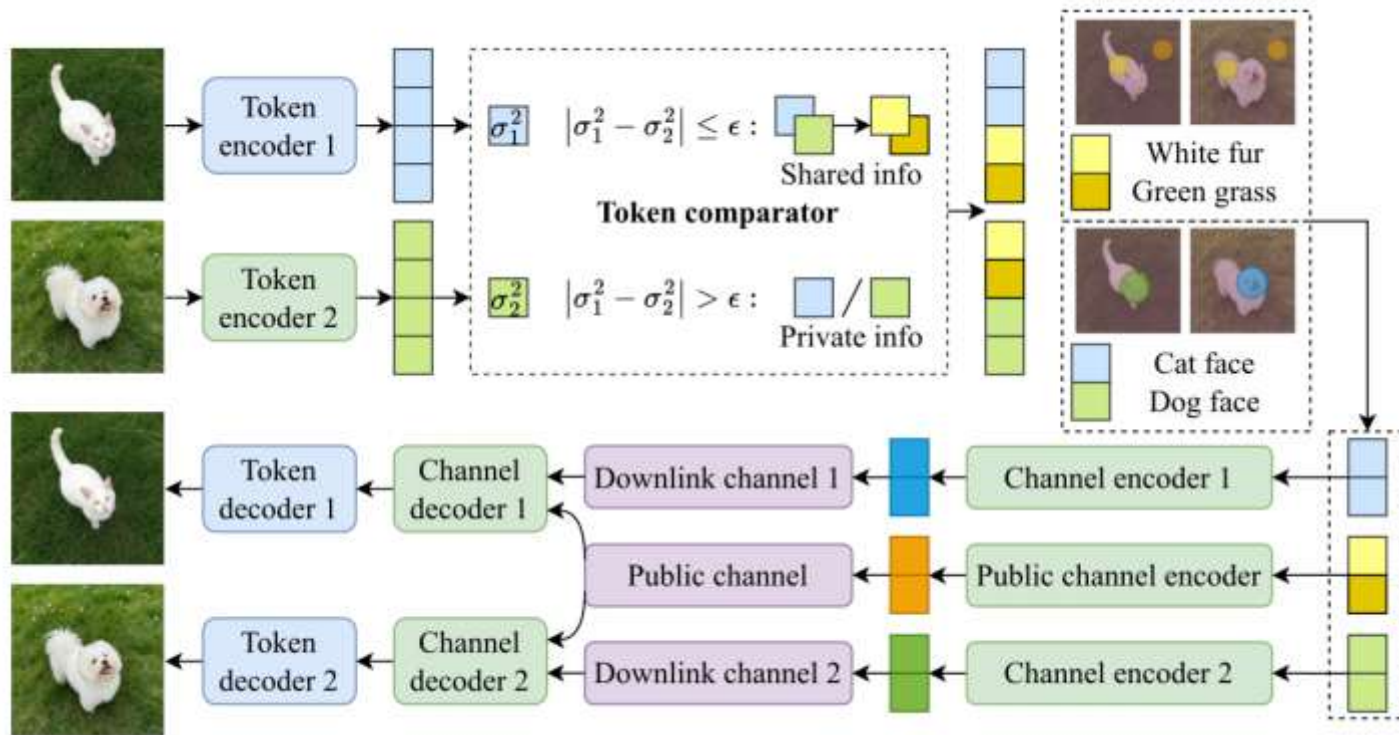


Jiang, Feibo, et al. "FlashSAM: Lightweight Vision Model for Multi-UAV Token Communication in Low-Latitude Wireless Networks." IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, (2026), Accepted.



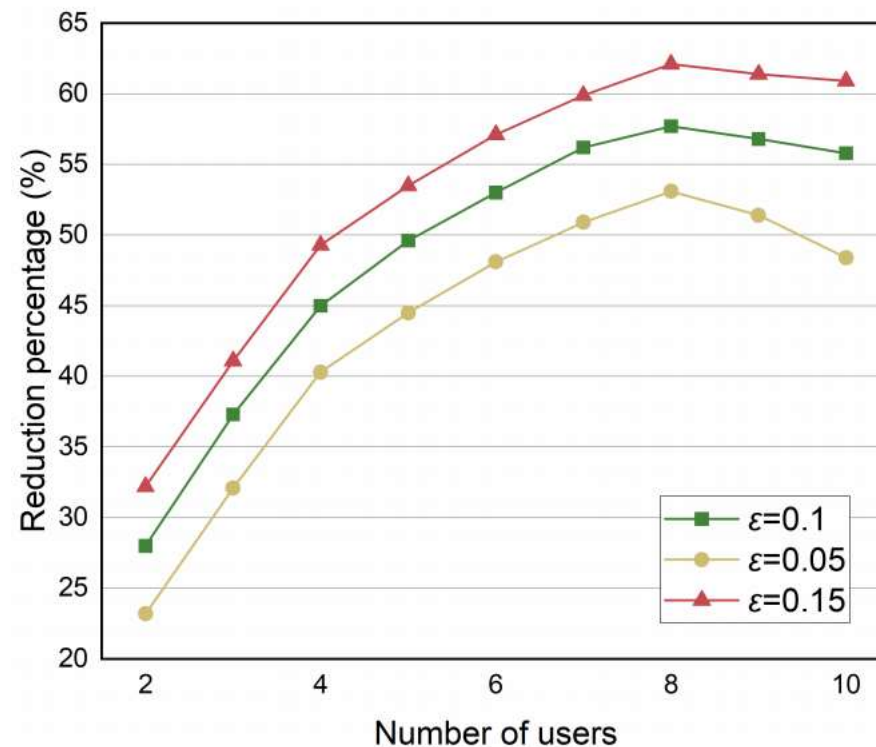
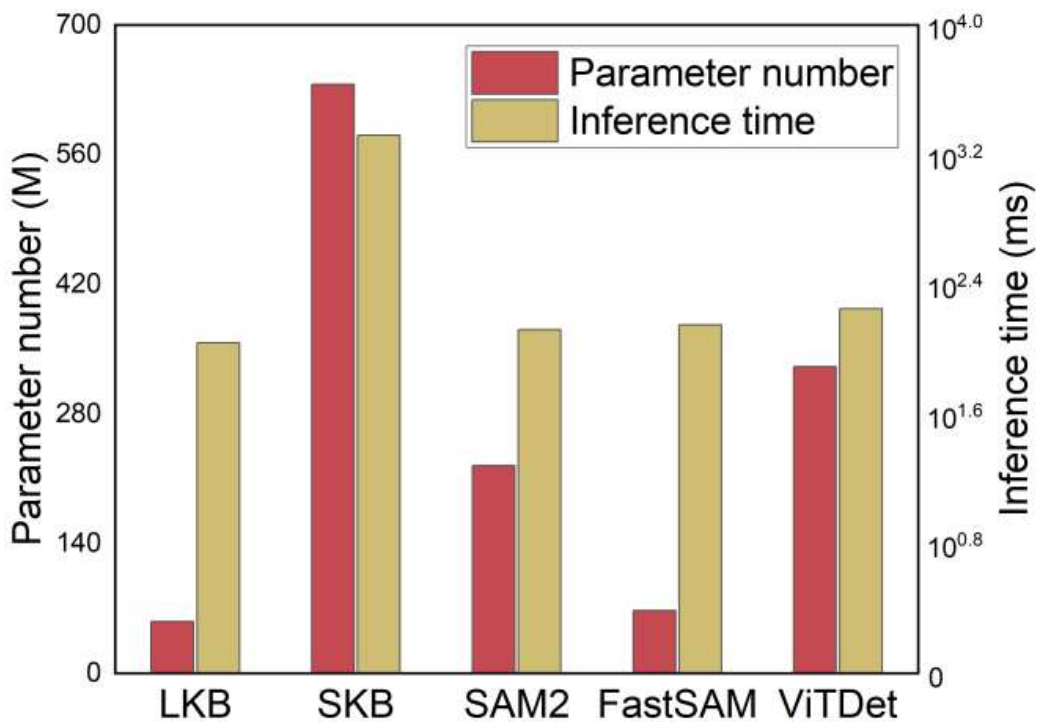
多用户 Token 共享传输机制

- **Token 编码**: 分别提取各 UAV 图像的 Token 表征, 构建可比较的多用户 Token 空间
- **Token 比较**: 基于 Token 特征一致性识别共享 Token 与私有 Token, 区分公共语义与个性化信息
- **信道编码**: 对共享 Token 进行公共信道编码并广播, 对私有 Token 进行 UAV 专属编码并分别传输
- **信道解码**: 各 UAV 融合接收到的共享 Token 与私有 Token, 恢复对应图像内容





实验结果



LVM-MTC 通过 FlashSAM 驱动的轻量知识库、LKB 引导的高效 Token 编解码器以及多 UAV Token 共享机制，实现了关键目标快速定位、对象相关 Token 高效压缩与多用户冗余传输削减，从而提升了低空网络多无人机 Token 通信的效率、扩展性与鲁棒性

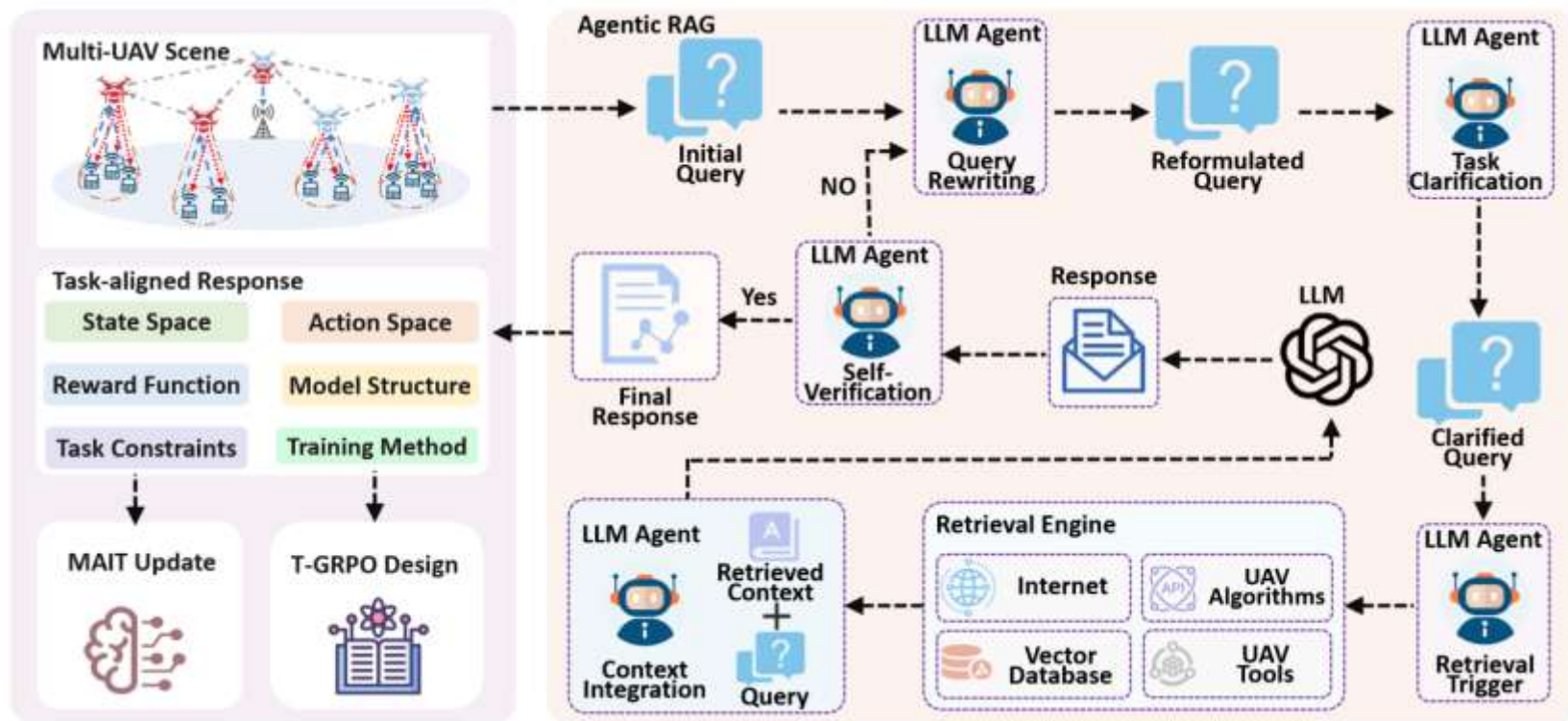


面临挑战

将 Agentic AI 应用于低空无线网络优化面临三大挑战：1) **任务建模泛化能力不足**；2) **长序列轨迹建模开销较高**；3) **强化学习训练稳定性不足**

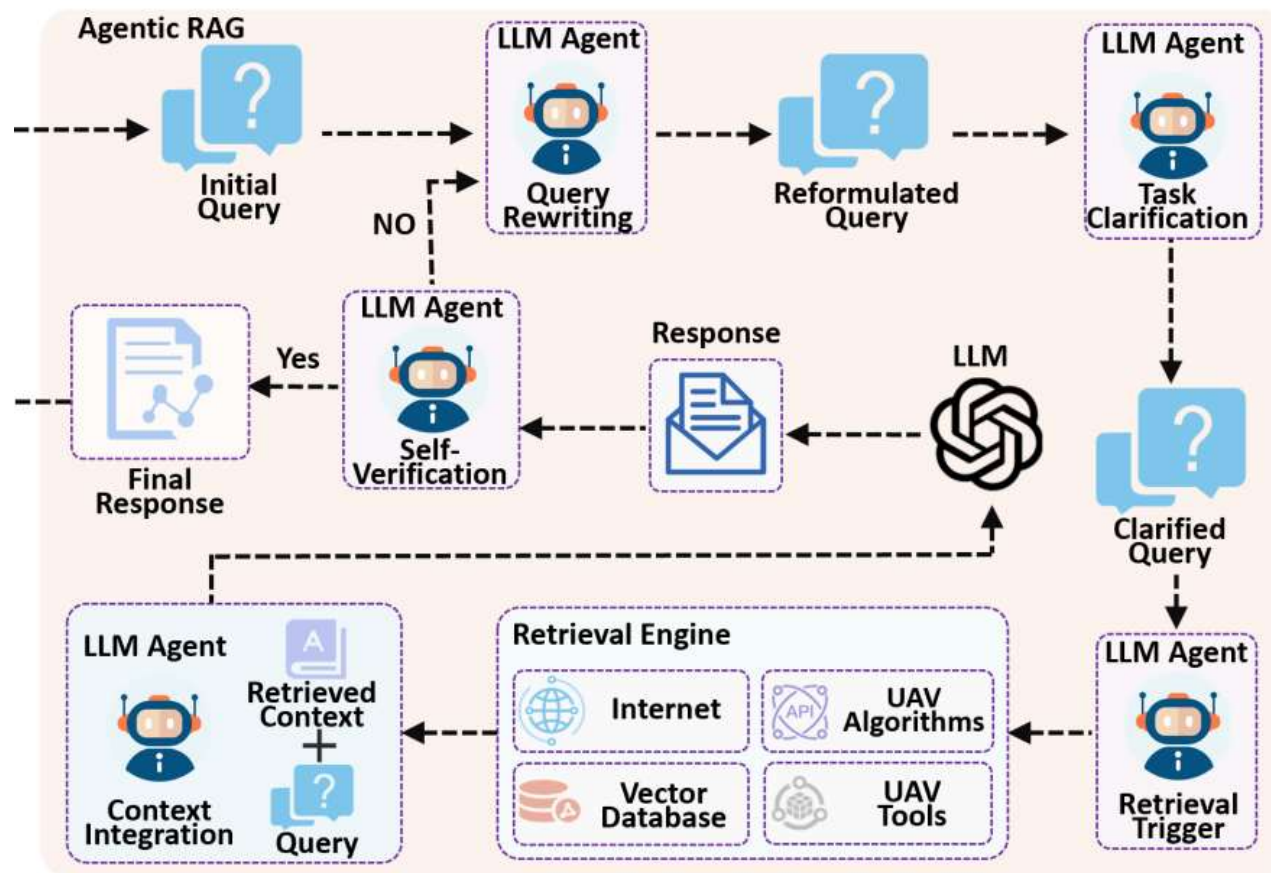
主要创新

- **Agentic RAG 任务建模**: 融合 LLM 与 UAV 知识库，实现任务理解、知识检索与建模生成的闭环自动化
- **MAIT 轨迹优化模型**: 结合 Attention 与 Mamba，实现多 UAV 轨迹的全局交互建模与高效长序列生成
- **T-GRPO 训练方法**: 支持离散/连续轨迹空间的统一策略优化，提升训练稳定性与泛化能力



Agentic RAG 任务建模

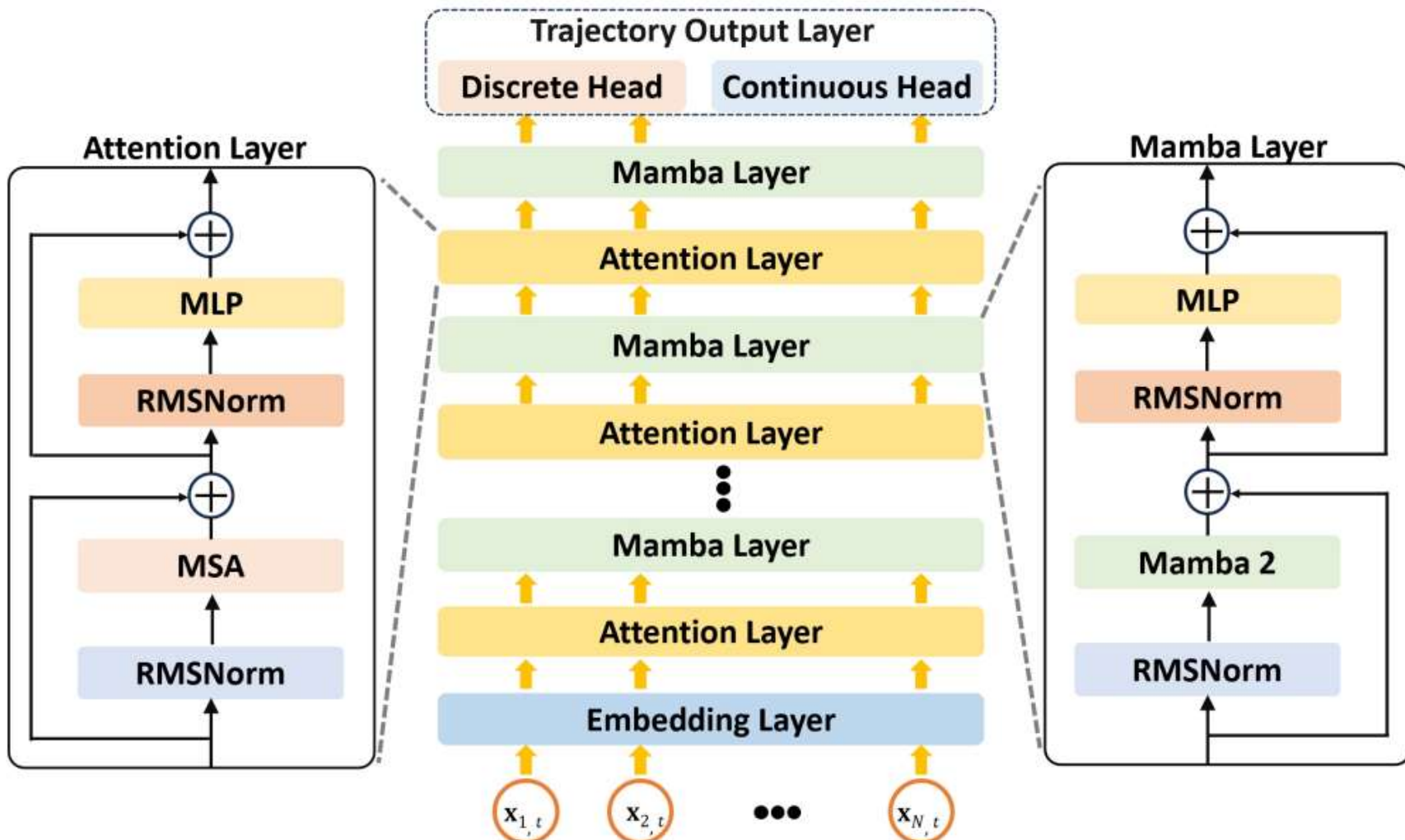
- **初始任务接收**: 接收用户自然语言任务描述, 识别 UAV 轨迹规划的目标与基本需求
- **查询重写**: 将模糊任务需求重构为结构化建模问题, 明确优化目标、任务对象与关键变量
- **任务澄清**: 自动判断缺失信息, 并补充场景模型、飞行约束、电池限制等必要先验。
- **上下文检索**: 从 UAV 文献库、模型库、算法库和外部工具中检索相关知识
- **上下文融合生成**: 融合检索知识与用户意图, 生成状态空间、动作空间、奖励函数、模型结构与任务约束
- **自验证评估**: 检查生成结果是否完整、合理, 并验证其是否满足任务约束
- **多轮检索生成**: 当结果不充分时, 重新触发查询重写、检索与生成, 形成闭环优化





MAIT 轨迹优化模型

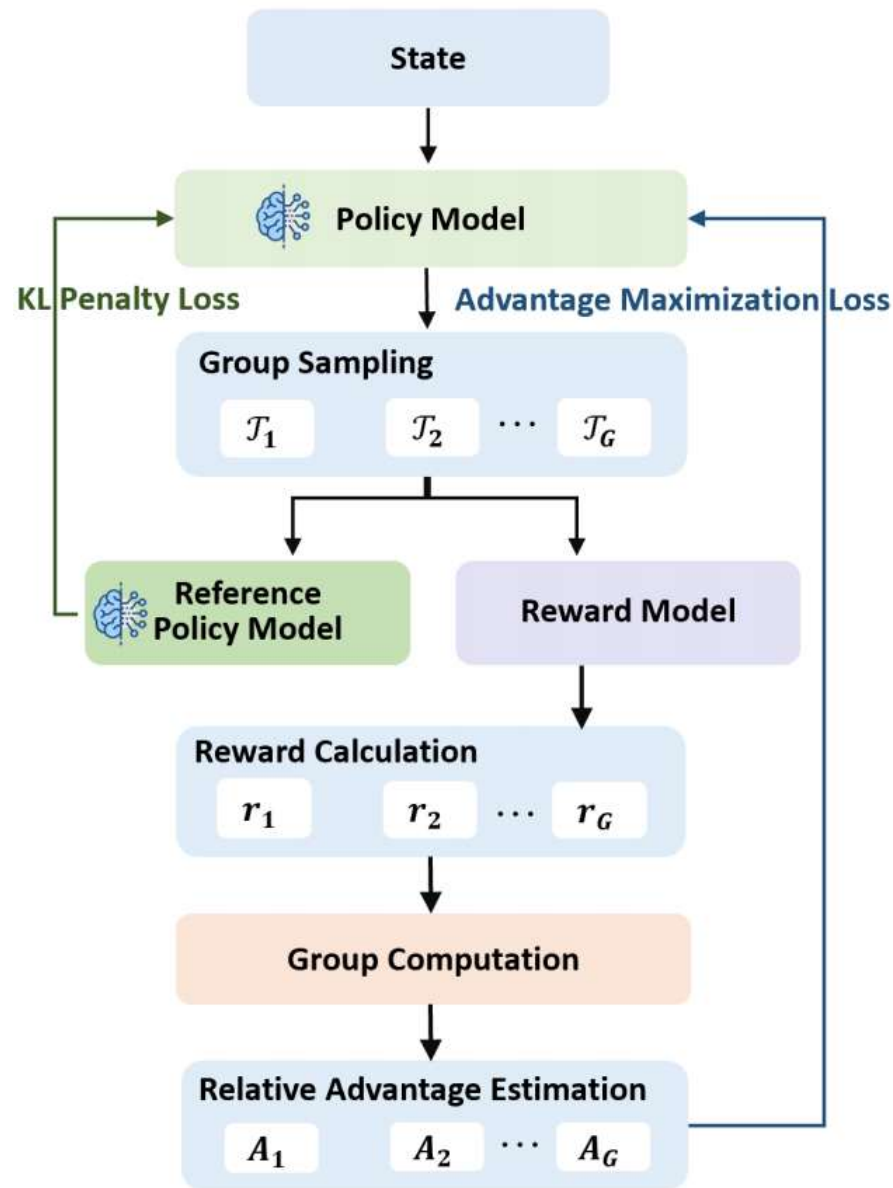
- **状态嵌入层**：融合 UAV 状态、时间信息与节点身份，形成统一的轨迹序列表示。
- **Attention 层**：建模多 UAV 与任务节点之间的全局依赖和协同交互关系。
- **Mamba 层**：以线性复杂度捕获长时序轨迹动态，降低长序列建模开销。
- **轨迹输出层**：支持离散路径选择与连续动作控制，生成可执行的多 UAV 轨迹。

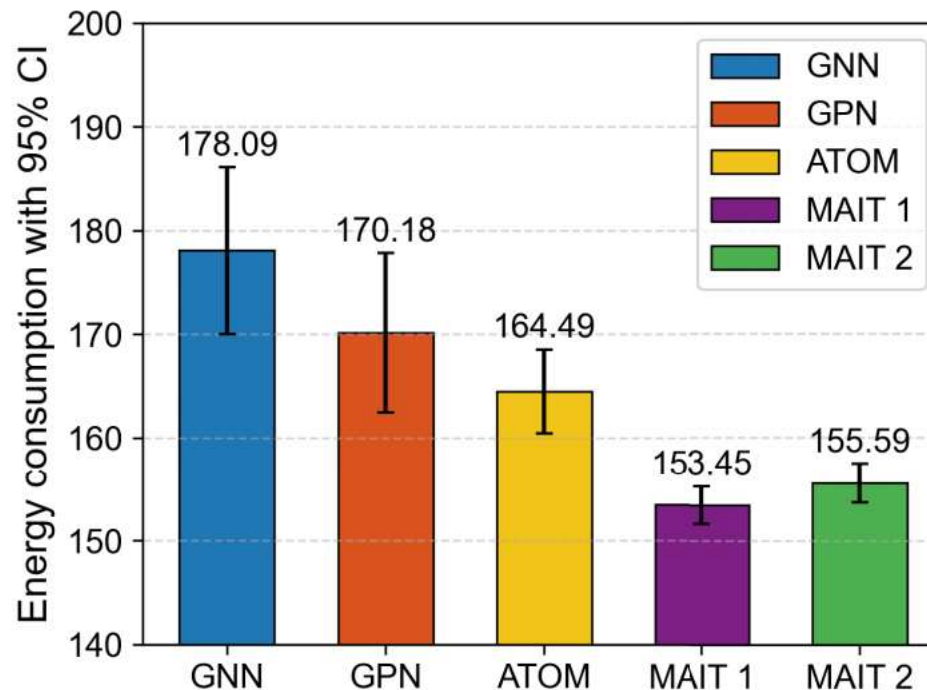
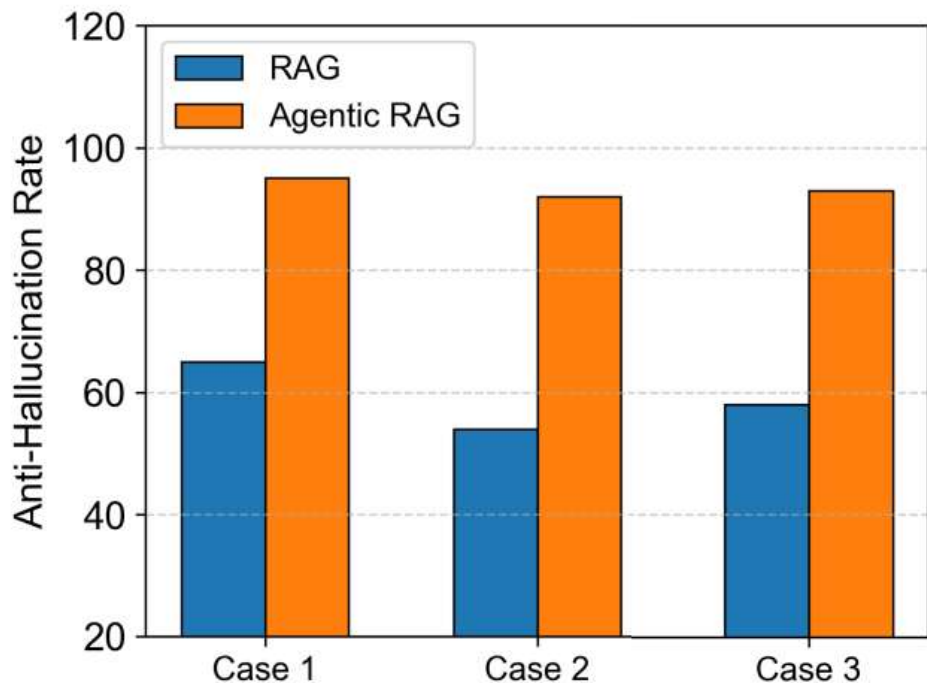




T-GRPO 训练方法

- **状态、动作与奖励定义**：统一建模多 UAV 的系统状态、轨迹动作和任务奖励，为策略优化提供基础。
- **组采样机制**：在同一初始状态下生成多条候选轨迹，增强策略探索与训练样本多样性。
- **奖励计算**：根据每条轨迹的累计回报评估整体任务性能，如能耗、覆盖率和避障效果。
- **相对优势估计**：基于组内轨迹回报的均值和方差计算相对优势，降低价值估计偏差。
- **策略优化**：结合优势函数目标与 KL 约束稳定更新策略，提升训练收敛性与鲁棒性。





ARMAIT 通过 Agentic RAG 实现任务建模自动化，通过 MAIT 实现多 UAV 轨迹的全局交互与高效长序列建模，并通过 T-GRPO 提升离散/连续轨迹空间下的策略优化稳定性，从而有效增强低空经济网络中的多 UAV 轨迹规划性能。

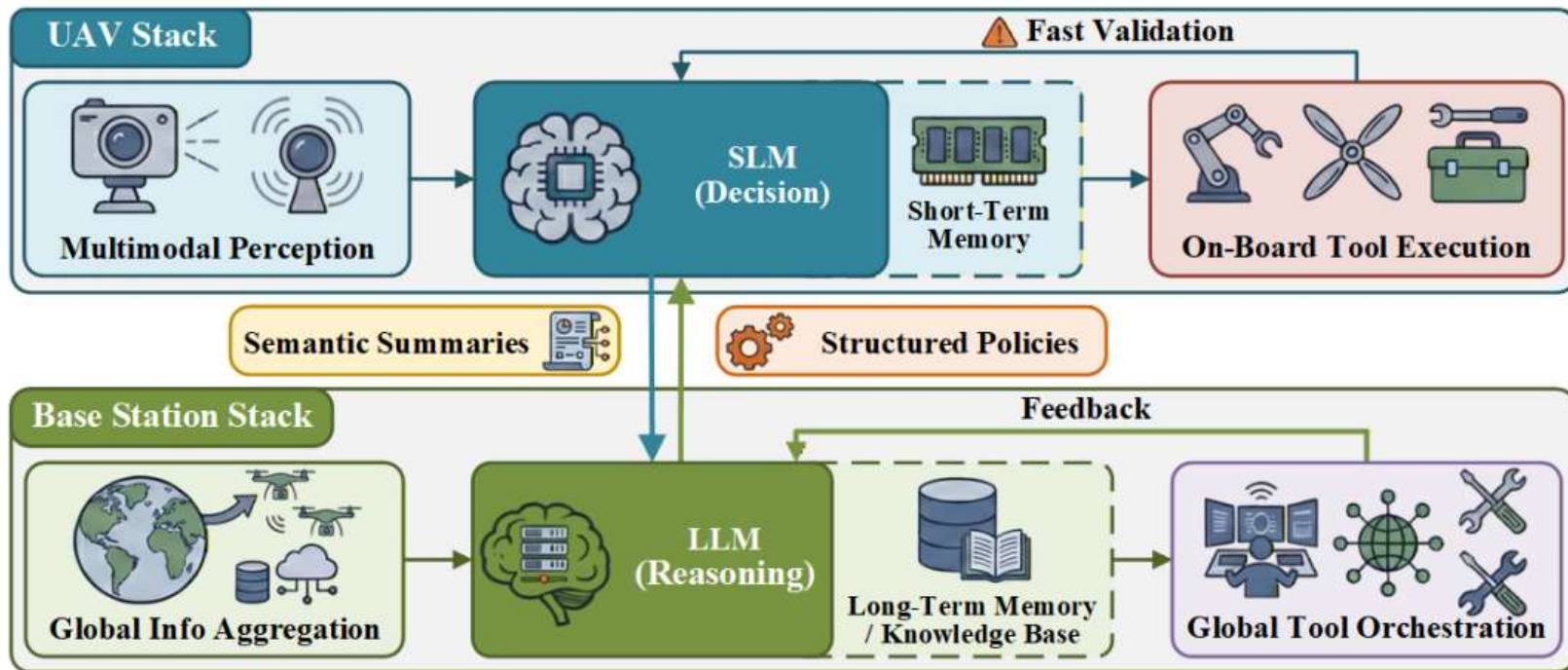


面临挑战

将 LLM 应用于低空无线网络面临三大挑战：1) **计算与能耗受限**；2) **通信与带宽受限**；3) **实时性与可靠性冲突**

主要创新

- **SLM-LLM 协同架构**：构建空地分层推理框架，实现 UAV 侧快速决策与 BS 侧全局优化协同
- **短期-长期记忆协同**：融合 UAV 侧短期上下文与 BS 侧长期知识，降低通信开销并提升持续决策能力
- **分层工具调用机制**：结合 UAV 本地工具执行与 BS 全局工具编排，保障实时闭环与多 UAV 协同优化





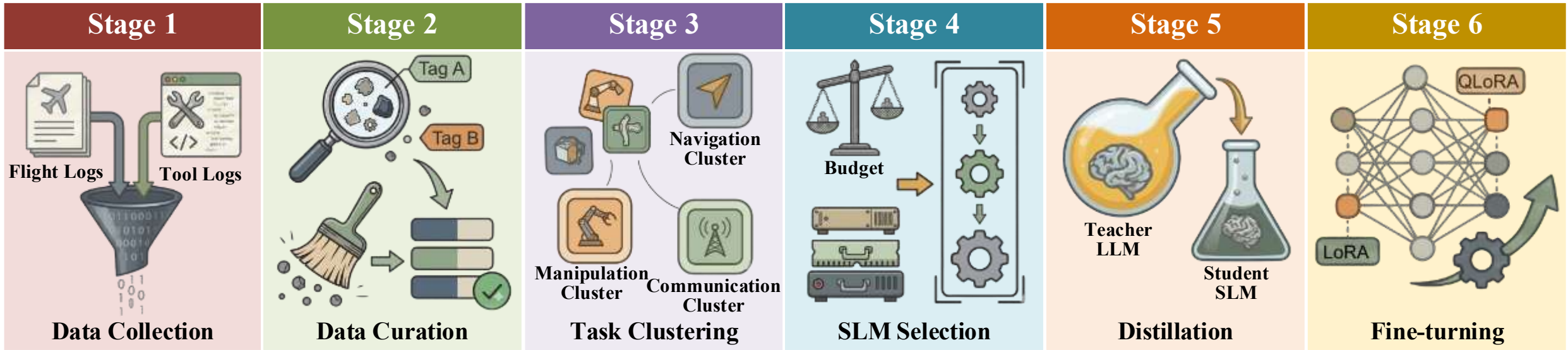
空地协同智能体架构

		UAV端 (UAV)	基站端 (Base Station)
记忆 (Memory) 		短期记忆 (Short-term), 如KV Cache, 支持实时任务。	长期记忆 (Long-term), 维护向量数据库, 并执行“记忆蒸馏” (Memory Distillation) 反哺边缘。
工具 (Tools) 		本地工具 (Local), 调用设备原生 API (如传感器、摄像头)。	全局工具编排 (Global), 管理高算力需求工具 (如大规模仿真)。
检索 (Retrieval) 		快速检索 (Fast), 利用轻量级嵌入索引, 实现毫秒级匹配。	深度检索 (Deep), 基于多模态知识库, 提供深层信息补全。
推理 (Reasoning) 		快思维 (Fast-Thinking), 执行启发式推理, 快速响应。	慢思维 (Slow-Thinking), 执行多步推理链 (CoT), 进行全局规划。
反思 (Reflection) 		快速自检 (Quick Self-Check), 进行逻辑一致性、参数边界等一阶反思。	深度进化 (Deep Evolution), 进行高阶元认知分析, 挖掘错误模式, 驱动系统演化。



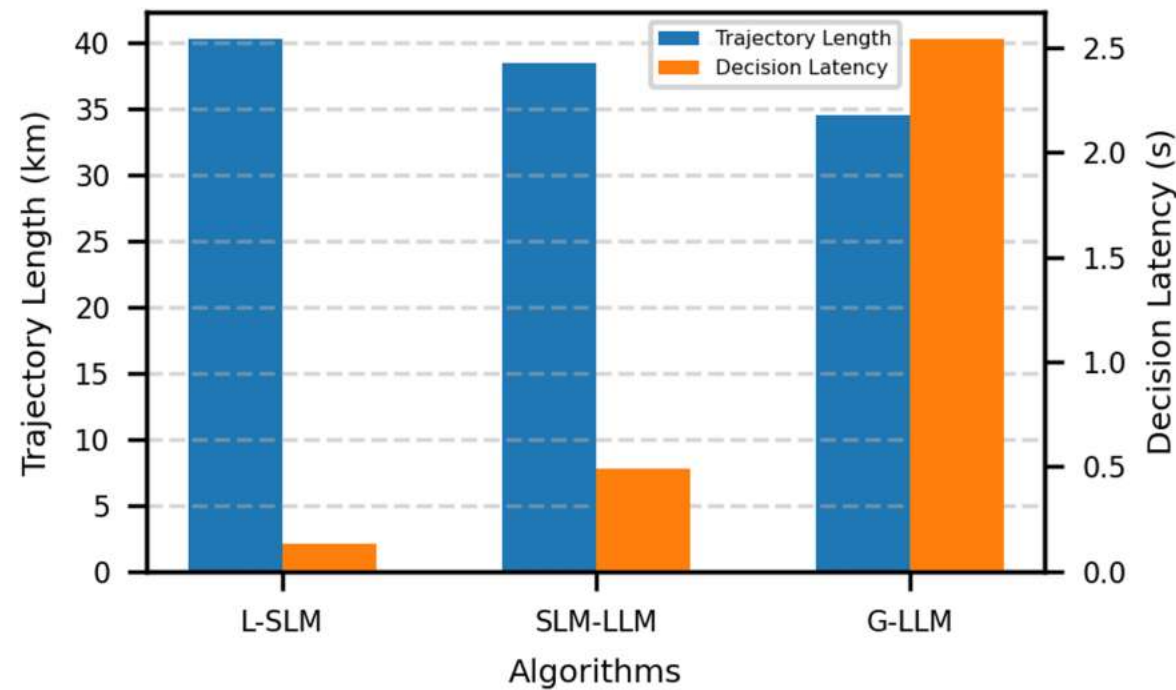
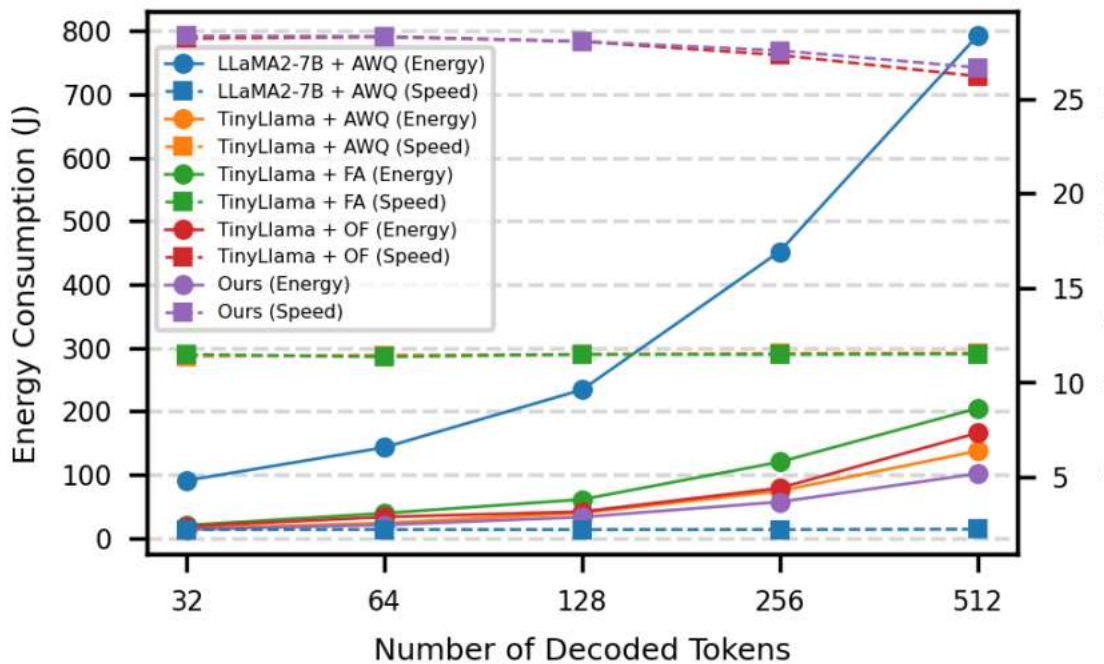
基于智能体的模型蒸馏

- **数据采集:** 记录 UAV 与 BS 侧任务执行信息, 包括输入指令和响应、工具调用序列和上下文摘要
- **数据整理:** 对采集数据进行清洗、对齐、去噪和匿名化处理, 形成结构化任务训练数据
- **任务聚类:** 识别高频 UAV 子任务模式, 将复杂智能体行为分解为可训练、可评估的任务模块
- **SLM 选择:** 根据 UAV 侧算力、能耗和时延约束, 选择适合低资源部署的小语言模型
- **模型蒸馏:** 以基站 LLM 为教师模型, 将推理路径、工具选择策略和结构化输出迁移到 SLM。
- **持续微调:** 利用真实飞行数据和任务反馈对 SLM 进行轻量化更新, 提升环境适应性与长期稳定性





实验结果



Aerial Agentic AI 通过 UAV 侧 SLM 快速决策、BS 侧 LLM 全局推理、短期/长期记忆协同以及分层工具调用机制，在低空无线网络中实现了低时延闭环控制与近全局优化性能的有效平衡



大模型的挑战与研究方向

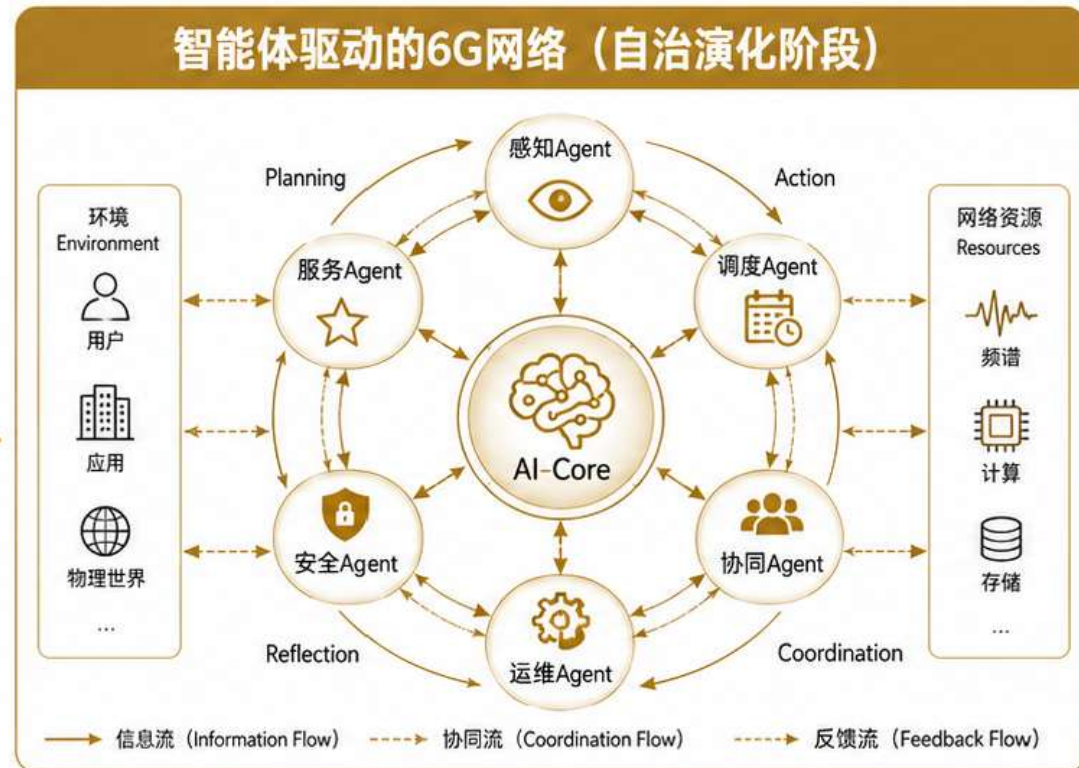
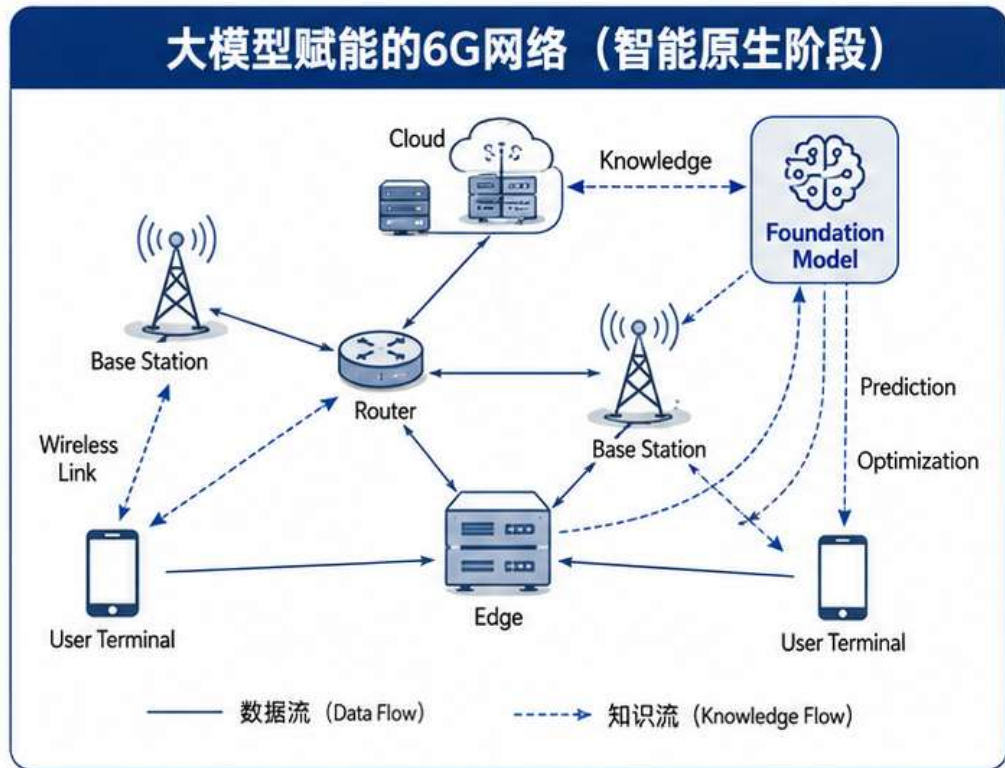
- **通信知识建模滞后**：构建通信知识图谱与动态知识库，实现通信机理与大模型表示空间对齐
- **模型可信性不足**：引入因果推理、不确定性估计与可解释机制，提升输出可靠性与可验证性
- **实时推理压力大**：采用模型压缩、KV Cache、投机解码与边云协同，降低推理时延
- **能耗与部署成本高**：通过参数高效微调、量化蒸馏和能耗感知调度，支撑绿色低碳部署

智能体的挑战与研究方向

- **网络架构兼容难**：通过开放接口、意图驱动和模块化封装，实现智能体与现有网络融合
- **闭环执行风险高**：构建权限控制、沙盒验证和回滚机制，保障网络自治安全可控
- **多智能体鲁棒性弱**：结合持续学习、多智能体强化学习和联邦协同，增强动态适应能力
- **评估生态不完善**：建设智能体专用数据集、统一基准和开放验证平台，支撑可复现评测



6G网络的目标构建一个以大模型为认知底座、以智能体为执行引擎、能够持续感知、推理、协同、自优化与自治演化的6G原生智能网络



- **定位:** 大模型作为网络认知中枢
- **方法:** 通过预训练与任务微调提升网络理解与预测能力
- **特征:** 具备跨模态感知、语义理解与资源优化能力
- **局限:** 仍以模型调用为主，缺乏闭环执行与持续自治能力

- **定位:** 智能体作为网络自治执行体
- **方法:** 目标驱动感知—规划—推理—执行—反思闭环
- **优势:** 支持跨任务协同、工具调用、环境交互与持续学习
- **结果:** 推动6G从智能原生走向自治演化



湖南师范大学

请各位专家批评指正!



通信大模型公众号

江沸菠

湖南师范大学 信息科学与工程学院

<https://github.com/jiangfeibo/ComLAM> 通信大模型代码仓库

<https://github.com/jiangfeibo/ComAgent> 通信Agentic AI代码仓库

邮箱: jiangfb@hunnu.edu.cn