



# 世界模型驱动的复杂无人系统网络研究

吴泳澎  
上海交通大学

2026年8月3日



# 目 录



1

研究背景

2

世界模型驱动的 SCD 架构

3

案例研究及性能

4

世界模型的优势与挑战





## 核心挑战

无人系统从单平台智能走向**跨域集群协同**，传统分离式链路开始显露瓶颈。

## 关键目的

6G/IMT-2030: 网络正在变成**感知与智能**基础设施→**世界模型**构筑认知大脑

# 世界模型将成为未来通信系统中的**重要技术**

## 通感融合

IMT-2030 愿景把通信、感知、计算和 AI 作为共同能力；网络不仅传比特，也感知环境。

## 泛在覆盖

空天地一体连接让卫星、UAV、车辆和地面机器人进入同一协同网络。

## AI 原生

未来网络需要在动态场景中预测、编排和自适应，而不是只做事后链路补偿。





# 世界模型定义：四个主流视角



## Ha & Schmidhuber | 2018

无监督学习环境的压缩空间-时间表征；智能体可利用该模型提取特征，甚至在“梦境环境”中训练策略。

## Yann LeCun | 2022

世界模型估计感知未提供的缺失状态信息，并预测自然演化或动作序列导致的未来世界状态。

## Google DeepMind | Genie 2/3

利用对世界的理解模拟世界的某些方面，使智能体预测环境如何演化以及自身动作如何影响环境。

## Fei-Fei Li / World Labs

世界模型学习空间与时间的结构；面向3D世界实现感知、生成、推理与交互。

### 共同内核

World Model  $\neq$  普通生成模型

它是智能体用于“**理解世界、想象未来、选择行动**”的内部模拟器。

### 综合定义

**面向智能体的内部预测模型**：将多模态观测压缩为结构化状态，在潜在空间中模拟环境、主体与动作后果的未来演化。



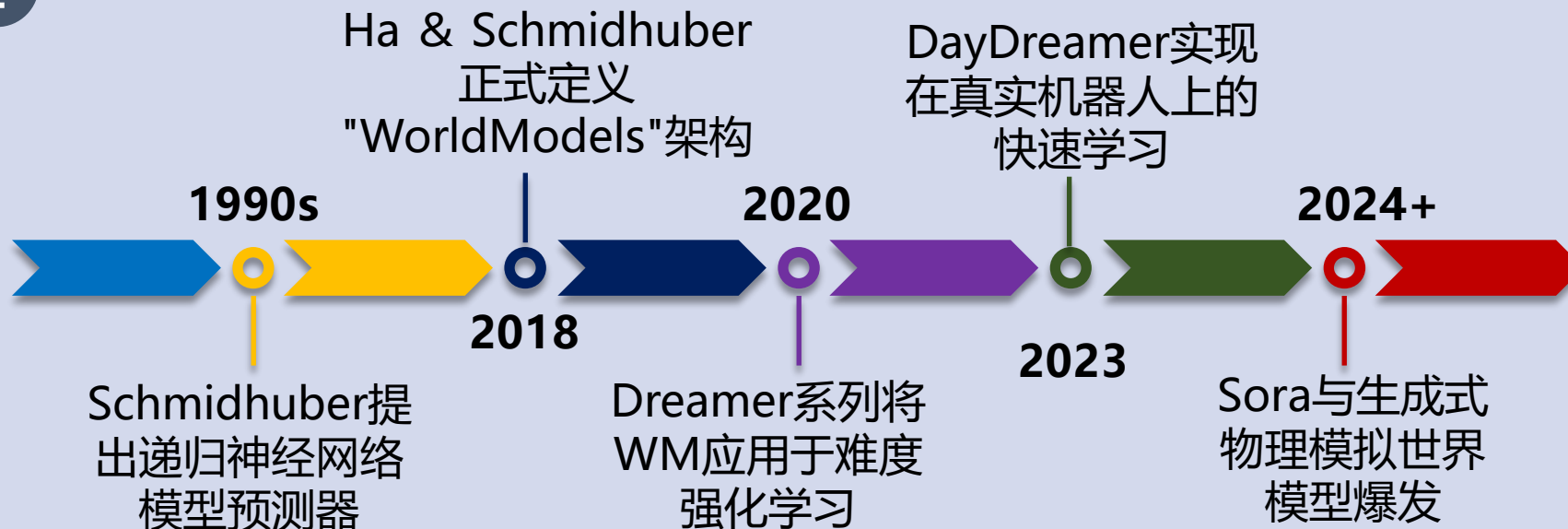


## ■ 世界模型不是单一技术，而是一组能力

| 来源                     | 表述要点                        | 侧重点              |
|------------------------|-----------------------------|------------------|
| Ha & Schmidhuber       | 压缩空间—时间表征；可在“梦境”中训练智能体      | 生成环境<br>潜在表征     |
| Yann LeCun             | 计缺失状态；预测动作序列导致的未来状态         | 预测未来<br>规划控制     |
| Google DeepMind        | 模拟世界；预测环境演化及动作影响            | 可交互仿真<br>agent训练 |
| Fei-Fei Li /World Labs | 学习空间与时间结构；感知、生成、推理、交互3D世界。  | 3D世界<br>空间智能     |
| NVIDIA Cosmos          | 生成物理感知视频与世界状态，服务 PhysicalAI | 合成数据<br>物理规律     |
| OpenAI Sora            | 频模型显示模拟物理与数字世界的能力           | 生成能力<br>视频世界模拟   |



## 演进历程



### 技术演进逻辑：从“反应”到“反思”

世界模型摆脱了传统强化学习无休止的“尝试-失败”物理交互。其核心演进在于**将高维的物理世界压缩到紧凑的潜在空间**，通过“脑内演练”进行**无代价**的反事实推理。



### 关键范式转变：全面走向可预测智能

现代世界模型不仅能预测空间几何，更能对随时间演进的非确定性、高动态环境进行概率分布预测，为**极低延迟**的精准决策提供直觉支撑。



## ■ 传统学习和世界模型赋能学习对比

| 维度   | 传统学习      | 世界模型赋能学习       |
|------|-----------|----------------|
| 核心范式 | 大规模数据泛化   | 面向本地环境建模       |
| 数据来源 | 异构历史数据    | 实时感知、数字孪生与局部观测 |
| 信道建模 | 统计特性与短期测量 | 空间几何、移动轨迹、拓扑演化 |
| 系统适应 | 分布变化下被动调整 | 基于预测动态主动优化     |

### 表示

把环境、网络、智能体状态压缩到统一**潜在空间**。



### 想象

在执行前滚动**预测**未来状态与信道**演化**。



### 行动

用预测结果调度感知、通信和**协同决策**。



# 目录



1

研究背景

2

世界模型驱动的 SCD 架构

3

案例研究及性能

4

世界模型的优势与挑战



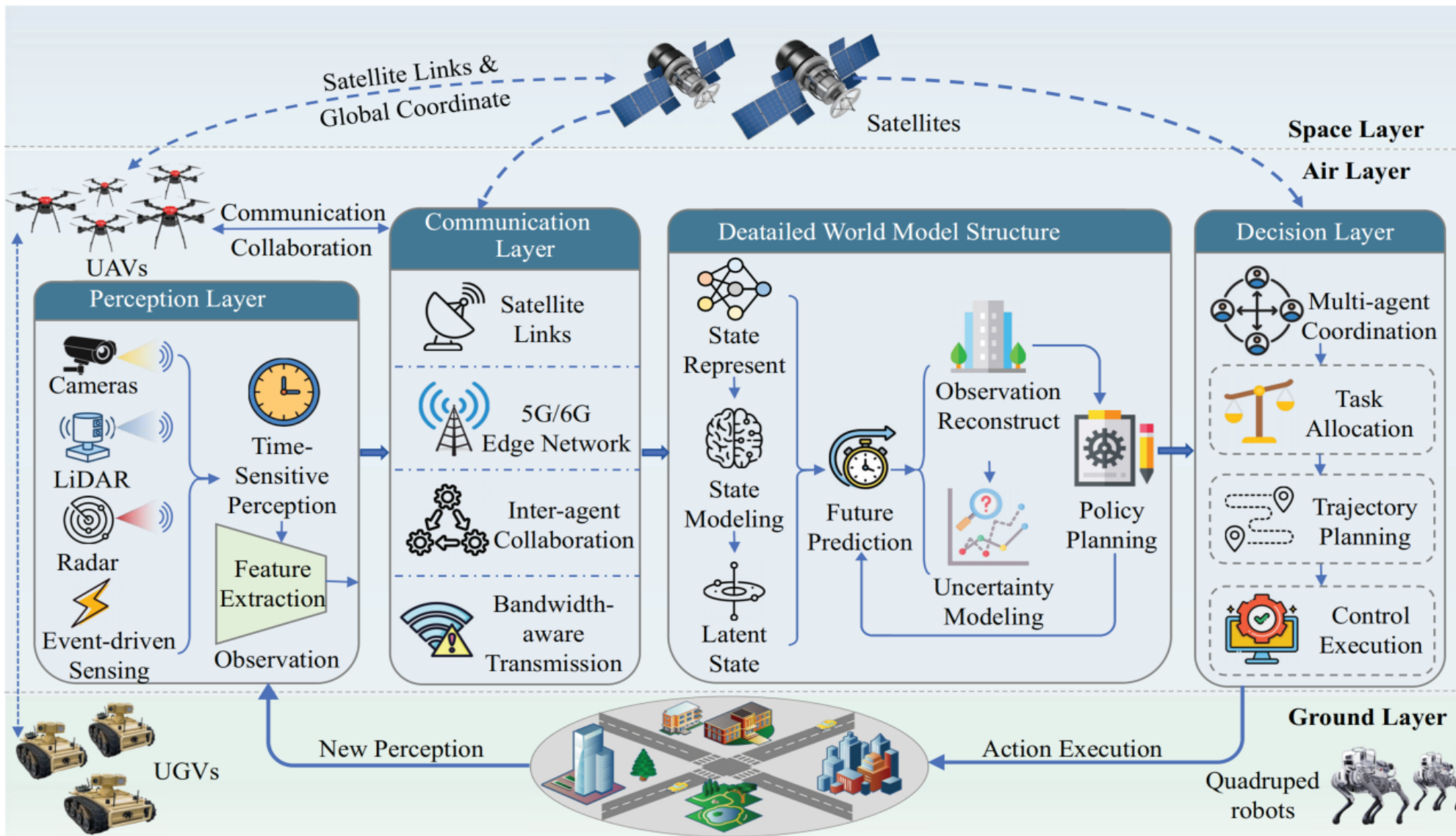


图 复杂异构无人系统的世界模型赋能感知-通信-决策一体化网络框架



## ■ 四个核心层级：

◆ 1) 感知层：AoI驱动的**时敏感知**，减少数据冗余。



◆ 2) 通信层：预测性无线资源编排与带宽感知传输。



◆ 3) 世界模型：状态建模、未来预测与不确定性估计。



◆ 决策层：多智能体协同、任务分配与轨迹规划。



### 反馈更新：

执行结果、环境变化和预测误差重新进入感知与模型更新



4) 多粒度知识图谱





# 1) 感知层：时敏信息年龄AoI



## 传统AoI

- 用于度量当前决策所依赖信息的新鲜程度：

$$AoI_i(t) = t - u_i(t)$$

其中  $t$  为信息到达终端时间；

$u_i(t)$  为信息捕获/生成时间。

- AoI过大：世界模型依据过期状态推演，预测误差累积
- 更新过频：通信负载上升，带宽被冗余数据占用

↓ 最优策略

在“任务急+环境变+模型不确定”时触发关键感知传输

## 时敏感知AoI

- 时敏AoI= 信息生成年龄+信息传输年龄
  - ◆ 生成年龄：早期征候/目标出生→被探测器捕获
  - ◆ 传输年龄：最新接收数据生成→当前决策时刻
- 同时衡量“发现得早不早”和“送达得新不新”

AoI越小



信息越新鲜



世界模型推演  
越可靠





## 2) 通信层：世界模型赋能的通信调度



- 预测未来网络状态，提前做波束、频谱、中继与切换决策

### 波束对准

根据未来位置/遮挡预测，提前调整方向

### 中继选择

选择未来稳定、低AoI代价的转发节点

### 频谱/带宽

按任务价值和链路预测动态分配资源

### 切换控制

减少突发断链与重复重传

环境几何 + 轨迹预测 + 拓扑演化 + 干扰态势

主动通信资源调度



# 3) 世界模型：潜在空间推演

**随机潜变量/残余不确定性**  
表示快变化、当前难以完全确定的因素(遮挡、衰落、干扰、目标机动)

**动作条件/改变未来的控制量**

**确定性隐藏状态/系统记忆**  
表示慢变化、可持续积累的结构(空间拓扑、轨迹趋势、任务进展)

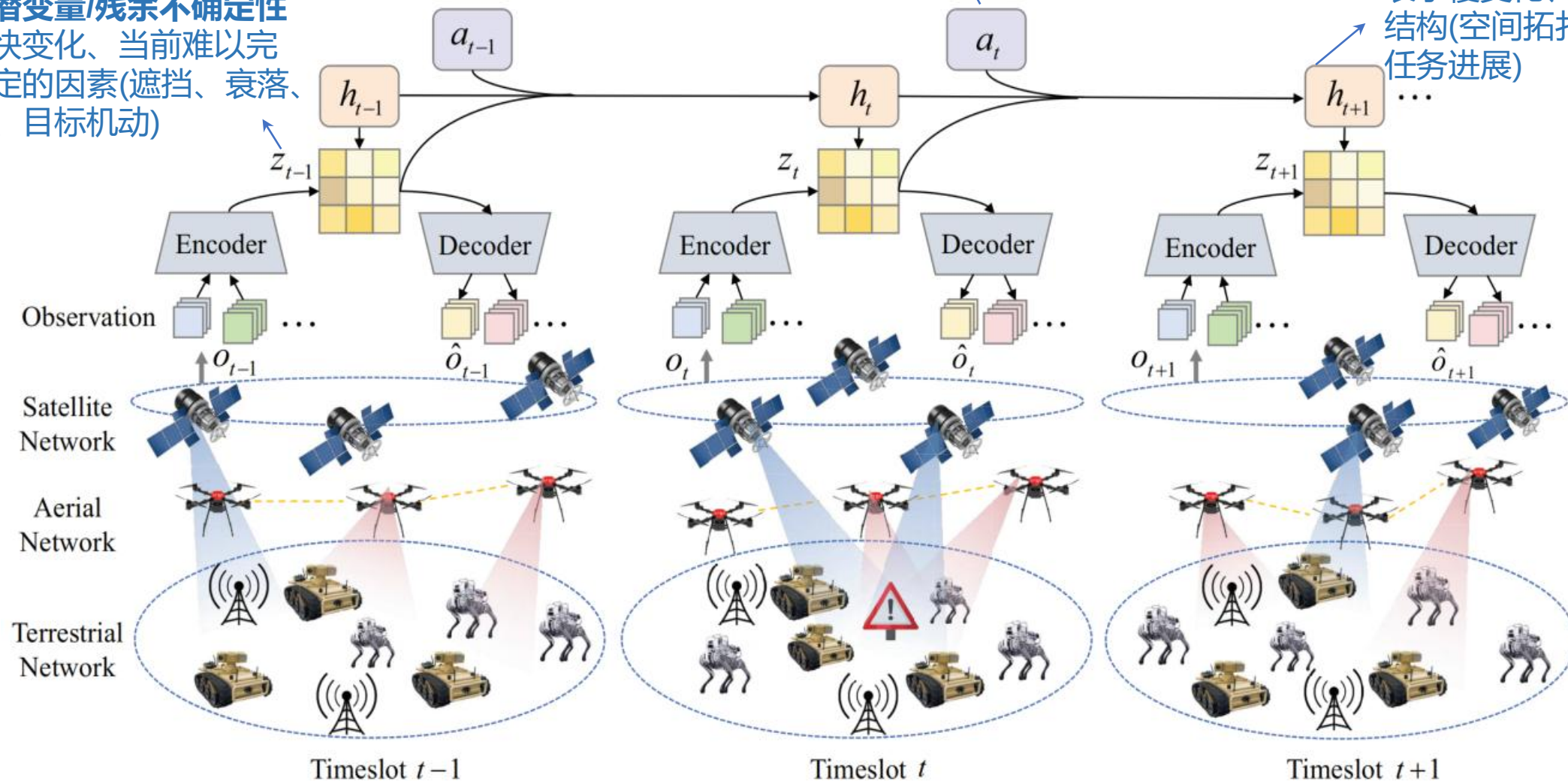


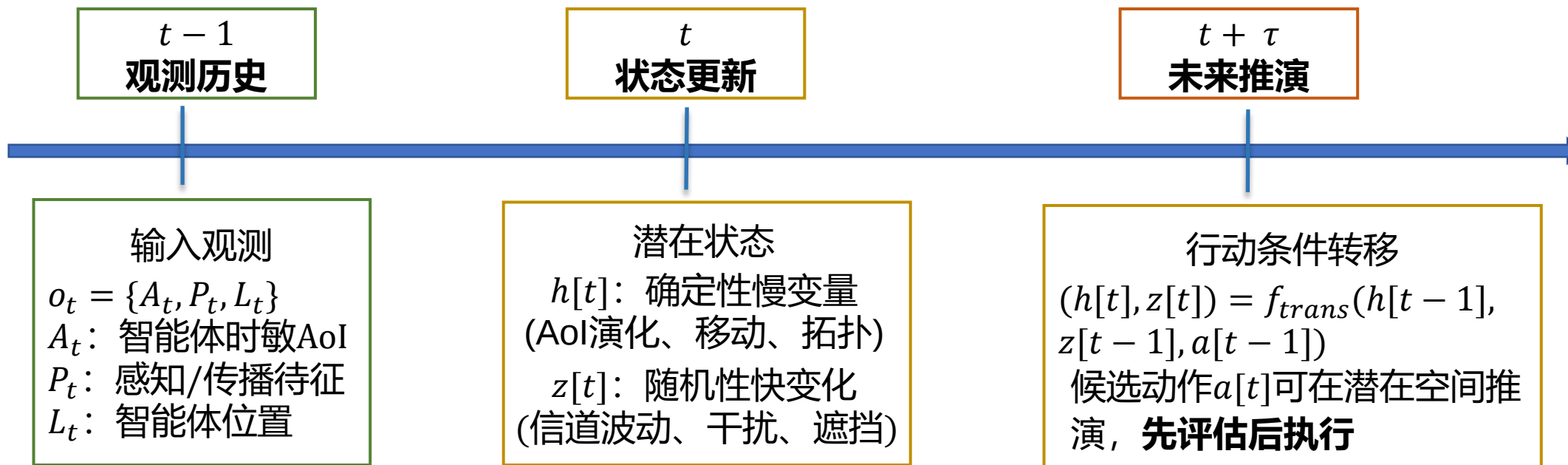
图 基于观测数据的复杂无人通信网络世界模型学习过程



### 3) 世界模型：潜在空间推演



- 候选动作不必立即作用于真实系统，而是在世界模型中**推演其后果**
  - 功率分配、带宽调度、中继选择、波束方向、轨迹微调、任务分配等
- **优势：显著降低真实系统试错成本**，特别适合高价值、强安全约束和通信受限的无人任务。



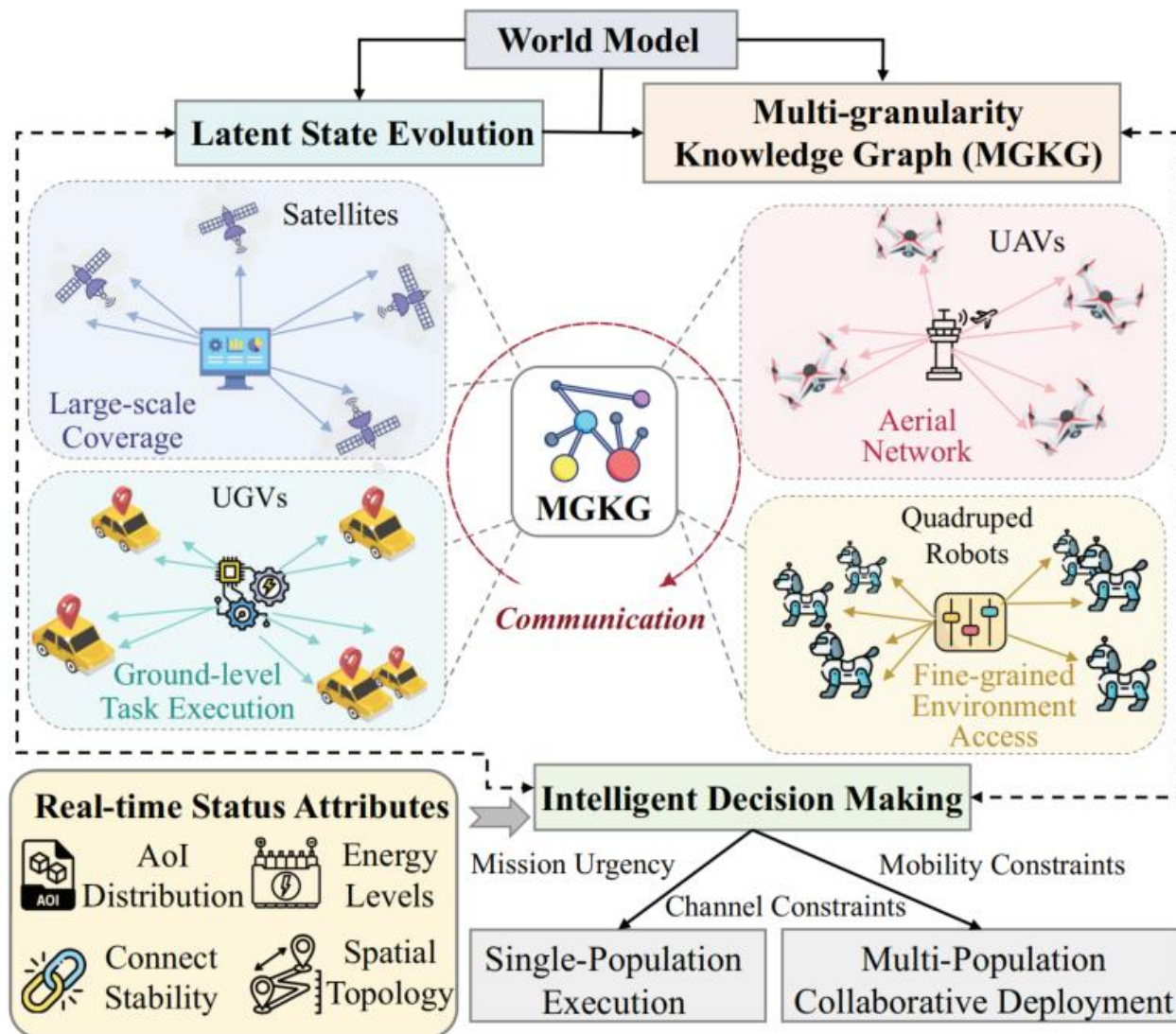


图 多粒度知识图谱 (MGKG) 结构

## 跨种群协同逻辑:

将异构集群（卫星、无人机、地面车、四足机器人）组织为功能性种群。

- **节点**描述卫星、UAV、UGV、四足机器人及其能力与状态。
- **边**表示通信可达性、任务耦合、能力互补、中继可行性和协同历史。
- 图谱同时承载**实时属性**：AoI、能量、连接稳定性、空间拓扑。

## 图谱价值:

在新环境中提供**先验知识**，**加快少样本适应**，并让任务调度具有更强可解释性。



## 4) 跨种群协同机制



- 不同平台能力互补，世界模型根据状态动态选择协同模式

### 卫星群

全域覆盖、导航授时、星间/星地回传

### UAV群

选择未来稳定、低AoI代价的转发节点

### UGV群

地面运输、目标接近、持续执行任务

### 机器狗群

狭窄/遮挡环境中的精细化检查



触发条件：任务紧迫度↑ / 信道退化↑ / 能量受限↑ / 空间拓扑变化↑



动态选择：单群体执行 ↔ 多群体协同部署 ↔ 边缘节点集中同步

- 任务紧迫、信道退化或移动受限时，世界模型可查询图谱重新配置合作模式。
- 单群体执行与多群体联合部署可按任务价值动态切换。
- 边缘节点承担较重的模型更新，本地智能体执行轻量推理。



# 目 录



1

研究背景

2

世界模型驱动的 SCD 架构

3

案例研究及性能

4

世界模型的优势与挑战





## ■ 评估世界模型赋能SCD在信息新鲜度和目标跟踪上的收益

### 实验场景

N=5架UAV协同跟踪多个动态地面目标，通信资源受限，链路服从Rayleigh block fading。

### 世界模型

视觉特征经轻量VAE压缩后进入世界模型；时序依赖由recurrent state-space model (RSSM) 建模；决策层采用PPO策略优化。

### 通信参数

系统带宽10MHz，发射功率10~40dBm；评估不同功率下的平均AoI性能，不同SNR条件下目标跟踪误差。

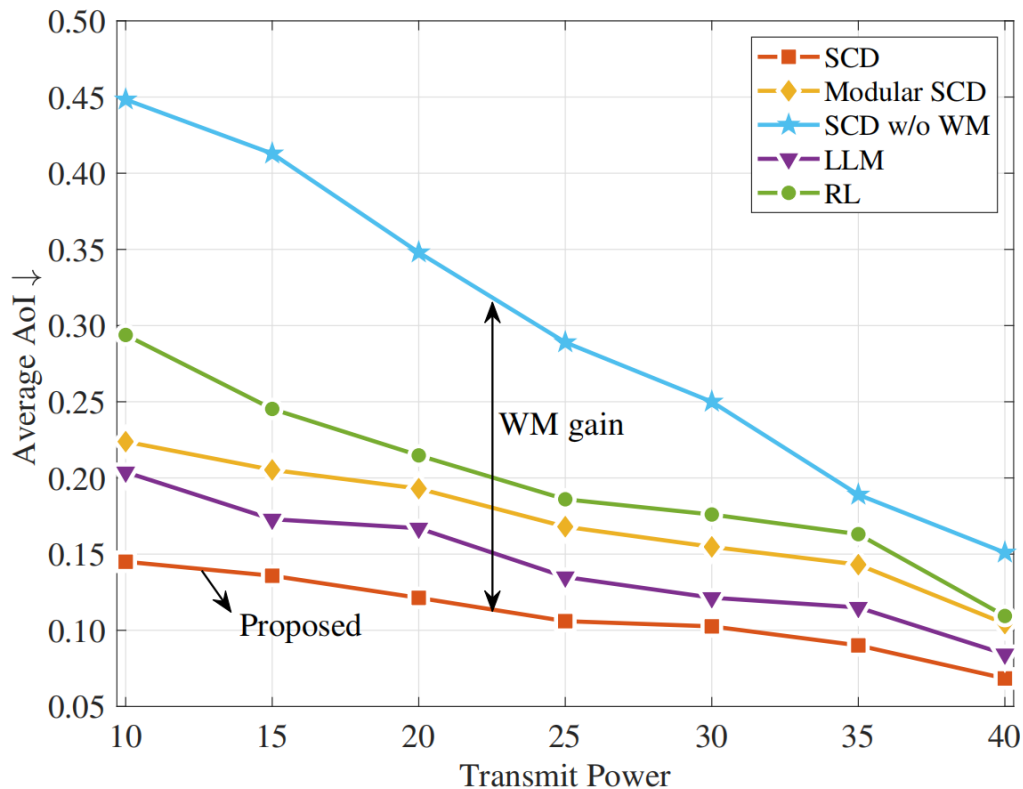
### ■ 评价指标：

- 平均AoI表示信息新鲜度；
- 目标轨迹RMSE表示协同感知和决策质量。

### 对比方案：

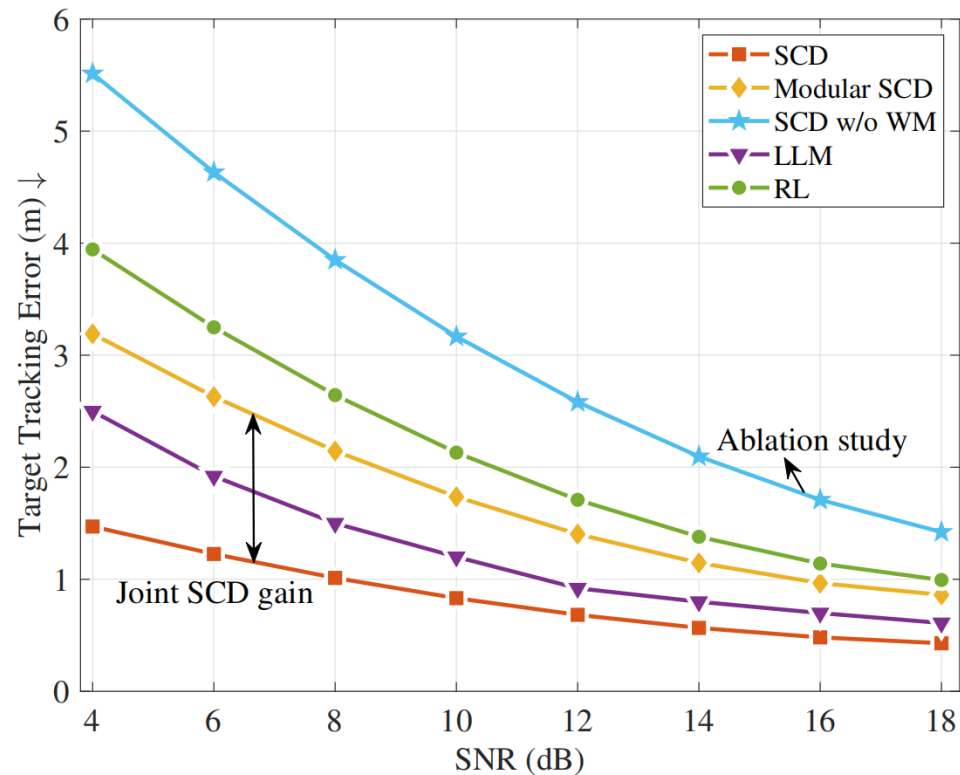
- **Proposed SCD** (世界模型+感知通信决策联合闭环)
- **Modular SCD** (感知、通信、决策模块化独立优化)
- **SCD w/o WM** (有SCD框架但没有预测潜在模型)
- **LLM** (大语言模型进行多智能体协调)
- **RL** (传统深度强化学习，从原始观测直接学习策略)





(a) Average AoI versus transmit power.

- 随着发射功率提高，各方法AoI下降，世界模型方案保持最低水平。
- 相比无世界模型方案，AoI 约**降低 30%**。
- 更低AoI意味着决策层看到的是更接近真实世界的状态，轨迹规划和任务分配更可靠。



(b) Target tracking error under different SNR conditions.

- 低SNR下，LLM因状态token通信开销大而更易受链路退化影响；纯RL缺少显式预测模型。
- **鲁棒性提升**：在低信噪比下，WM预测增益显著，可利用已有潜在状态推演短期未来，避免了对实时数据的过度依赖。



# 目录



1

研究背景

2

世界模型驱动的 SCD 架构

4

案例研究及性能

5

世界模型的优势与挑战





## ■ 信息层

- ◆ AoI与预测方差共同决定感知/传输触发，**减少冗余**且保证关键状态**新鲜**。

## ■ 网络通信层

- ◆ 未来信道和拓扑可被提前估计，从而做中继、功率带宽、切换的**主动调度**。

## ■ 决策层

- ◆ 候选动作通过潜在空间rollout评估，**降低真实试错**和低质量动作执行概率。

### 总体收益

更**及时的信息**、更**稳定的链路**、更**一致**的世界理解和更安全的行动选择，共同提升复杂无人系统任务表现。





## ■ 规模化学习

- ◆ 异构平台数量增加后，状态/动作空间快速膨胀，**训练稳定性与推理时延**成为瓶颈。

## ■ 极端动态不确定性

- ◆ 移动、遮挡、干扰和间歇连接会**放大预测误差**，并影响高层决策。

## ■ 可信与可解释

- ◆ **安全**关键任务要求可追溯、可验证、可约束的行动策略。

## ■ 分布式部署

- ◆ **资源受限智能体**需要轻量推理，边缘节点负责周期同步和模型更新。

## ➤ 部署建议

采用“端侧轻量推理+边缘周期同步+云端长期训练”的分层架构，降低延迟和通信开销。





## ■ 轻量化/分层模型

- 端侧小模型负责快速局部推理，边缘/云侧大模型负责跨域同步与长期记忆。

## ■ 跨层联合优化

- 将物理层信道、MAC调度、AoI、任务收益和安全约束共同纳入优化。

## ■ 可信世界模型

- 引入不确定性校准、安全约束、因果解释和异常检测，支持真实系统部署。

## ■ 大规模实验验证

- 从仿真扩展到真实无人平台、空天地网络和复杂场景，验证泛化边界。





谢谢!

