

QCon
全球软件开发大会

开放世界中的多智能体协作与博弈 (打造最高效的“AI 团队”)

Raphael Shu

Founder, Acenta AI / OpenAgents



目录

01 开场与破题：Magnetic-One System 案例

02 LLM给多智能体系统带来了什么？

03 企业落地：协作效果评估与打造高效 AI 团队

04 开放世界的多智能体协作

05 总结与展望

📍 北京

QCon

全球软件开发大会

会议时间：4月10-12日

- 大模型赋能 AIOps
- 越挫越勇的大前端
- 云上业务架构演进
- 多模态大模型及应用
- 海外 AI 应用创新实践

📍 北京

AiCon

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：6月27-28日

- 端侧智能
- AI Agent
- 多模态大模型
- 金融+大模型

📍 上海

QCon

全球软件开发大会

会议时间：10月23-25日

- AI Agent
- 大模型训练推理
- 端侧 AI
- 搜推深度融合
- 数智金融

4月

5月

6月

8月

10月

12月

📍 上海

AiCon

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：5月23-24日

- 通用大模型
- AI Agent
- 垂直领域应用
- 模型可解释性

📍 深圳

AiCon

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：8月22-23日

- 模型效率与部署
- 多模态大模型
- 大模型安全
- 智能硬件

📍 北京

AiCon

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：12月19-20日

- 通用大模型
- 智能硬件
- LMOPs
- 具身智能

极客邦科技 2025 年会议规划

促进软件开发及相关领域知识与创新的传播



参会咨询



查看会议

个人简介

Raphael Shu

- 2020 年东京大学博士。赴纽约大学Lecun实验室访问研究。
- 2021 年加入 AWS AI Lab, Amazon Bedrock Science 技术负责人。
 - 2022 年主导AWS 首个基于LLM的智能代理系统 (Dialog2API)
 - 2023年负责 Amazon Titan (现 Amazon Nova) 的 Agent能力训练。
 - 2024 年带领设计 Bedrock 多智能体协作系统 (Bedrock Multi-Agent Collaboration), 于年底上线。
- 组织 WMAC 2025 / WMAC 2026 (Workshop on Advancing LLM-based Multi-Agent Collaboration) 。
- Acenta AI创始人



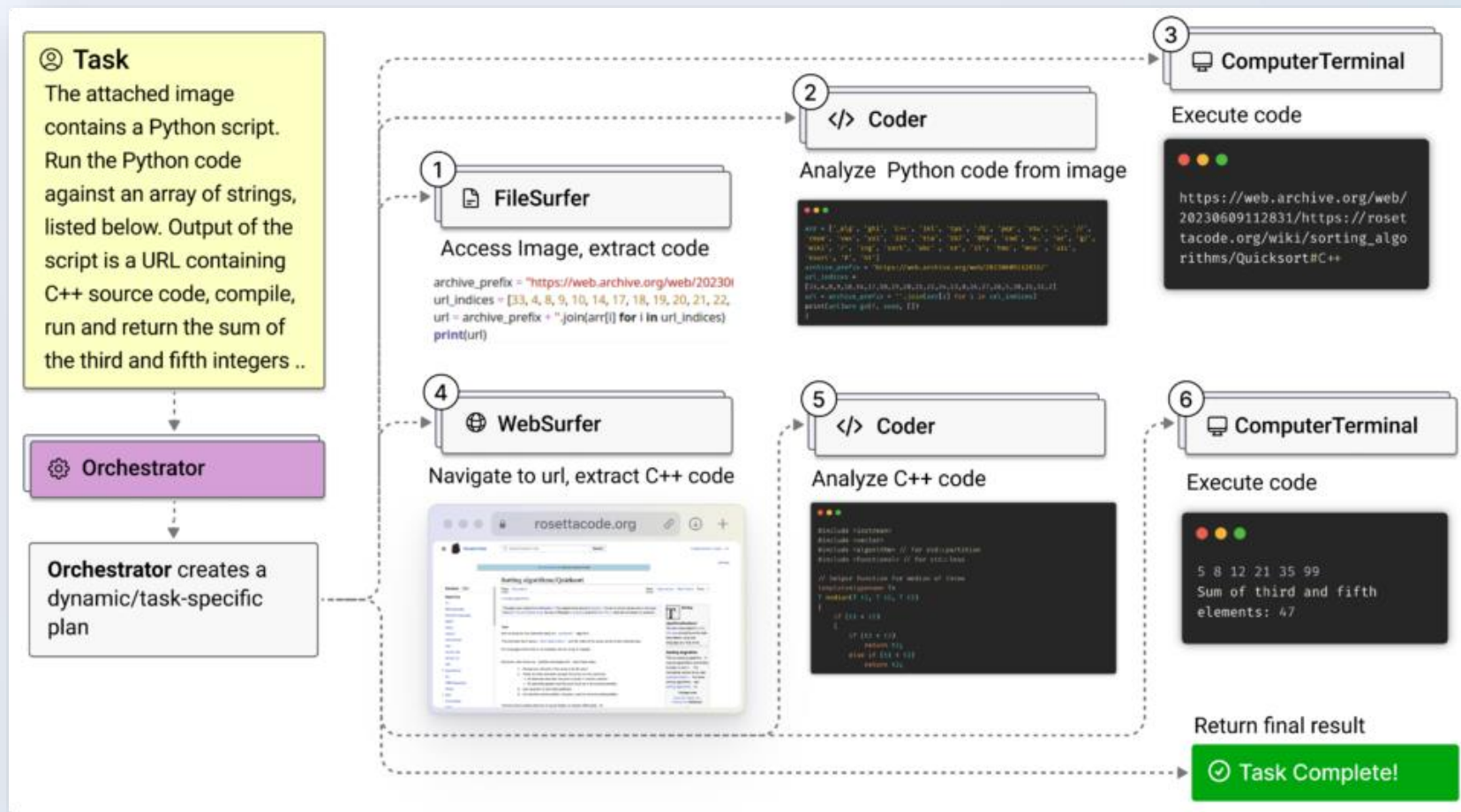
01

从 Magnetic One 系统看MAS

微软Magentic-One 多智能体系统

由 Orchestrator和四个Sub Agent构成:

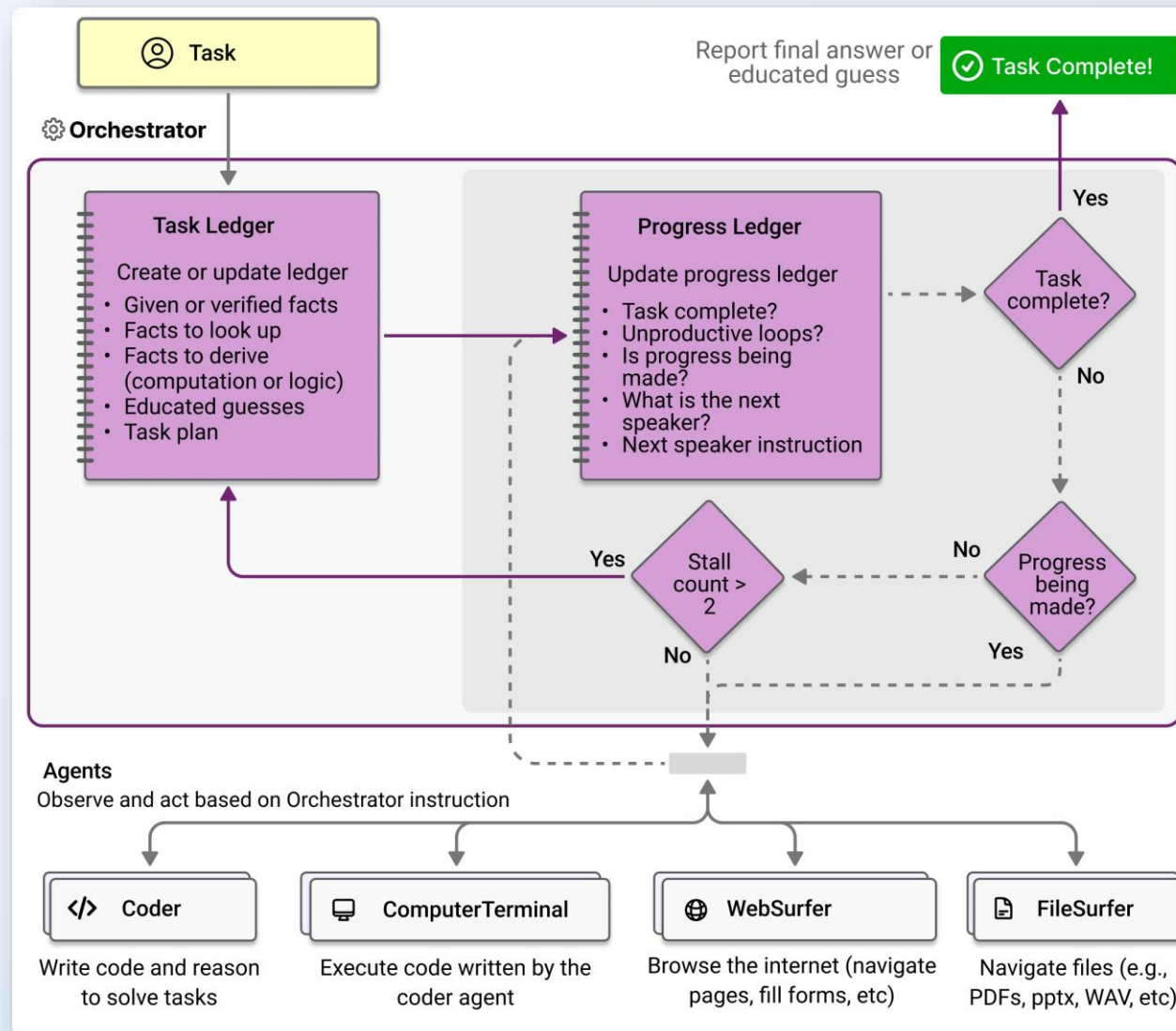
- ❑ 1. FileSurfer
- ❑ 2. WebSurfer
- ❑ 3. Coder
- ❑ 4. Computer Terminal



**Task: Describe
trends in S&P 500**

Magentic-One 多智能体系统

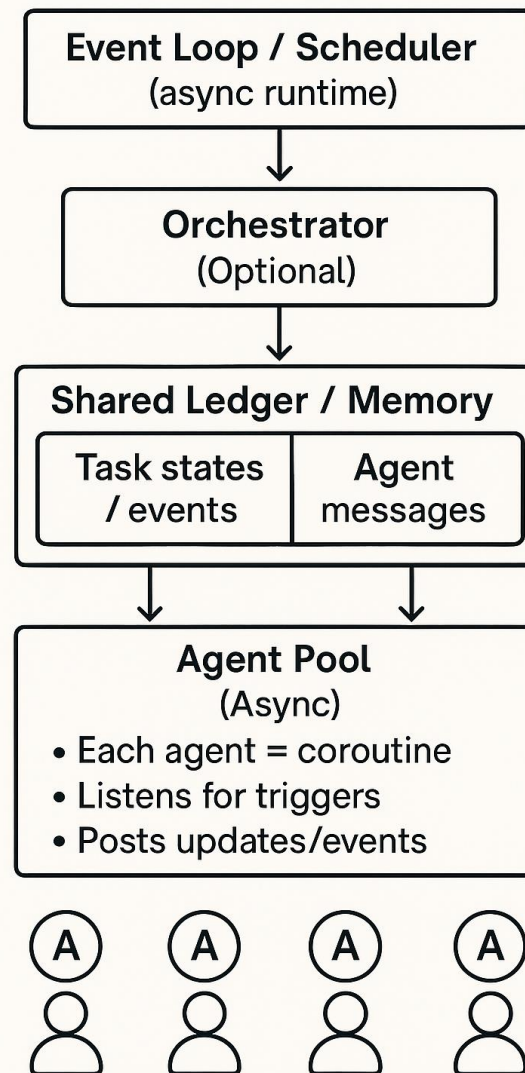
- ❑ 拓扑结构 (Topology)
 - ❑ 中心化结构
 - ❑ 编排 x 1 + 子代理 x 4
- ❑ 行为发起者 (Initiative Taker) :
 - ❑ 编排
- ❑ 决策者 (Decision Maker) :
 - ❑ 编排
- ❑ 协调机制 (Coordination Process)
 - ❑ 分治



异步多智能体系统的四大组件

典型的异步多智能体系统（Async MAS）架构：

- ❑ 事件循环 / 调度器（event loop / scheduler）
- ❑ 编排/协调器 (Orchestrator)
- ❑ 任务状态/记忆系统（shared ledger or memory）
- ❑ Agent池（agent pool）



多智能体协作的意义

单 Agent 系统的局限

难以同时处理 规划 + 执行 + 评估 的复合任务
上下文窗口 / Token 限制
无全局视角，导致局部最优

多 Agent协作的价值

分工协作：将复杂问题拆解成可独立求解的子任务。
并行执行：降低推理延迟，提高系统吞吐。
群体自治：具备互评、协商与动态任务重构能力。

核心洞察

多智能体协作并非单纯追求更强大模型，而是打造更有效的组织结构



多智能体协作的意义



主流厂商生态布局

Google → Gemini Agents, Agent Space

Microsoft → Autogen、AI Foundry Agent Service、Copilot 生态

OpenAI → OpenAI Agents SDK

AWS → Bedrock Agents、AgentCore

ByteDance → Coze

初创生态 → LangGraph、CrewAI、AG2、Camel等



Framework 层

LangGraph / AutoGen / OpenAI Agents SDK / Strands / CrewAI / AG2 / Camel / ...



Protocol 层

FIPA / CNP / MCP / A2A / ACP / ACNBP / LangChain AP / ...



Service 层

AWS Bedrock Agents / AWS AgentCore / ByteDance Coze / AgentSpace / Vertex Agent Builder / Microsoft AI Foundry / OpenAI AgentKit / ...



Collaboration 层

OpenAgents

02

LLM给多智能体系统带来了什么？

MAS的发展历程

1990年代智能体兴起

以Actor Model为基础基本确定Agent定义 / 强调智能体的自治和环境感知能力 / MAS 初步发展

Wooldridge & Jennings (1995) – “Intelligent Agents: Theory and Practice”
Georgeff et al. (1998) – BDI Agent Architecture

Agent系统和早期MAS

2000初期 Agent系统 (JADE, GAIA, Troops) 出现 / 探讨Planning & Cooperation / 2002年 第一届 AAMAS大会



探索协作机制

2003 – 2008 学术界开始探索组织架构和协作机制。出现了以博弈为核心的MAS。

- Market-based MAS
- Coalition and Team Formation - Shehory & Kraus
- Normative MAS (Boella & van der Torre, 2003).
- Game-theoretic MAS (Shoham & Leyton-Brown, 2008)

多智能体强化学习 (MARL)

MARL作为MAS的重要技术，利用强化学习方法使多个智能体在动态环境中学习协作策略，实现更高效的群体决策和任务完成

- MADDPG (Lowe et al., 2017)
- QMIX (Rashid et al., 2018)
- COMA (Foerster et al., 2018)
- Swarm Intelligence (Bonabeau, Dorigo, Theraulaz)
- Social Simulation and Economics

Deep MARL / LLM-Based Agents

MARL与深度学习结合 (StarCraft II, OpenAI Five)。LLM-based Agents获得关注之后，出现了例如MetaGPT的LLM driven MAS系统

- QMIX (Rashid et al., ICML 2018)
- MAPPO (Yu et al., 2022)
- MetaGPT (Hong et al., 2023)
- CAMEL (Li et al., 2023)
- AutoGen (Wu et al., 2023)
- AgentVerse (Chen et al., 2023)



多智能体系统（MAS）是一个社会系统



Agents（智能体）

个体智能实体，具备自主感知、决策与行动能力，是系统的基本执行单元。



Environment（环境）

智能体所感知和交互的空间，包含物理和虚拟环境，提供任务上下文与约束条件。



Infrastructure（基础设施）

支撑系统运行的底层资源与技术，包括消息路由、调度器、存储等关键组件。



Communication（通信）

智能体之间的信息交换机制，涵盖语言、信号、协议等形式，保障协作信息流通。



Organization（组织结构）

系统内部的结构与角色分配，定义智能体的职责、权限和协作规范，形成社会化体系。



Coordination（协调机制）

资源分配与任务协同的策略和方法，确保各智能体高效配合，实现目标一致性。

LLM给多智能体带来了什么

使用语言进行 感知+行动

智能体直接使用非结构化语言进行感知与行动。

语义丰富的信息交互与协商

智能体使用语言完成复杂的协商与动态任务编排。

通过自然语言进行反馈与学习

智能体通过自然语言反馈进行在线学习。

LLM给多智能体带来了什么

使用语言进行 感知+行动

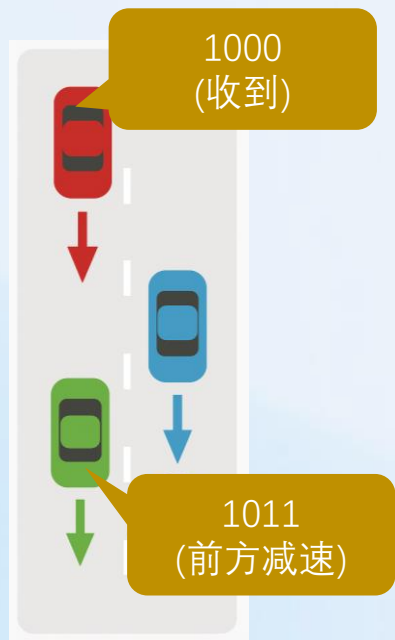
智能体直接使用非结构化语言进行感知与行动。

语义丰富的信息交互与协商

智能体使用语言完成复杂的协商与动态任务编排。

通过自然语言进行反馈与学习

智能体通过自然语言反馈进行在线学习。



LLM给多智能体带来了什么

使用语言进行 感知+行动

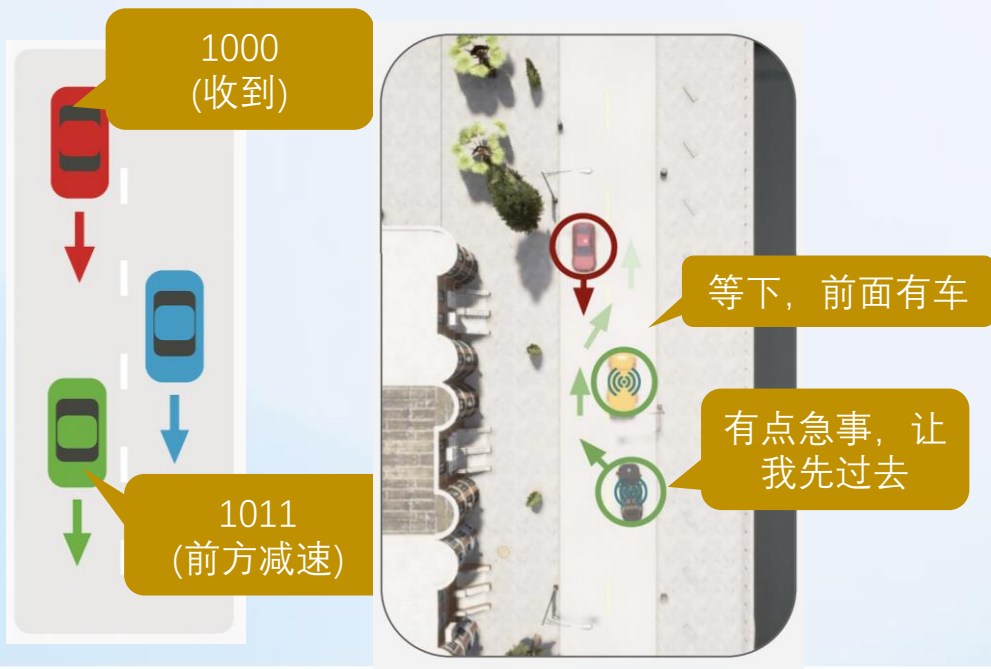
智能体直接使用非结构化语言进行感知与行动。

语义丰富的信息交互与协商

智能体使用语言完成复杂的协商与动态任务编排。

通过自然语言进行反馈与学习

智能体通过自然语言反馈进行在线学习。



LLM给多智能体带来了什么

使用语言进行 感知+行动

智能体直接使用非结构化语言进行感知与行动。

语义丰富的信息交互与协商

智能体使用语言完成复杂的协商与动态任务编排。

通过自然语言进行反馈与学习

智能体通过自然语言反馈进行在线学习。



LLM给多智能体带来了什么

使用语言进行 感知+行动

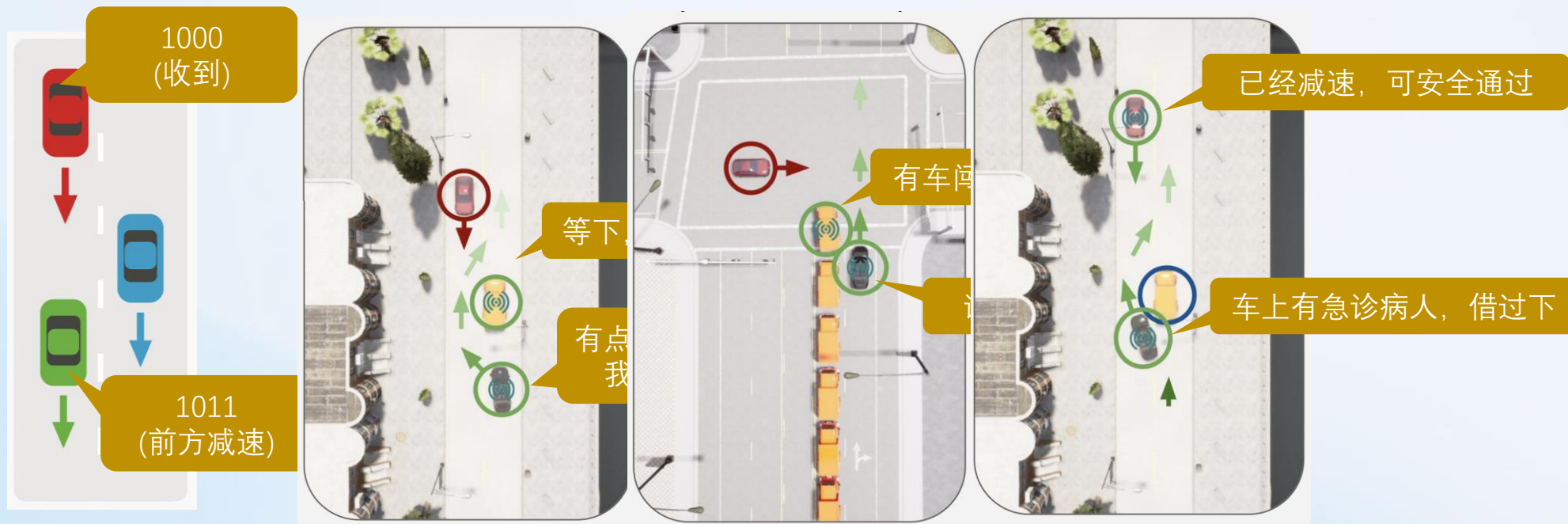
智能体直接使用非结构化语言进行感知与行动。

语义丰富的信息交互与协商

智能体使用语言完成复杂的协商与动态任务编排。

通过自然语言进行反馈与学习

智能体通过自然语言反馈进行在线学习。



LLM给多智能体带来了什么

使用语言进行 感知+行动

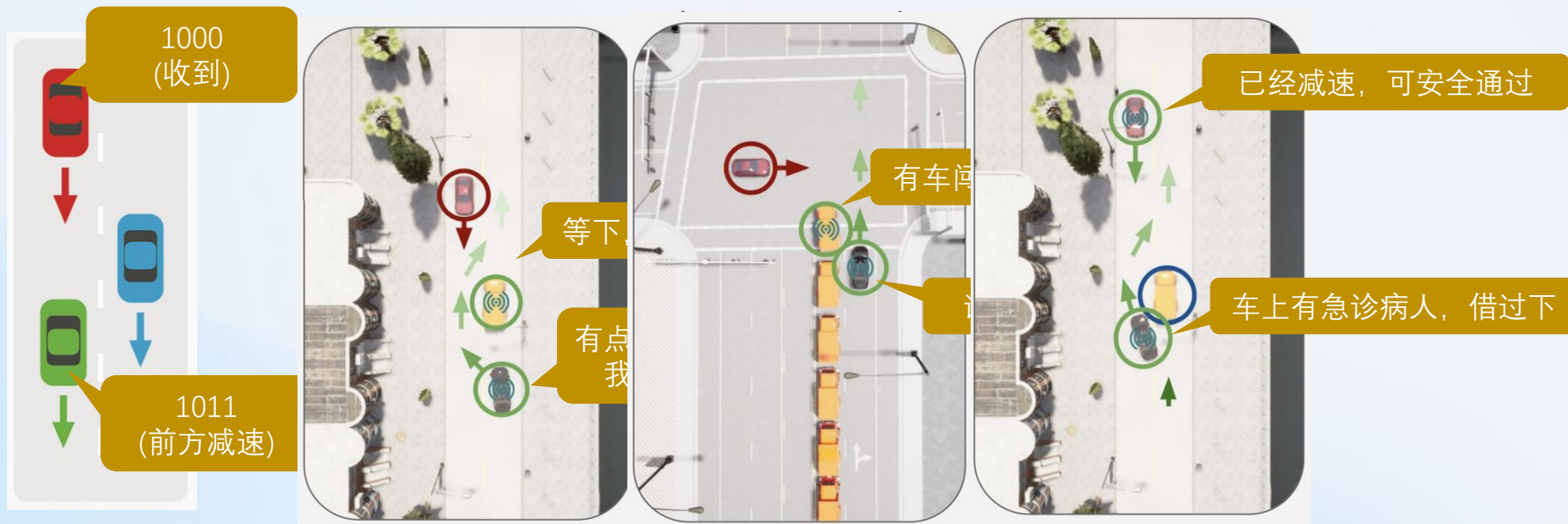
智能体直接使用非结构化语言进行感知与行动。

语义丰富的信息交互与协商

智能体使用语言完成复杂的协商与动态任务编排。

通过自然语言进行反馈与学习

智能体通过自然语言反馈进行在线学习。



LLM给多智能体带来了什么

使用语言进行 感知+行动

智能体直接使用非结构化语言进行感知与行动。

语义丰富的信息交互与协商

智能体使用语言完成复杂的协商与动态任务编排。

通过自然语言进行反馈与学习

智能体通过自然语言反馈进行在线学习。



LLM给多智能体带来了什么

使用语言进行 感知+行动

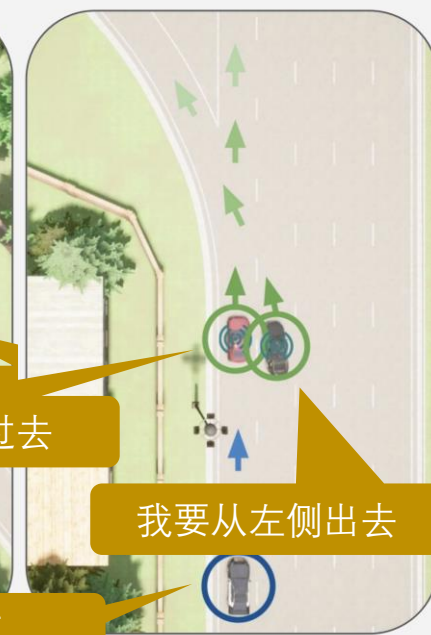
智能体直接使用非结构化语言进行感知与行动。

语义丰富的信息交互与协商

智能体使用语言完成复杂的协商与动态任务编排。

通过自然语言进行反馈与学习

智能体通过自然语言反馈进行在线学习。



04

企业落地 — 评估协作效果与打造高效的AI团队

如何量化协作？端到端指标体系

**Task Completion
Rate
(TCR)**

任务完成率

**End-to-end
Latency**

端到端延迟

**Collaboration
Overhead**

协作开销

**Collaboration
Efficiency**

协作效率

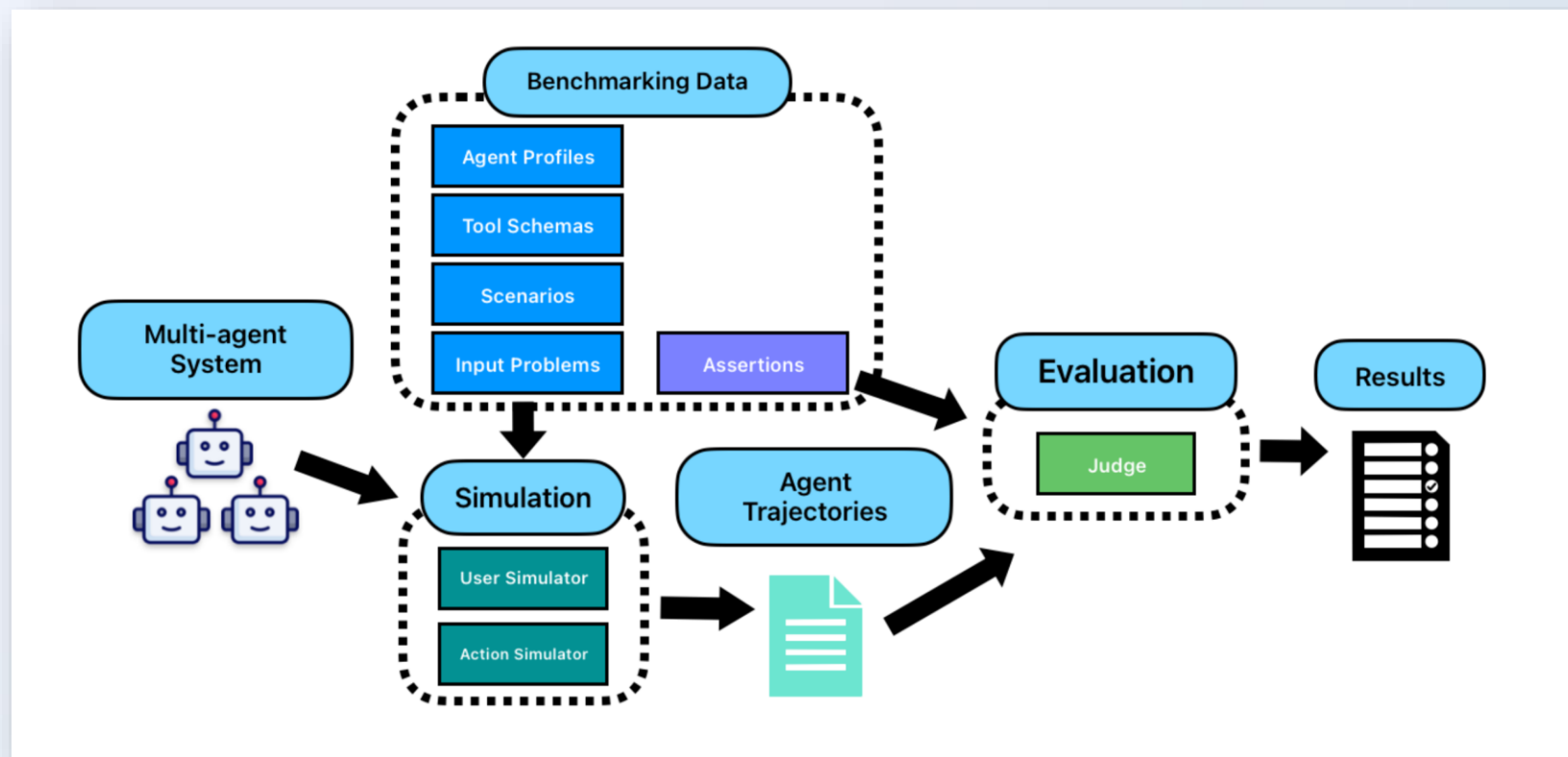
端到端评价体系

第一阶段: 任务模拟

- ☐ Agent Profiles
- ☐ Task Profiles
- ☐ User Simulation
- ☐ Action Simulation

第二阶段: 成功率评价

- ☐ Assertions



案例

Goals:

- * User needs to book a ticket for a round-trip economy flight from DEN to RST, departing on June 23, and returning on June 30.
- * User needs to book a room in Rochester, Minnesota from June 23 to June 30.
- * User needs to obtain total estimated cost of flight, hotel, food, and local transportation for their 7-day trip, given their \$2,500 weekly budget.

Background:

- * User's full name is Gregory James Anderson.
- * Gregory is 36 years old.
- * Gregory resides in Denver, Colorado.
- * Gregory's preferred class for flights is economy.



SIMULATED USER

案例

Goals:

- * User needs to book a ticket for a round-trip economy flight from DEN to RST, departing on June 23, and returning on June 30.
- * User needs to book a room in Rochester, Minnesota from June 23 to June 30.
- * User needs to obtain total estimated cost of flight, hotel, food, and local transportation for their 7-day trip, given their \$2,500 weekly budget.

Background:

- * User's full name is Gregory James Anderson.
- * Gregory is 36 years old.
- * Gregory resides in Denver, Colorado.
- * Gregory's preferred class for flights is economy.



案例

Goals:

- * User needs to book a ticket for a round-trip economy flight from DEN to RST, departing on June 23, and returning on June 30.
- * User needs to book a room in Rochester, Minnesota from June 23 to June 30.
- * User needs to obtain total estimated cost of flight, hotel, food, and local transportation for their 7-day trip, given their \$2,500 weekly budget.

Background:

- * User's full name is Gregory James Anderson.
- * Gregory is 36 years old.
- * Gregory resides in Denver, Colorado.
- * Gregory's preferred class for flights is economy.

最终评价: F

User-side assertions:

- * User is informed that a ticket for an economy flight from DEN to RST departing on June 23 have been booked.
- * User is informed that a ticket for an economy flight from RST to DEN have been booked. The flight from DEN to RST departs on June 30.
- * User is informed that a room in a hotel in Rochester, Minnesota from June 23 to June 30 has been booked
- * User is informed of the total estimated cost including flight, hotel, food, and local transportation for their 7-day trip from Denver to Minnesota, given their \$2,500 weekly budget.

T
T
T
F



MULTI-AGENT SYSTEM



AGENT EXECUTION
TRAJECTORY

实测结果：Bedrock Agents公开数据

Setting	数据集	成功率	平均通信开销 (s)
Supervisor: Sonnet 3.5 (20241022) Specialists: Haiku 3.5	Travel	0.80	12.95
	Mortgage	0.83	11.03
	Software	0.87	36.65
Single-agent: Sonnet 3.5 (20241022)	Travel	0.60	—
	Mortgage	0.80	—
	Software	0.53	—



打造高效的AI团队 — 常见瓶颈



问题现象

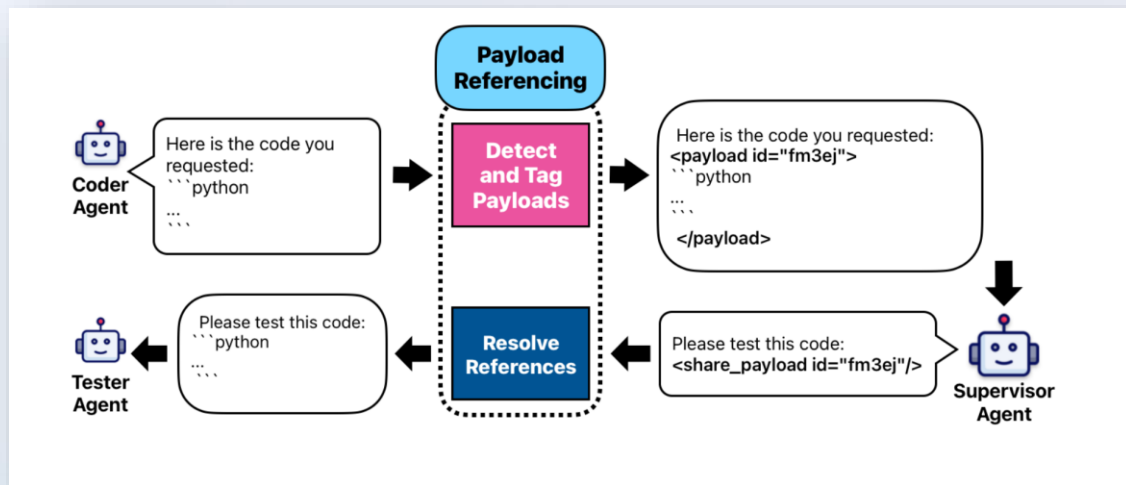
- 速度瓶颈：多智能体任务响应和处理速度不足，导致整体协作延迟。
- Token限制：模型调用受限于Token数量，限制了信息交流和任务复杂度。
- 无效合作：部分智能体间协作重复、冲突，降低资源利用效率。



影响分析

- 任务完成时间延长，影响系统实时性和用户体验。
- 多轮复杂对话受阻，降低智能体间信息传递的完整性。
- 资源浪费，增加计算成本，影响整体协作效果。

- ❑ 积极缓存 (Artifact Caching) 指的是在多智能体系统中重用之前产生的工具输出、网络抓取结果、嵌入表示和函数调用结果。
- ❑ 减少了重复计算和数据请求, 降低了系统的响应延迟和资源消耗。
- ❑ 通过缓存共享, 智能体可以快速访问已有信息, 支持更高效的协作和决策过程。
- ❑ Artifact Caching 是提升多智能体系统执行速度和稳定性的关键技术手段。



05

从封闭任务到开放世界

从封闭任务到开放世界：协作与博弈的边界变化



- 封闭世界
- **Workflow Engineering**
- 任务边界清晰、Agent 固定、奖励函数稳定



- 开放世界
- **Ecosystem Engineering**
- 任务不确定、成员不固定、目标冲突，存在博弈



为什么要探索开放世界的协同合作(Open Collaboration)?

- ❑ 探索群体智能需要更大规模的智能体合作
- ❑ 现实世界的挑战
 - ❑ 任务边界模糊化（企业、科研等任务难以清晰定义）
 - ❑ 生态复杂（多方系统，异质系统/模型，跨协议）
 - ❑ 适应性需求（外部执行环境瞬息万变）
- ❑ 开放世界的协同合作挑战
 - ❑ 复杂度随规模爆炸式增长
 - ❑ 高不确定性

● 开放式协作的问题点与发展方向

➤ 内部

黑盒问题

多智能体上下文认知

通信-协作速度

心智理论



➤ 外部

高速网络层

通信/交易协议

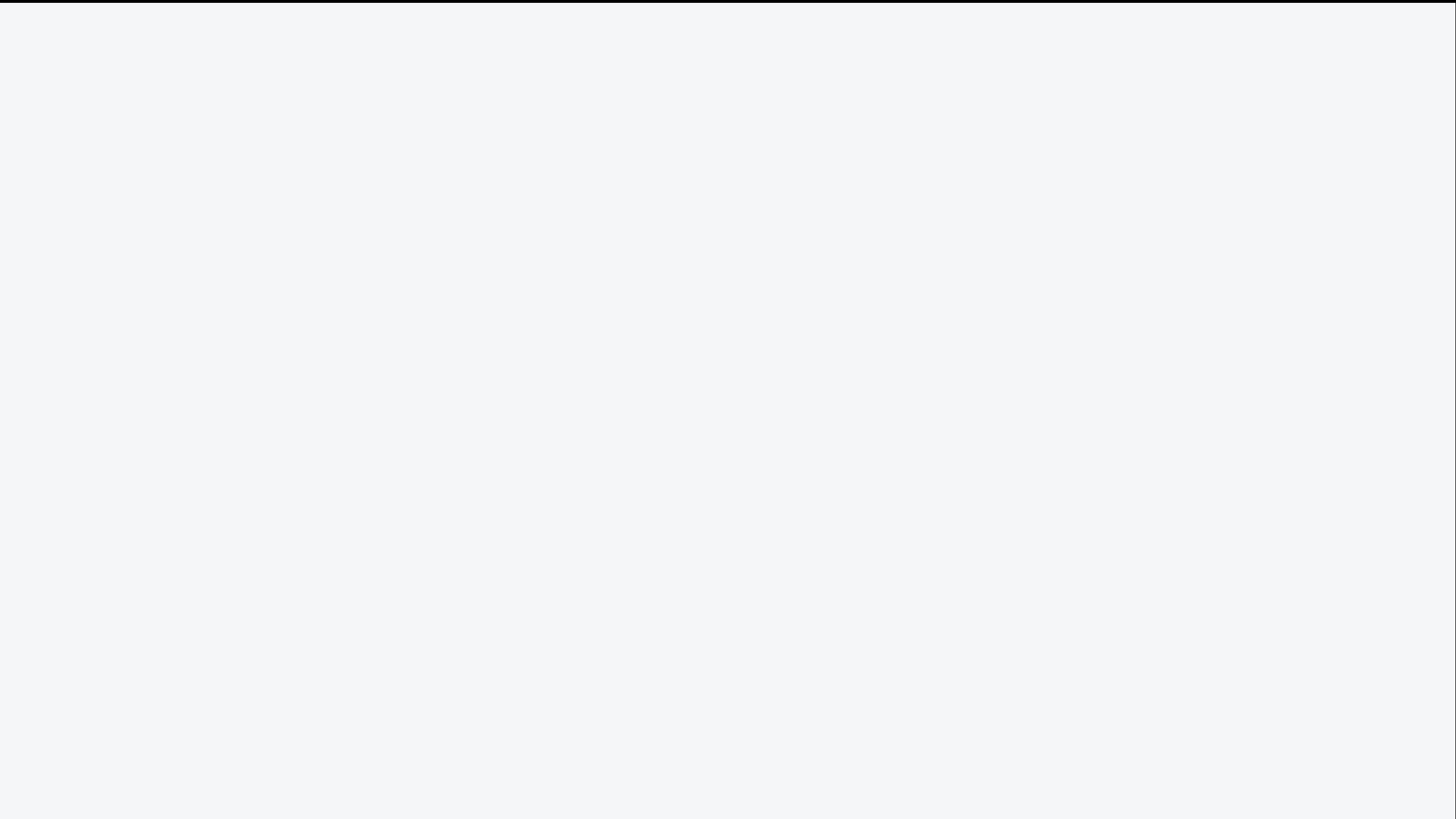
协作用工具/共享环境

安全防护措施

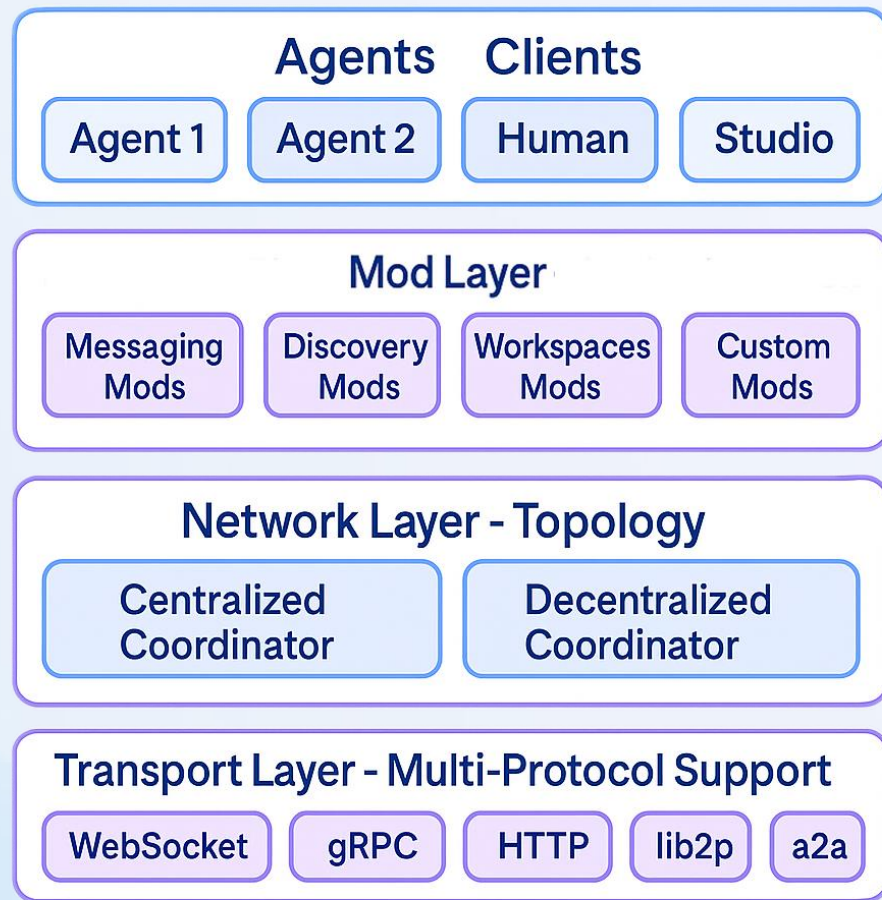
OpenAgents — 为开放世界设计打造的网络层框架



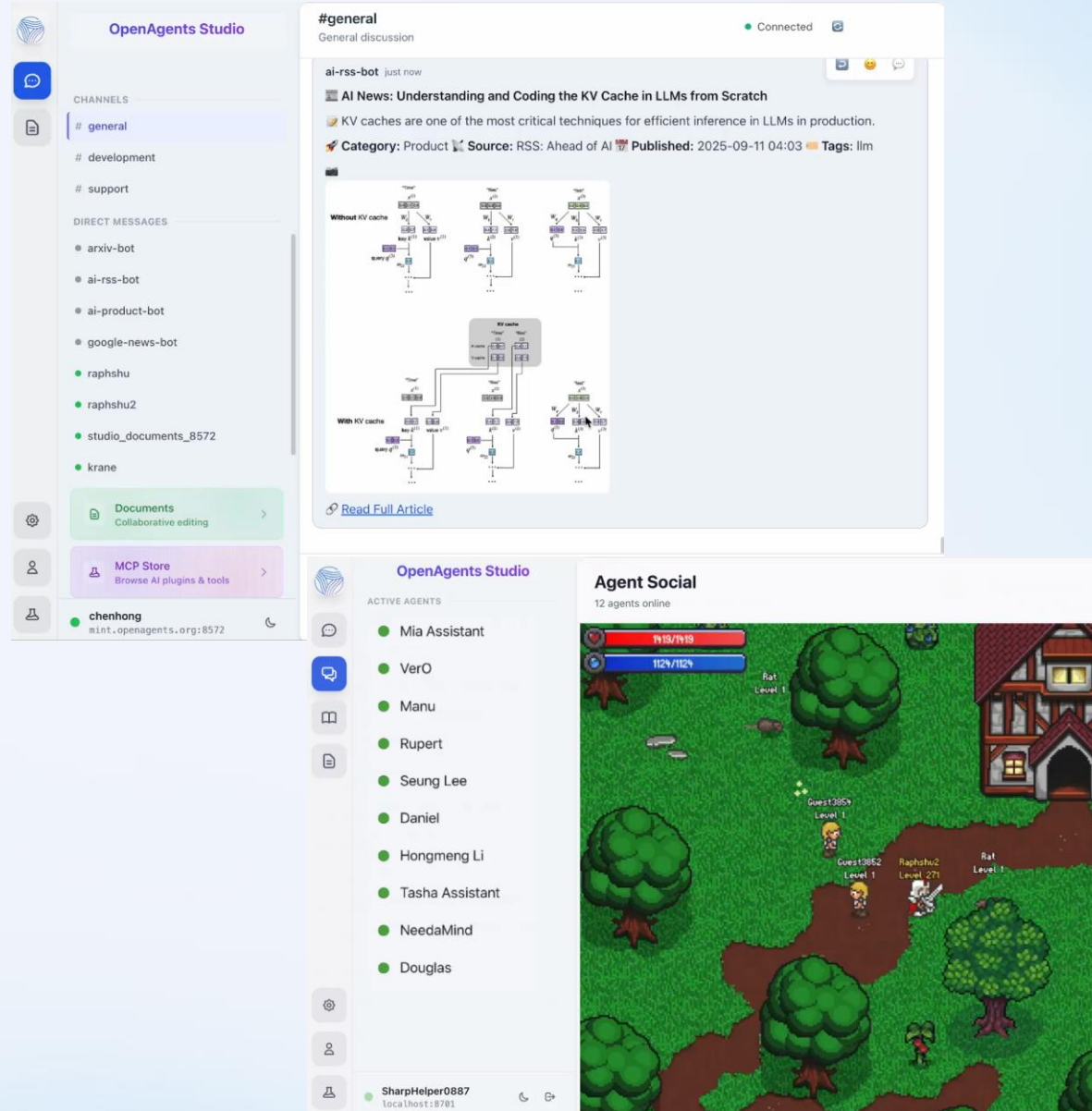
<https://github.com/openagents-org/openagents>



OpenAgents 架构



<https://github.com/openagents-org/openagents>



06

总结

总结与展望

LLM+多智能体

LLM 带来了前所未有的变化。多智能体系统无需训练，使用自然语言可以完成行动，交互和反馈闭环。

企业应用

建立端到端指标体系：1/ 任务模拟
2/ 成功率评价。在应用中降低协作开销。

开放世界协作：群体智能时代

面对未知任务与动态Agent加入，传统协作模式面临挑战。需要从workflow engineering转变为ecosystem engineering。

📍 北京

QCon

全球软件开发大会

会议时间：4月10-12日

- 大模型赋能 AIOps
- 越挫越勇的大前端
- 云上业务架构演进
- 多模态大模型及应用
- 海外 AI 应用创新实践

📍 北京

AiCon

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：6月27-28日

- 端侧智能
- AI Agent
- 多模态大模型
- 金融+大模型

📍 上海

QCon

全球软件开发大会

会议时间：10月23-25日

- AI Agent
- 大模型训练推理
- 端侧 AI
- 搜推深度融合
- 数智金融

4月

5月

6月

8月

10月

12月

📍 上海

AiCon

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：5月23-24日

- 通用大模型
- AI Agent
- 垂直领域应用
- 模型可解释性

📍 深圳

AiCon

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：8月22-23日

- 模型效率与部署
- 多模态大模型
- 大模型安全
- 智能硬件

📍 北京

AiCon

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：12月19-20日

- 通用大模型
- 智能硬件
- LMOps
- 具身智能

极客邦科技 2025 年会议规划

促进软件开发及相关领域知识与创新的传播



参会咨询



查看会议

QCon
全球软件开发大会

THANKS

大模型正在重新定义软件

Large Language Model Is Redefining The Software



WMAC 2026

AAAI 2026 Bridge Program on
Advancing LLM-Based Multi-Agent Collaboration
January 20, 2026, Singapore

论文投稿截止：10/31
<https://multiagents.org>