

从多智能体到AgenticModel 小布智能助手的个性化深度研究实践

演讲人：杨俊

OPPO / 高级算法工程师

AiCon
全球人工智能开发与应用大会

目录

01

深度研究简介

02

深度研究方案选型思路

03

深度研究实践

自适应任务规划

04

深度研究实践

个性化

05

深度研究实践

工具扩展

极客邦科技 2026 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



01 深度研究简介

小布深度研究是什么

- 自主完成任务拆解，信息搜集和分析整理，输出报告



oppo

小布助手首发深度执行

你口袋里的“深度研究专家”
一句话生成 PDF 报告



使用路径 前往「小布助手」App - 在对话页上方开启「深度执行」即可体验。

升级计划

*将于 2025 年 6 月 30 日开始向 OPPO Find X8 系列、OPPO Find N5 系列和一加 13 系列
用户全量推送，后续推送信息敬请关注。

ColorOS
超流畅，更 AI

小布深度研究运行过程

手机厂商Agent产... 深度研究

最近哪些手机厂商发布了 Agent 产品，整理一下，包括核心能力，竞争力，优缺点等对比。整理成 pdf

我很愿意为你分析并生成报告。我会尽量遵循你提供的主题和格式要求，但可能基于我的实际执行情况有所调整，请以实际结果为准。此过程需要一定的等待时间，请你确认计划，我将马上为你执行任务。

🔔 如果您同意，我将：

- 搜索近期发布Agent产品的手机厂商
- 收集各厂商Agent产品的核心能力
- 分析各厂商Agent产品的竞争力
- 收集各厂商Agent产品的用户评价
- 整理各厂商Agent产品的优缺点
- 生成对比分析报告

整个过程需要一定的时间

开始执行

由 AI 生成，内容仅供参考

Step 1

拆解大纲

感谢您的确认，我将开始进行任务执行并总结报告，离开房间不影响任务进程。

🔔 任务已完成 查看

- 搜索近期发布Agent产品的手机厂商
共执行 12 个步骤
- 收集各厂商Agent产品的核心能力
共执行 9 个步骤
- 分析各厂商Agent产品的竞争力
共执行 14 个步骤
- 收集各厂商Agent产品的用户评价
共执行 6 个步骤
- 整理各厂商Agent产品的优缺点
共执行 14 个步骤
- 验证2025年各品牌Agent产品的用户评价
共执行 12 个步骤
- 收集2025年Q2 AI手机市场份额数据
共执行 5 个步骤
- 分析各品牌Agent架构技术差异
共执行 10 个步骤
- 调查影响竞争力的跨行业合作
共执行 11 个步骤
- 生成最终对比分析报告

我制作了一份2025年主流手机厂商Agent产品对比报告，内容包括：

Step 2

搜集信息

Step 3

反思修正
刷新大纲

🔔 生成最终对比分析报告

我制作了一份2025年主流手机厂商Agent产品对比报告，内容包括：

1. 研究背景与意义
2. 研究范围与方法
3. 多模态交互能力对比
4. 场景化服务覆盖对比
5. 隐私与安全机制对比
6. 系统框架设计解析
7. 核心组件实现技术
8. 端云协同机制分析
9. 市场份额对比数据
10. 用户增长趋势分析
11. 旗舰机型搭载率统计
12. 交互体验满意度评价
13. 场景需求匹配度研究
14. 主要投诉问题分类
15. 合作伙伴关系分析

📄 2025手机Agent对比报告.pdf
1.02 MB

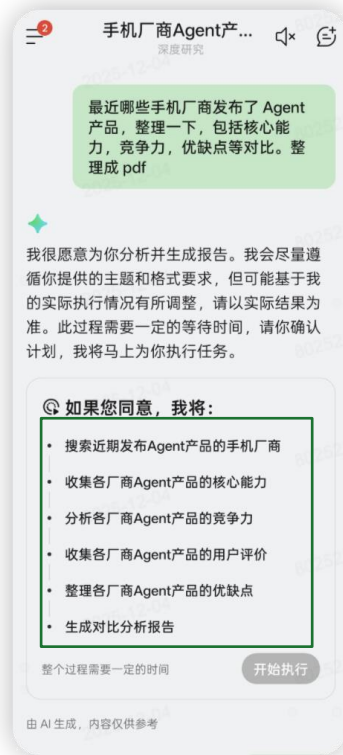
本服务输出内容仅供参考，用户应审慎判断其真实性、可靠性，且相应内容不可用于商用

Step 4

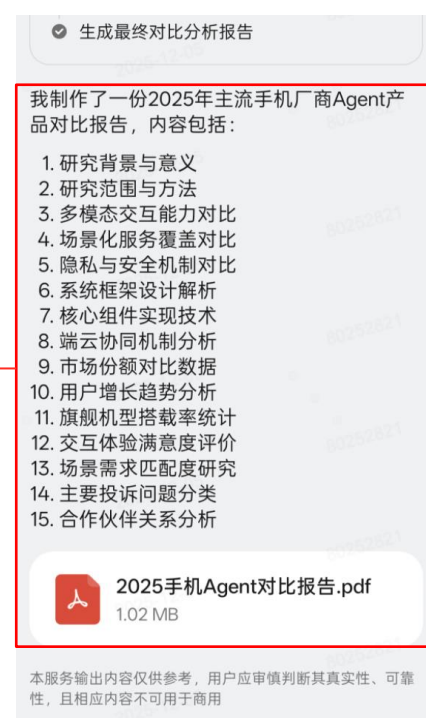
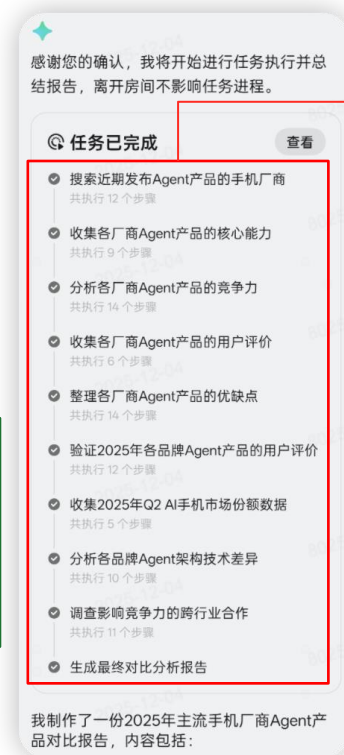
生成报告

深度研究技术上关注的重点

个性化能力：学习记忆、偏好，让执行过程和报告更有针对性



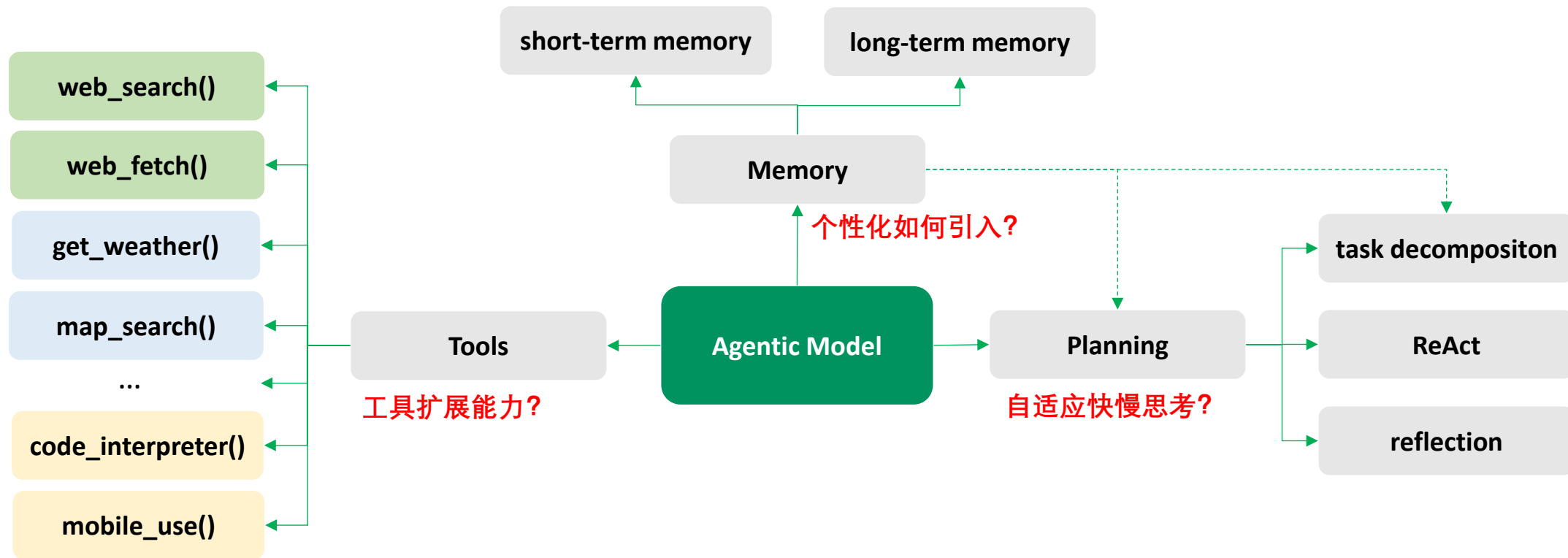
自适应任务规划：根据任务难度拆解对应的子任务数量



工具扩展：执行过程中，工具数从十到千，效果如何保证

02 深度研究方案选型思路

从Agent的能力组成看问题



从多智能体到AgenticModel的演进思考

- 多智能体方案：分治，MCP聚合为Agent建设，**每个智能体擅长少数能力**，提升开发效率
- 我们认为的AgenticModel：在**大规模工具环境**训练，更强的工具感知和调度

Orchestrator Layer

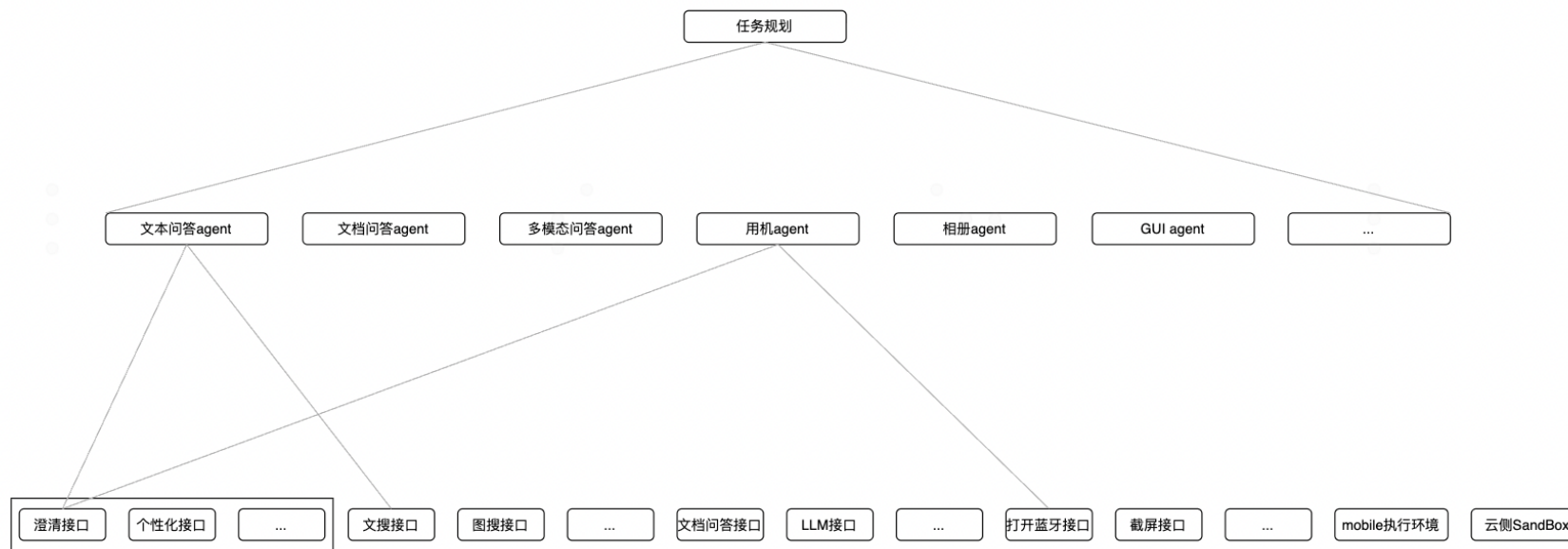
负责plan和verify

Agent Layer

负责request→[reason + action + answer]

MCP Layer

负责request→answer



03 深度研究实践

03 深度研究实践

自适应任务规划

任务规划趋势：自适应、自主快慢思考

- 自适应：给定Context，最低成本得到答案
 - Token维度：简单问题，更短推理过程
 - 参数维度：简单问题，激活参数少
- ReAct：“思考-行动”循环自带自适应

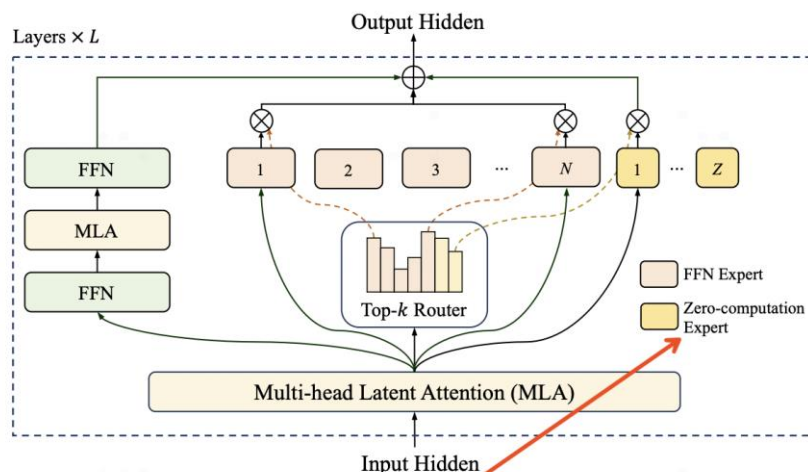


Figure 2: The architecture adopted in LongCat-Flash. Each layer employs Shortcut-connected Mixture of Experts (ScMoE) with zero-computation experts. ScMoE significantly expands the computation-communication window to boost training and inference efficiency. The zero-computation experts enable dynamic computation based on contextual importance, improving the efficiency of computational resource utilization.

参数维度自适应：美团LongCat，Context-aware MoE

One unified system

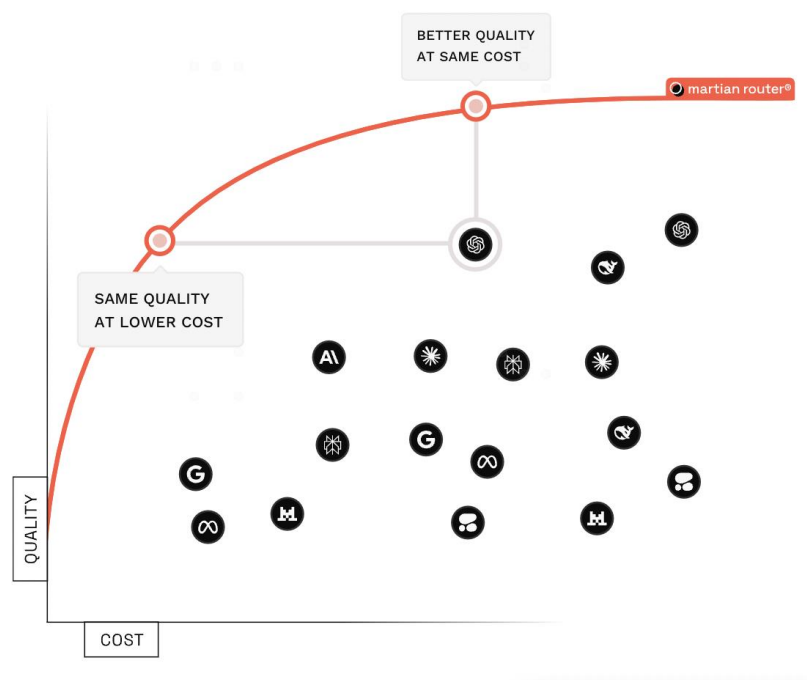
GPT-5 is a unified system with a **smart, efficient model** that answers most questions, a **deeper reasoning model** (GPT-5 thinking) for harder problems, and a **real-time router** that quickly decides which to use based on conversation type, complexity, tool needs, and your explicit intent (for example, if you say “think hard about this” in the prompt). The router is continuously trained on real signals, including when users switch models, preference rates for responses, and measured correctness, improving over time. Once usage limits are reached, a mini version of each model handles remaining queries. In the near future, we plan to integrate these capabilities into a single model.

Router-based自适应：GPT5，基于多特征路由决策

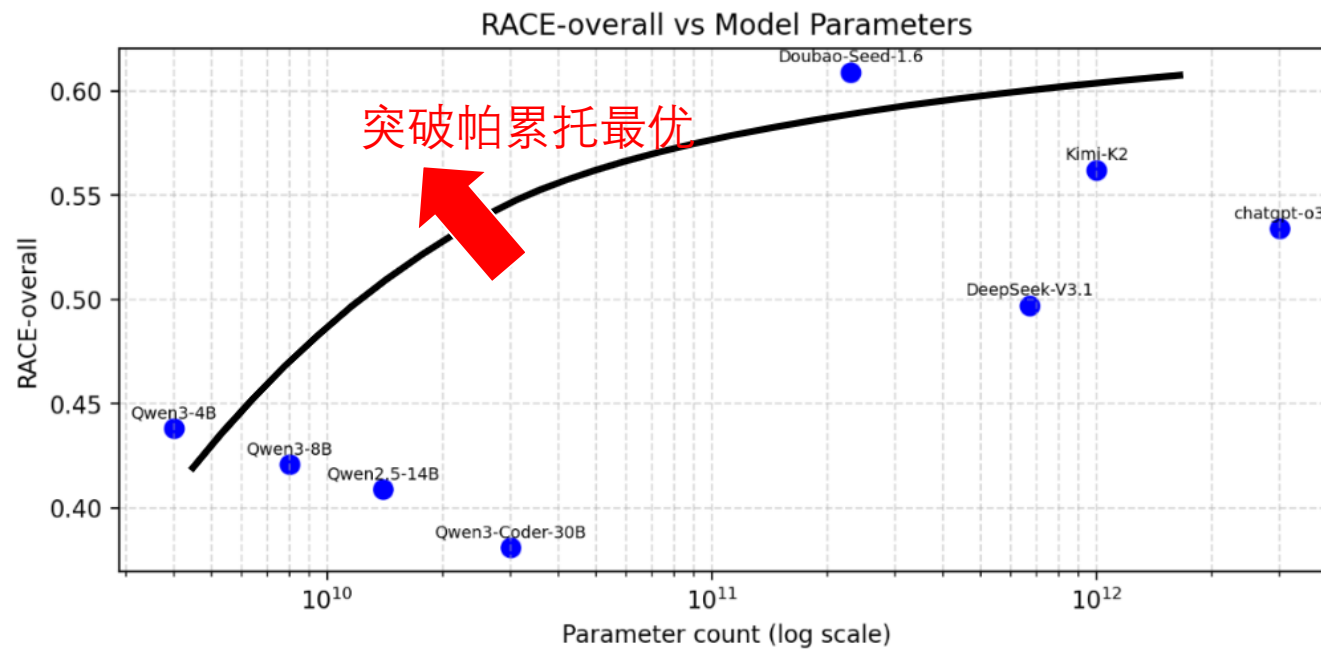


工具调用次数自适应：Manus，自主决策是否完成任务

自适应任务规划的目标：帕累托最优

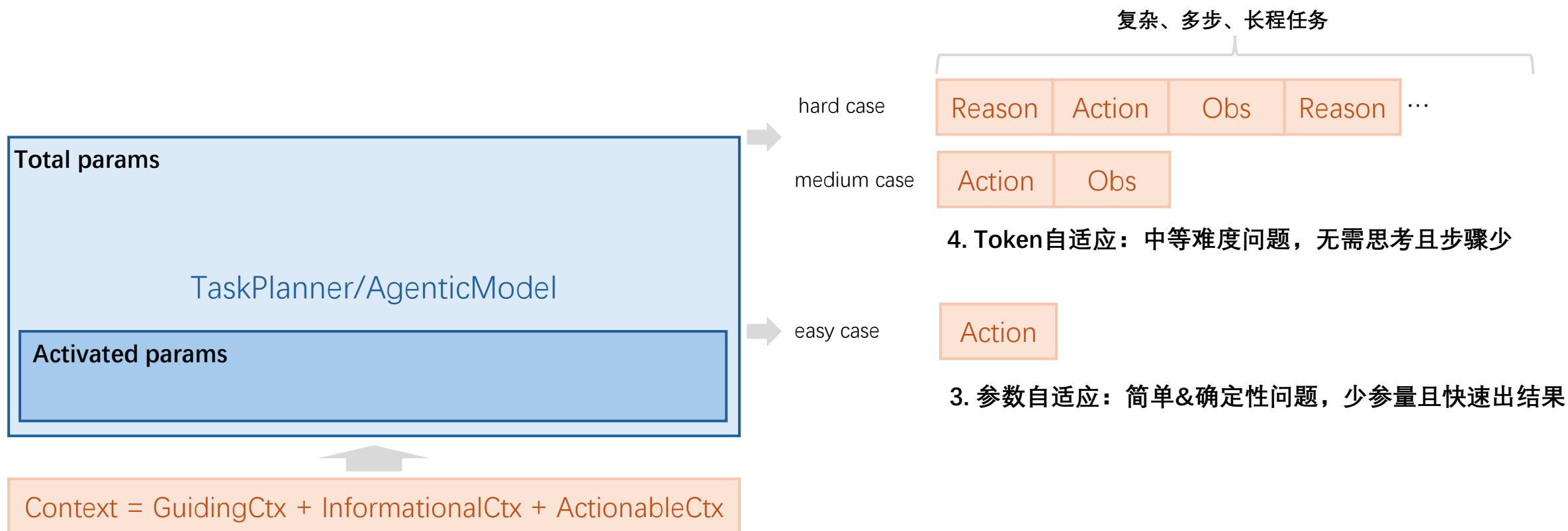


分流场景



深度研究场景

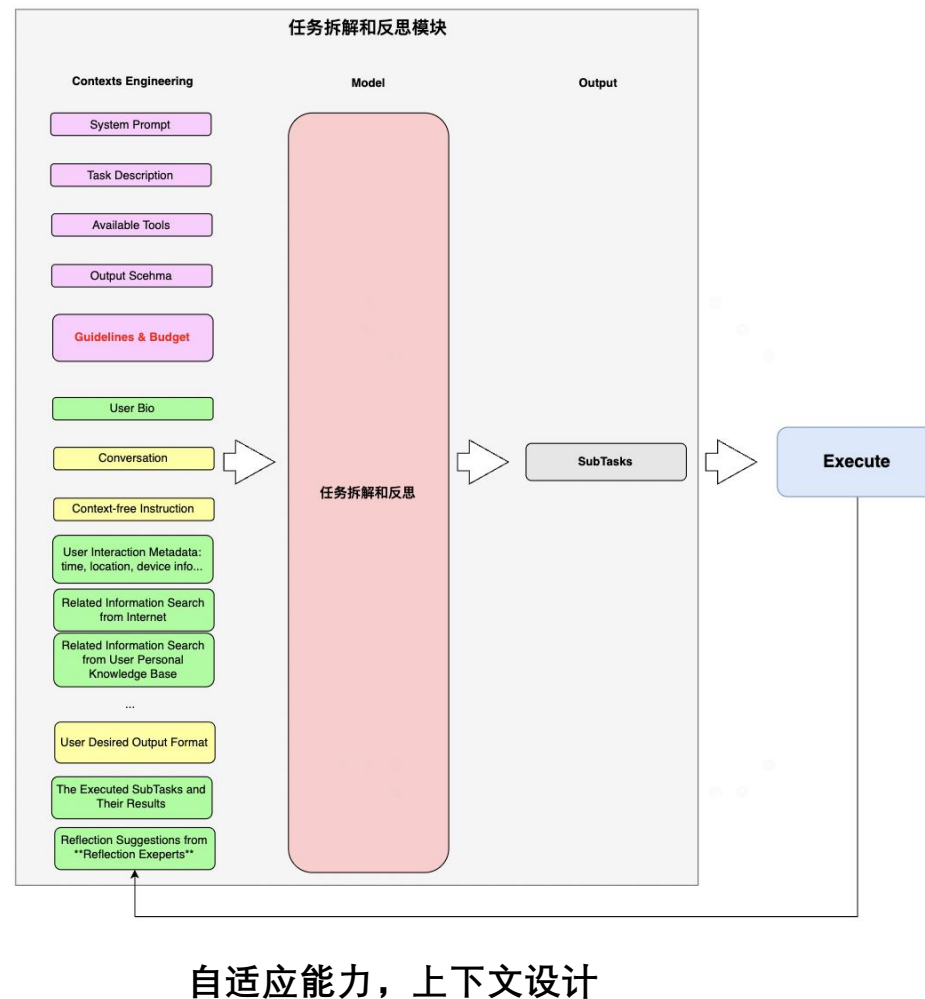
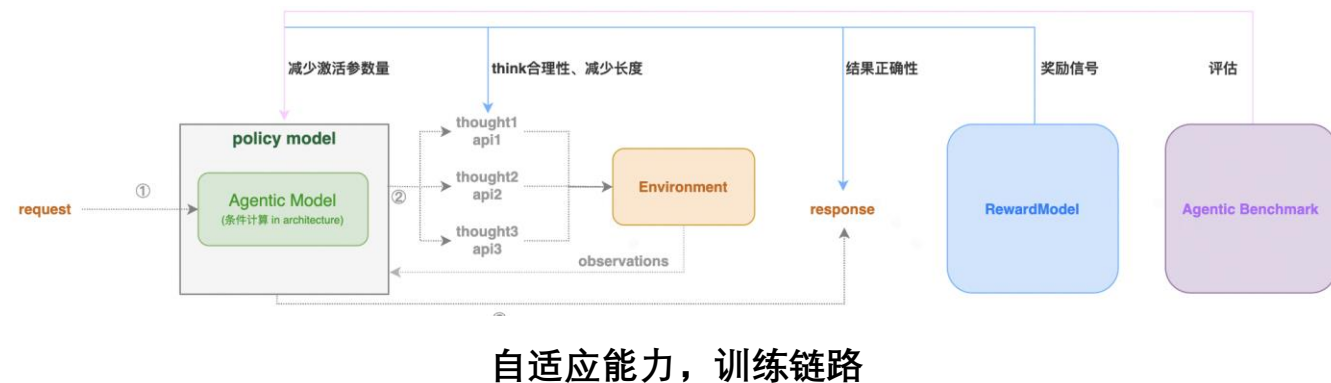
任务规划理想的结构?



1. 完备的上下文
2. 模型对上下文内容的遵循能力(泛化性、场景适配能力)

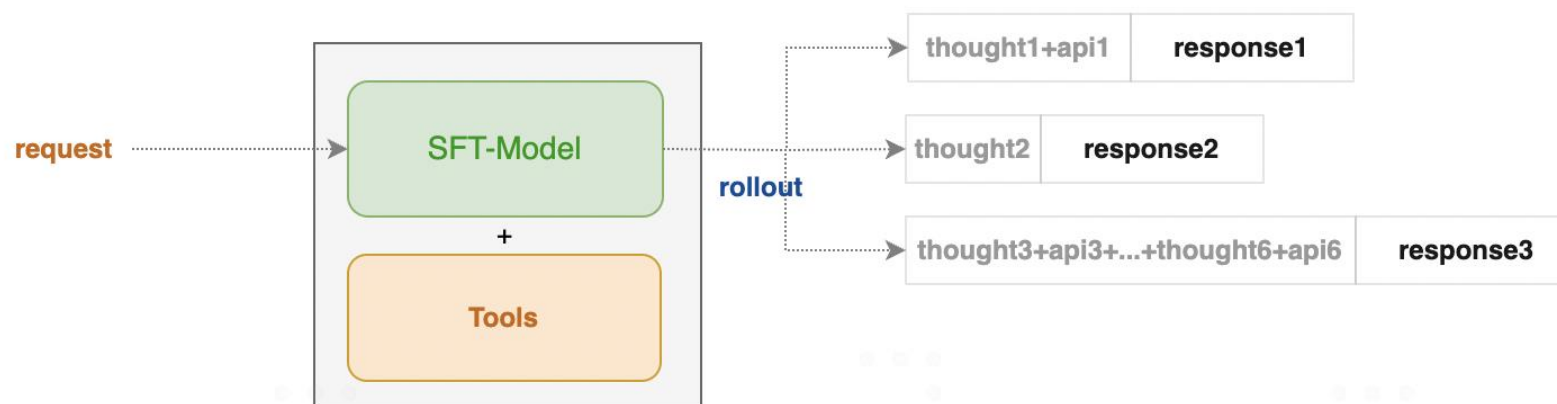
实现自适应：效果提升，耗时下降明显

- 提示词设计，注入“难易”边界(效果升4%，耗时降78%)
 - 难易样本挖掘
 - 自适应拆解范式挖掘
 -
- AgenticModel尝试(效果升23%)
 - 过程监督(MCTS-based)
 - 结果监督



例子：“难易”样本挖掘

- “难易”是相对模型能力，工具库范围而言的，不是人工定义
- 推理轨迹复杂度，结果多样性，衡量“难易”
 - 单模型，rollout多个轨迹
 - 多模型，对比



1+1等于几 → 结果封闭

深圳一日游攻略 → 需要调用多个工具，结果开放

03 深度研究实践

个性化

■ 头部产品均引入个性化

- 个性化成为基本能力，但缺乏可信可用的“个性化收益”衡量方式

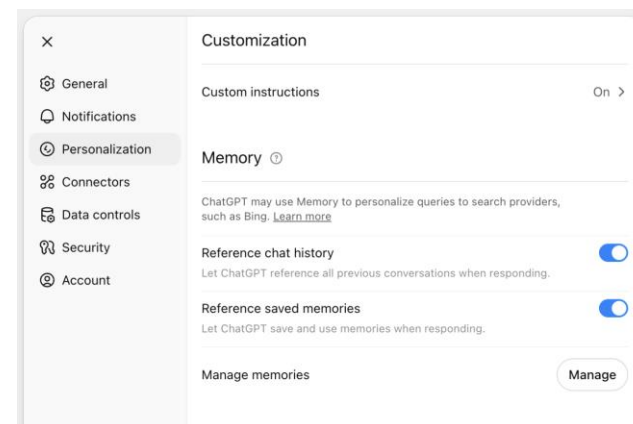
Genspark 超级智能体



Genspark



Gemini



ChatGPT

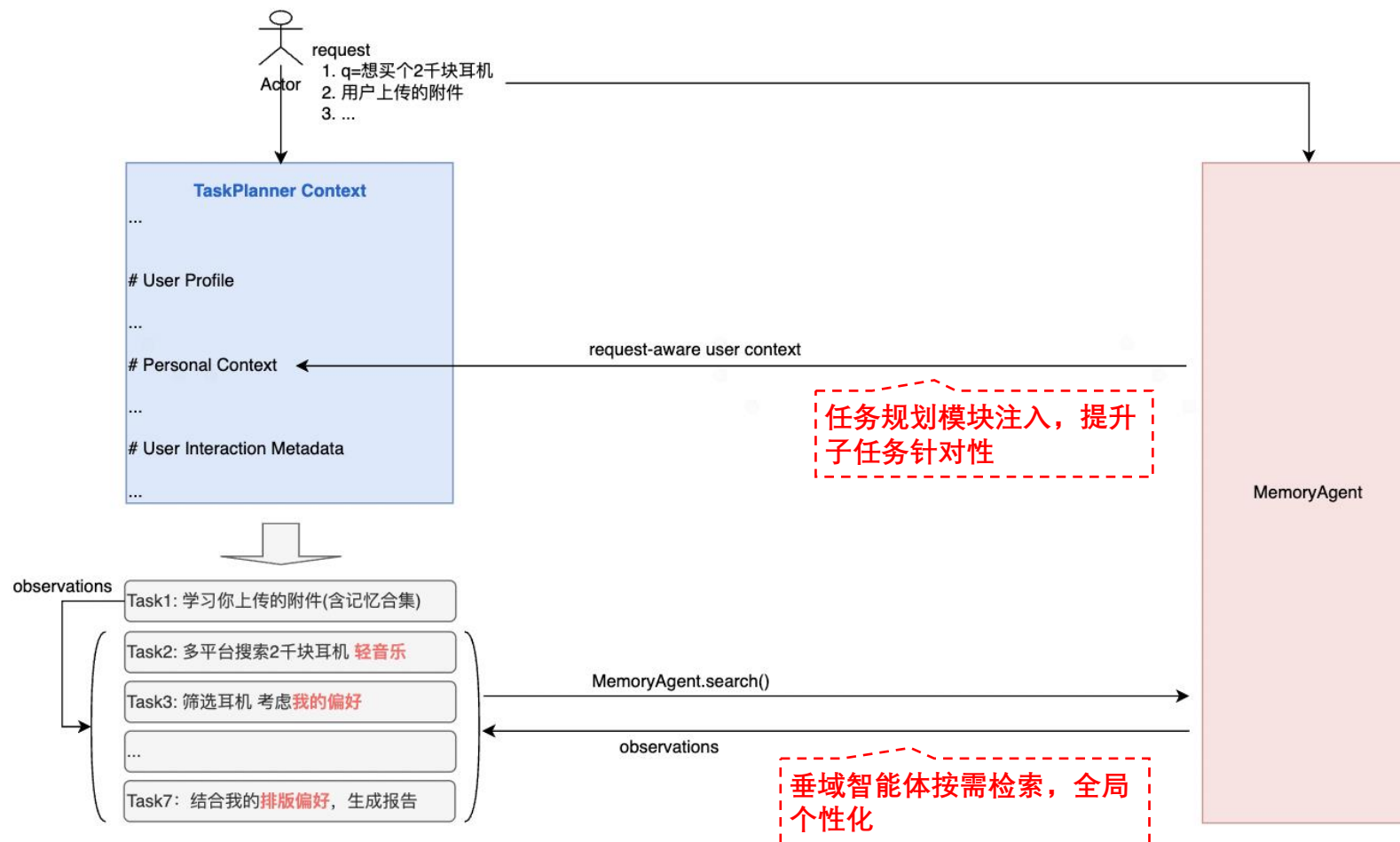
个性化信息注入方式

- 多粒度注入

- 用户上传的附件/本地文件
- 用户知识库
-

- 全局使用

- 任务拆解模块
- 垂域智能体按需使用



构建个性化评测能力

- 评测现状：人工成本高。Agentic Data首次标注通过率低，标注耗时 10min级别
- 改进方式：鲁棒性的评测框架，模型输出稳定性，评测维度稳定性，评估模型稳定性

$$(\{s_{tgt,c}\}_{c \in \mathcal{C}_t}, \{s_{ref,c}\}_{c \in \mathcal{C}_t}) = \text{JudgeLLM}(t, R_{tgt}, R_{ref}, \mathcal{C}_t)$$

评估模型

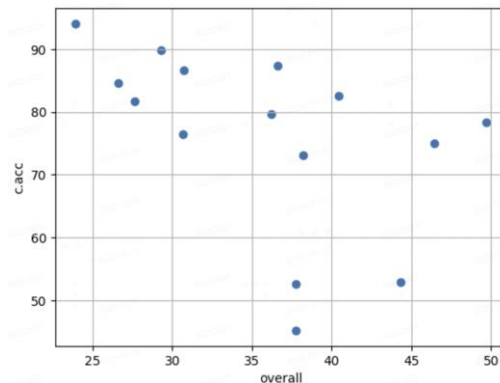
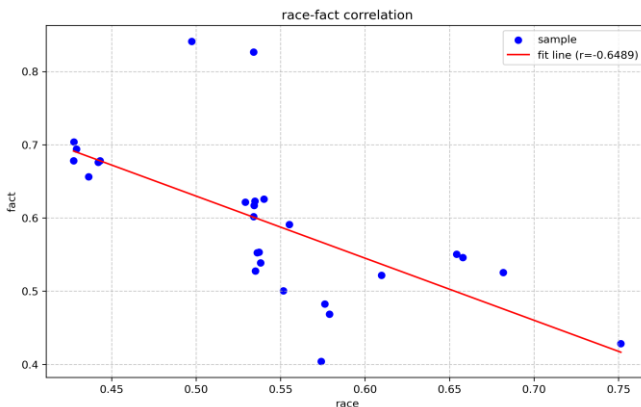
Task/query

基座模型

模型生成的评估维度+测试人员维度

以深度研究多步搜索智能体为例，基于行业deep-research-bench评测方式改进，多组实验的实践结论：

- 模型输出稳定性
多次采样生成结果，自动化评测方差**0.0026**.
- 评估模型(JudgeLLM)稳定性
仅更换JudgeLLM，方差为**0.00027**.
- 报告丰富度 vs FACT事实性指标
仅更换基座模型，发现 报告丰富度 与 事实性 呈现负相关.见右图
- 引入个性化，RACE分**0.56**.
- 一个现象：**AgenticModel适合做报告**(深度广度要求)，自然语言思考形式的推理模型适合在事实片段引用效果更好。



03 深度研究实践

工具扩展

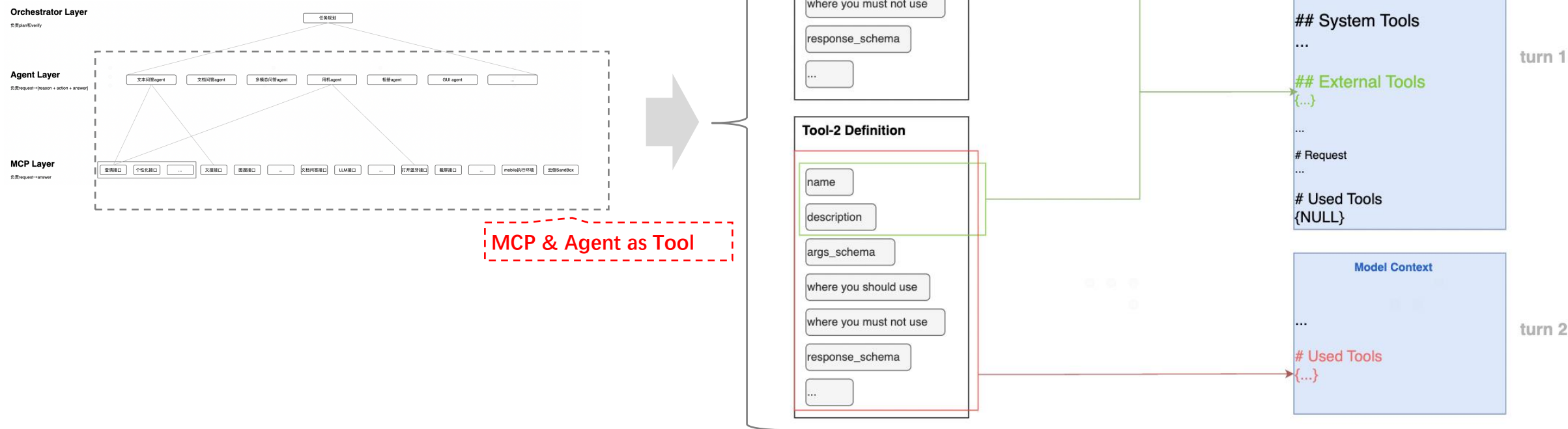
■ 工具扩展要解决什么问题

上下文窗口不足

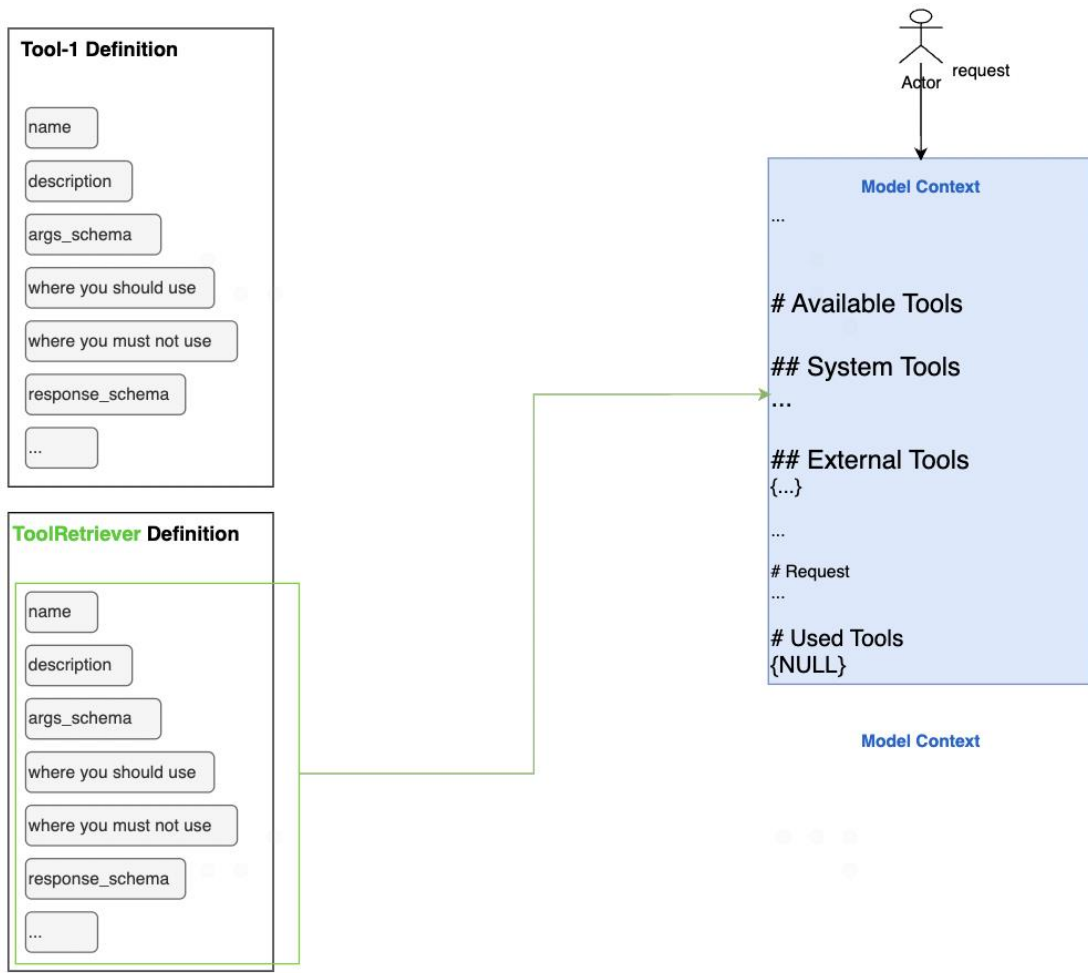
接入新工具的泛化性

工具上下文管理 — 渐进式加载工具定义

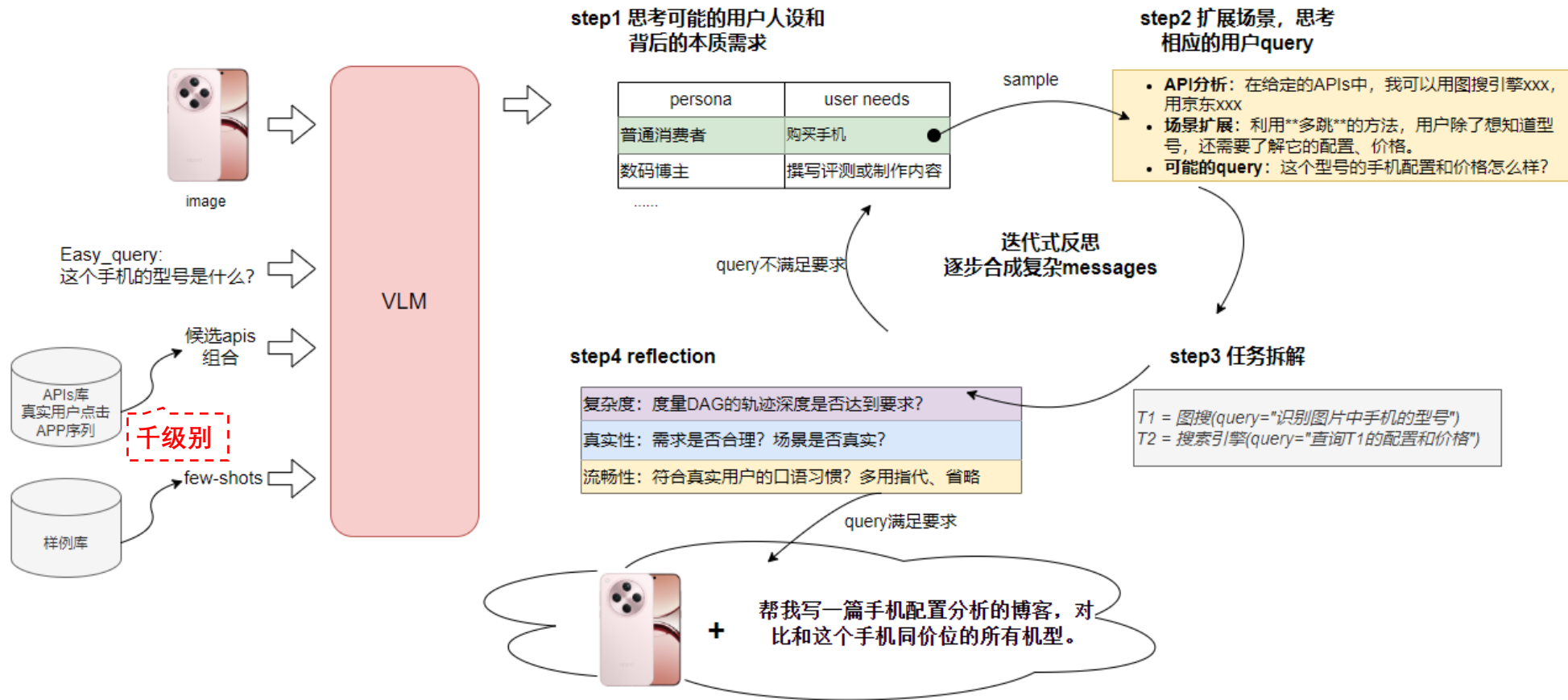
- MCP聚合为工具包
- 加载工具包名称和描述
- 执行过程，按需加载必要工具的完整定义



工具上下文管理 — 引入工具检索访问更多外部工具



工具冷启动能力 — AgenticData合成



工具冷启动能力 – 大规模DataMix提升模型效果

- 策略：构建DataMix scaling law
- 效果
 - 行业榜单同规模最佳(2025.08)
 - 业务应用，提升显著
- 下一步：更大规模工具环境+RL

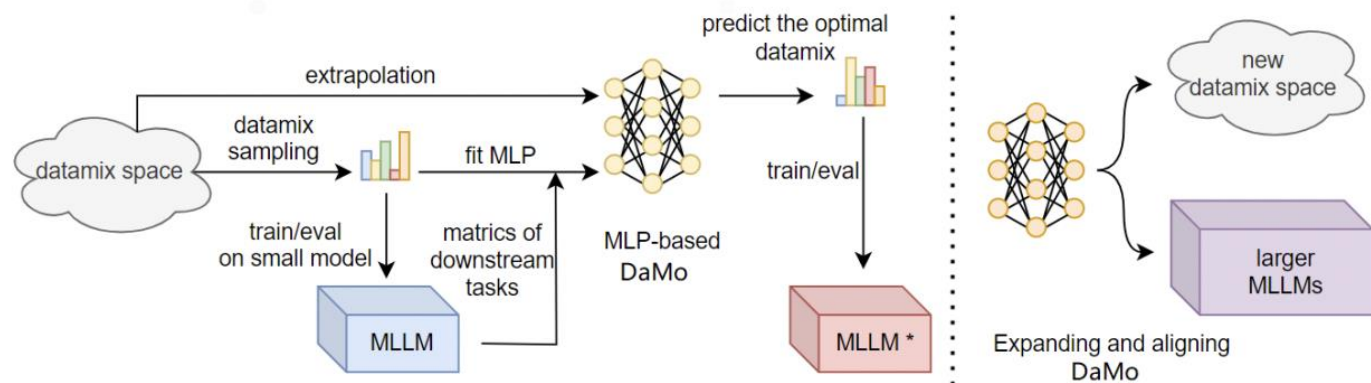


Illustration of our pipeline for obtaining the optimal data mixture

Method	BFCL-V3	MME-perception	MME-reasoning	OCRBench	OS Avg.
w/o SFT	29.32	83.82	79.42	82.50	68.77
uniform	34.69	58.63	64.91	64.80	55.76
natural	31.41	75.47	67.01	65.90	59.95
DML Ye et al. (2024)	25.47	83.31	76.34	76.8	65.48
DaMo	43.15	84.53	80.94	83.60	73.06
DaMo (*)	47.43	85.12	82.54	83.90	/

AgenticModel(4B params) trained by predicted optimal data mixture

Paper: <https://arxiv.org/pdf/2510.19336>

极客邦科技 2026 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



THANKS

探索 AI 应用边界

Explore the limits of AI applications

AiCon

全球人工智能开发与应用大会