在新窗口打开

## 以前的AI: "只会读说明书的小

帮手"

这个AI就像一个很听话,但有点"死脑筋"的小帮手。

您下指令: "做个番茄炒蛋。"

它的行动: 马上翻开说明书,找到那一页,一步步照着做。

它的局限: 如果您说"看着办一桌好菜",它就不知道该怎么办了。



结论: 只会一对一地执行简单任务,不会自己规划。

### 现在的AI: "聪明的AI大管家"

这个新的AI (Agentic RAG),就像一个能独当一面的大管家,特别能干。

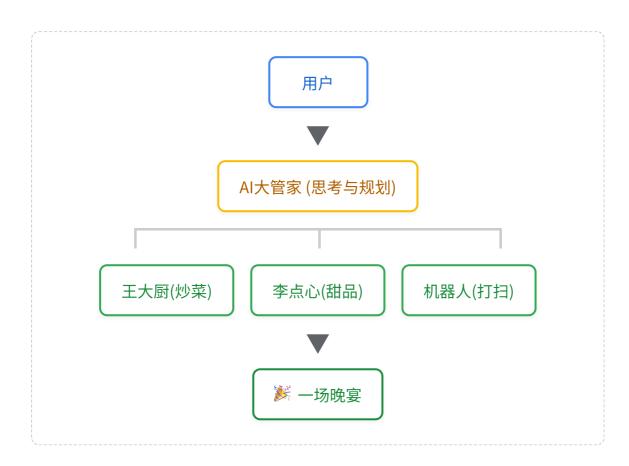
您下指令: "今晚有客人,看着办一桌好菜。"

它的行动:

思考规划: 先想好菜单,检查食材。

分配任务: 把任务分给手下的"专家团队"。

监督成果: 确保所有事情都办妥。



结论:会思考、会管理、会用工具,能完成复杂的综合性任务。

## 演进之路: 为何需要 Agentic RAG?

#### 从解决一个问题,到面对新问题

技术的演进是一个不断解决问题的过程。Agentic RAG的出现,正是为了解决传统RAG的局限性。

1. LLM 的困境 (知识过时, 幻觉)



解决方案

2. 传统 RAG 的诞生 (连接外部知识)



暴露新问题

3. 传统 RAG 的局限 (被动, 僵化)

核心挑战从"如何获取知识"转变为"如何战略性地使用知识"。

### 两大基石: Agentic RAG 的思想 源头

#### ReAct与 Self-RAG

Agentic RAG 并非单一发明,而是建立在几个开创性思想之上,其中最核心的是:

**ReAct框架 (协同推理与行动):** 引入了"思考-行动-观察"的循环。AI不再只是"想",而是通过"做"(调用工具)来验证和调整自己的想法。这是智能体能够行动的"引擎"。

**Self-RAG框架 (自我反思与修正):** 赋予AI一种"元认知"能力。它能自我批判: "我需要检索吗?"、"检索到的信息相关吗?"、"我的回答有依据吗?"。这让行动变得更智能、更可靠。

ReAct: 思考 → 行动 → 观 察

让AI成为一个能与世界互动 的"行动者"。 Self-RAG: 检索 → 反思 → 生成

让AI成为一个能自我批判的 "思考者"。

Agentic RAG = ReAct的行动力 + Self-RAG的反思能力 + 强大的编排系统。

# 实践中的陷阱:为何Agentic RAG常常失效?

"全能型"智能体的选择瘫痪

一个常见的错误是,给单个智能体配备一个庞大的"工具箱"(网页搜索、文档搜索、数据库查询等),期望它能智能地选择使用。但实践证明,这会导致AI"选择困难",性能急剧下降。



核心痛点:工具过多导致AI无法做出精确决策,效果甚至不如不用 Agent。

# 解决方案:构建层级化的"专家团队"

#### 分而治之,各司其职

成功的架构模仿了人类公司:设立一个不直接干活的"项目经理"智能体,它的唯一职责是分析任务,并将其分配给只掌握单一工具的"专家"智能体。这保证了每个环节都由最合适的角色以最高效率完成。

用户请求

#### 项目经理智能体(路由与协调)



"这个任务,交给文档专家!"

#### 文档专家 智能体

(只拥有并精通文档搜索工具)



精准的执行结果

核心理念:单一职责原则。让每个Agent专注于一件事,从而消除歧义, 提升系统稳定性和准确性。

# 架构革命: Agentic RAG 的工作流

#### 动态的"思考-行动"循环

一个成熟的Agentic RAG系统,其核心是一个作为"大脑"的智能体。它能理解复杂任务,自主规划步骤,并调度一个"专家团队"来执行。这形成了动态的闭环系统。

复杂任务



智能体核心(项目经理)



技术优势: 具备规划、反思和自我修正能力,能胜任需要动态策略的复杂 任务。

### 核心技术对比

Agentic RAG vs. 标准 RAG

| 技术维度     | 标准 RAG (Standard RAG) | Agentic RAG              |
|----------|-----------------------|--------------------------|
| 决策机<br>制 | 固定的检索算法               | LLM驱动的动态推理与规划            |
| 工具使用     | 单一或固定的知识库检索           | 多样化工具集,通过专家Agent按<br>需调用 |
| 流程控制     | 线性、单向、一次性             | 循环、迭代、可反思的闭环             |
| 错误处<br>理 | 有限,检索失败则答案质<br>量差     | 可自我修正,通过多轮尝试提升鲁<br>棒性    |
| 信息来源     | 通常为单一的静态知识库           | 可整合多个内部及外部动态信息源          |
| 适用场景     | 简单问答、事实性查询            | 复杂研究、任务自动化、多步操作          |

### 挑战与未来展望

#### 通往更强AI的道路

尽管 Agentic RAG 前景广阔,但在实践中仍面临诸多挑战,同时也指明了未来的研究方向。

#### 关键挑战:

延迟与成本: 多步推理和工具调用显著增加了响应时间和计算开销。

编排复杂性:管理多个智能体之间的通信与状态是一项重大的工程挑战。

评估与调试: 很难评估一个复杂系统的性能,且出错时难以追溯根源。

未来方向:

更深度的推理-检索协同: 让检索与推理过程无缝融合,而非孤立步骤。

2025/7/27 14:16 幻灯片: 聪明的AI大管家

多模态能力: 使智能体能够理解和处理图像、音频等多种信息。

信任与护栏: 开发强大的事实核查与道德约束机制,确保AI安全可信。

结论: Agentic RAG标志着AI从"知识的容器"向"知识的追求者"的根本性转变。

about:blank 9/9