



从用户喧嚣到产品洞见



一套基于多 Agent 与三重理论框架的
智能评论分析及 PRD 生成系统

我们正被用户反馈的“混沌之海”淹没



1. 信噪比低

难以区分运营活动噪音（如“为了蚂蚁森林能量才下载”）与真实产品缺陷。

2. 分析耗时

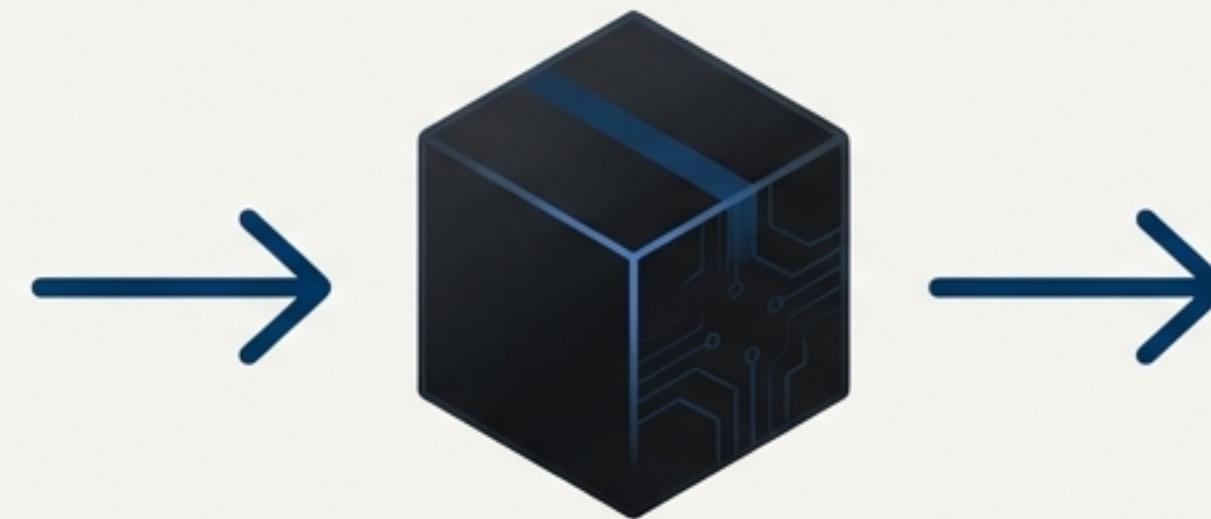
依赖人工阅读、分类、定性分析，效率低下且难以规模化。

3. 决策主观

需求优先级往往依赖产品经理的个人经验，缺乏统一、客观的数据支撑。

一键将“反馈原文”转化为“可执行PRD”

“这破软件闪退太多了，根本没法用，卸载！”



PO | 优化应用稳定性，解决闪退问题

✖ Pain Point

应用频繁闪退，导致用户核心任务中断，有卸载风险。

👤 User Stories

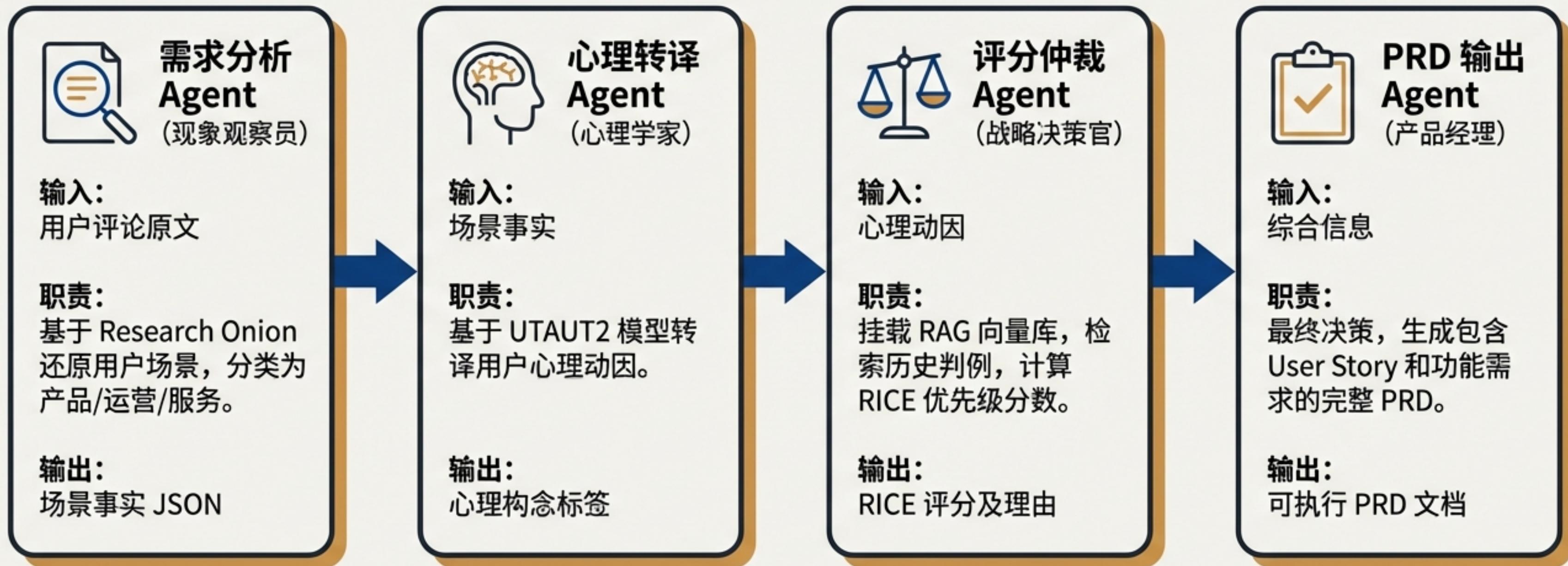
- 作为用户，我希望应用能稳定运行，不会在使用过程中突然退出，以便我能顺利完成我的任务。

☰ Functional Requirements

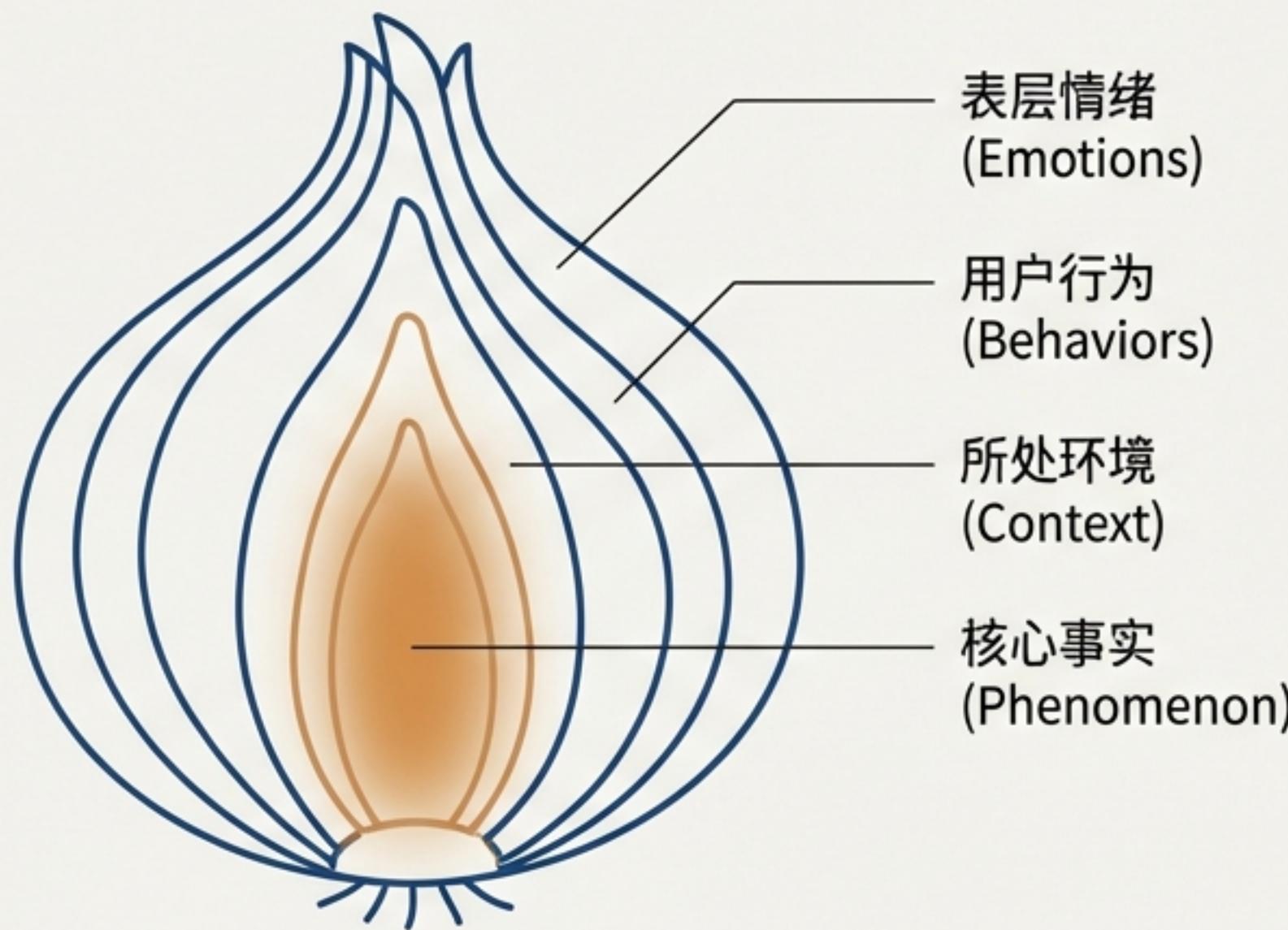
应用增加客户端崩溃日志监控的修复：

- REQ-01：增加客户端崩溃日志监控与上报机制。
- REQ-02：针对 Top 崩溃场景进行专项修复。

核心架构：四位“AI专家”的协作工坊



Agent 1 · 现象观察员：用研究洋葱模型分离“事实”与“噪音”



评论原文：

“为了集能量才下的，根本不好用。”



Agent 输出 (JSON 摘要)：

```
{  
    "category": "Operation_Promotion",  
    "feature_focus": "蚂蚁森林能量",  
    "user_level": "Non-Critical",  
    "scenario_context": "用户为获取蚂蚁森林能量而被动下载App，并未真正体验医疗功能."  
}
```

Agent 2 · 心理学家：用 UTAUT2 模型转译用户心理动因

理论框架 (THEORY)



PE (有用吗):
绩效期望



EE (好用吗): SI (有面子吗): FC (能用吗):
努力期望 社会影响 促成条件



HM (爽吗): PV (值吗):
享乐动机 价格价值



HT (习惯吗):
习惯

应用案例 (EXAMPLE)

场景输入:

“App 频繁闪退，任务中断，根本没法用。”



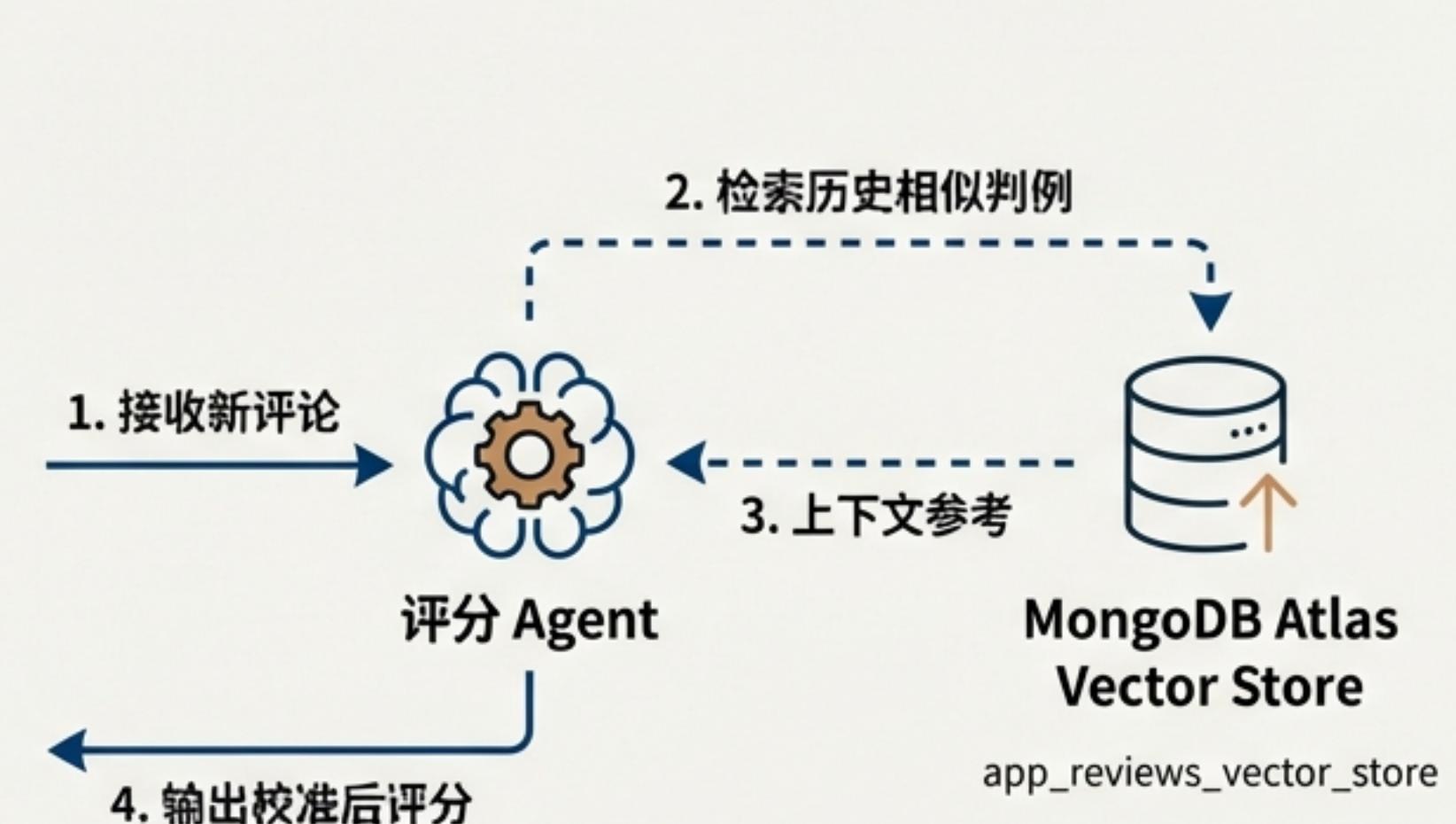
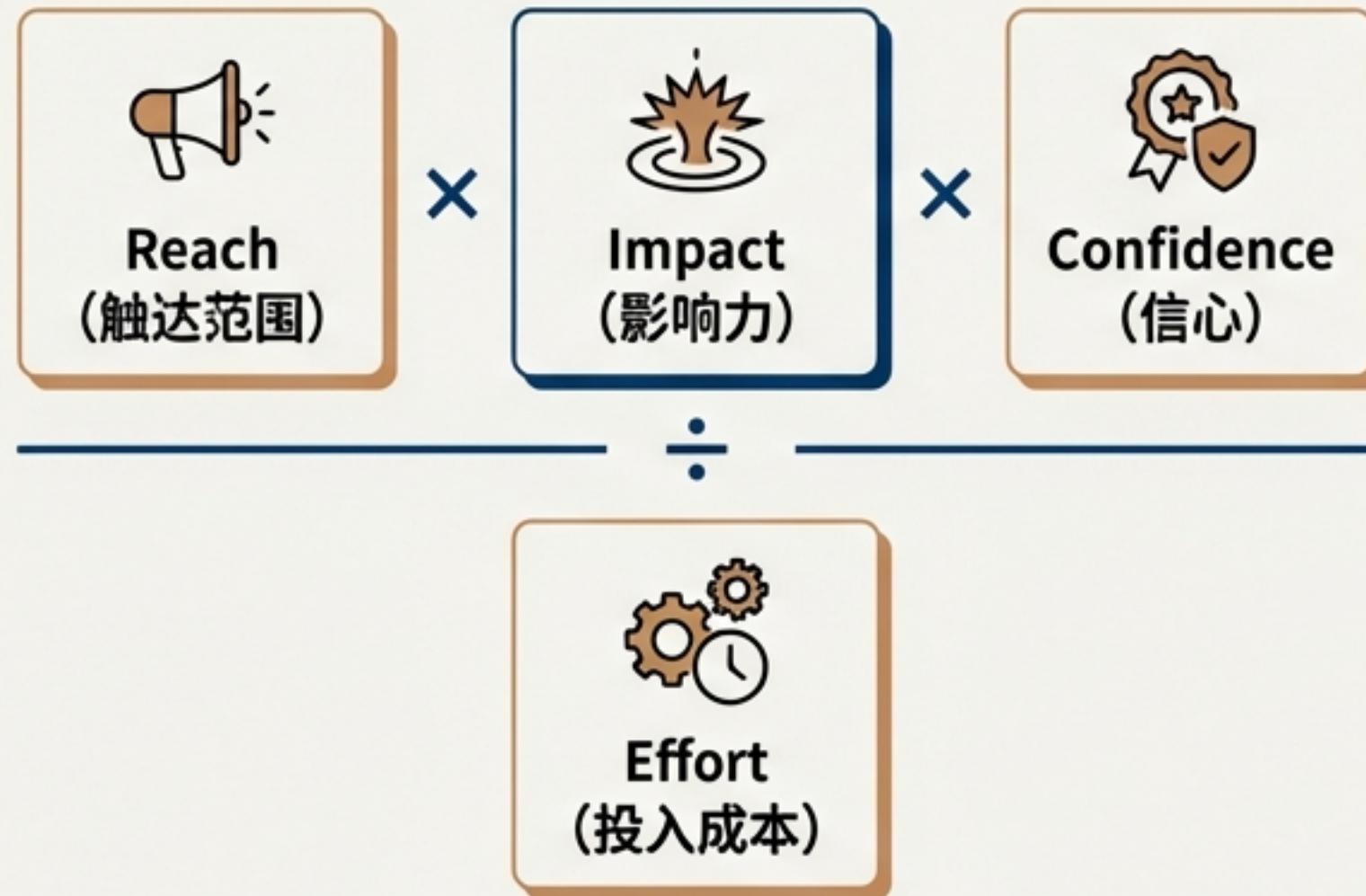
Agent 输出 (JSON 摘要) :

{

 "utaut_dimension": "FC (Facilitating Conditions)",
 "utaut_role": "Barrier (阻碍力)",
 "psychology_tag": "基础的运行环境都无法保障，阻
 断了用户核心任务流程。"

}

Agent 3 · 决策官：以 RICE 为标尺，用 RAG 校准决策



Impact 分数与 UTAUT2 维度直接挂钩：

例如：`阻斷了 PE 或 FC` → `Impact = 3 (Massive)`

价值：系统越用越准，实现决策质量的螺旋上升。

Agent 4 · 产品经理：综合洞察，形成可执行方案

“核心原则：最终裁决者”

“RICE 只是负责提供基于历史数据的量化参考，**它的评分并不代表最终结果**。Agent 4 会结合用户原声和产品现状进行独立判断，并最终定义 P0 (Critical) 到 P3 (Low) 的优先级。”

Agent 输出 (JSON 摘要)：

```
{  
  "analysis_summary": [{  
    "pain_point": "一针见血的用户痛点",  
    "root_cause": "问题的本质原因",  
    "priority": "P0 (Critical) | P1 (High) | P2 (Medium) | P3 (Low)"  
  }],  
  "generated_prd": {  
    "title": "PRD 标题 (动宾结构)", "User Story 1", "..."],  
    "user_stories": [ "User Story 1", " requirements": [ { "id": "REQ-01", "description": "..." } ],  
    "data_metrics": [ "核心指标1", "核心指标2" ]  
  }  
}
```

技术基石：开放、高效、可扩展



编排引擎 (Orchestration) : n8n

低代码、可视化工作流、易于扩展与维护



语言模型 (LLMs): Qwen-turbo & Qwen3-max

高性能、高性价比的国产模型



数据与向量存储 (Storage): MongoDB Atlas

统一存储原始数据、分析结果及向量索引



Embedding 模型: Qwen-Embedding-8B

通过 SiliconCloud API 调用，兼具性能与成本优势

极致的成本效益分析

Single Analysis Cost

≈ ¥0.01 元

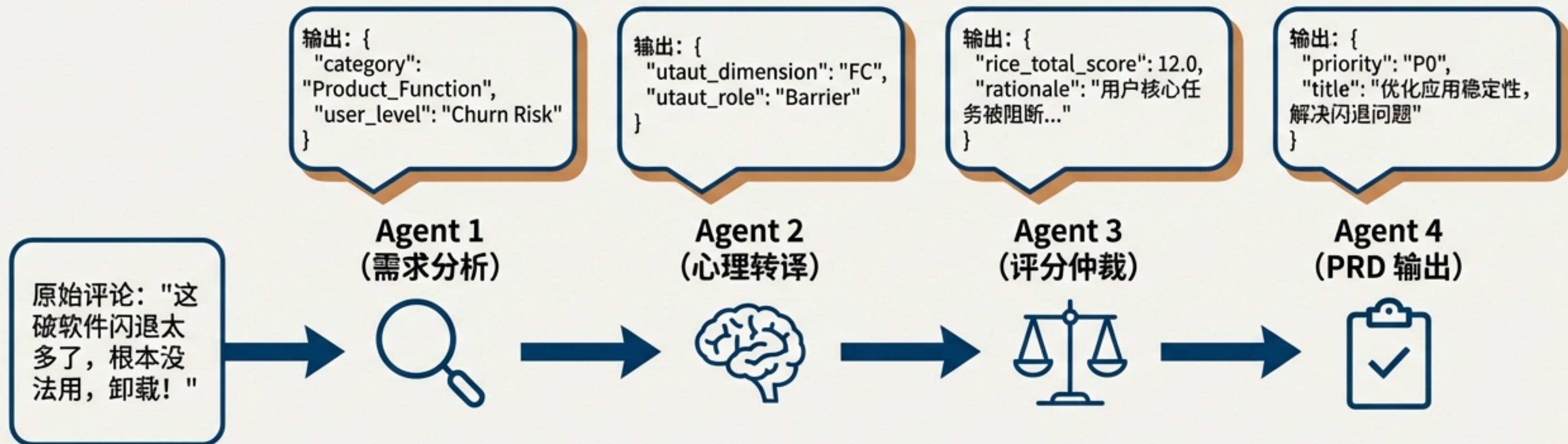
单条评论端到端分析成本

*基于 Qwen 系列模型的 API 定价和平均 Token 消耗估算。

Human Cost Savings

| 指标 | 人工分析 | AI 智能系统 |
|------|-------------------|-------------|
| 处理速度 | 1人/天 (约 200 条) | 1天 (上千条) |
| 分析深度 | 依赖个人经验 | 三重理论框架 |
| 一致性 | 易受主观影响 | RAG 机制保障 |
| 覆盖范围 | 抽样分析 | 全量覆盖 |

案例穿行：一条“闪退”差评的旅程



不仅仅是自动化，更是智能决策的飞轮



深度洞察 (Deep Insight)

三重理论框架（Research Onion, UTAUT2, RICE）确保分析的专业性与深度，精准分离“产品事实”与“运营噪音”。



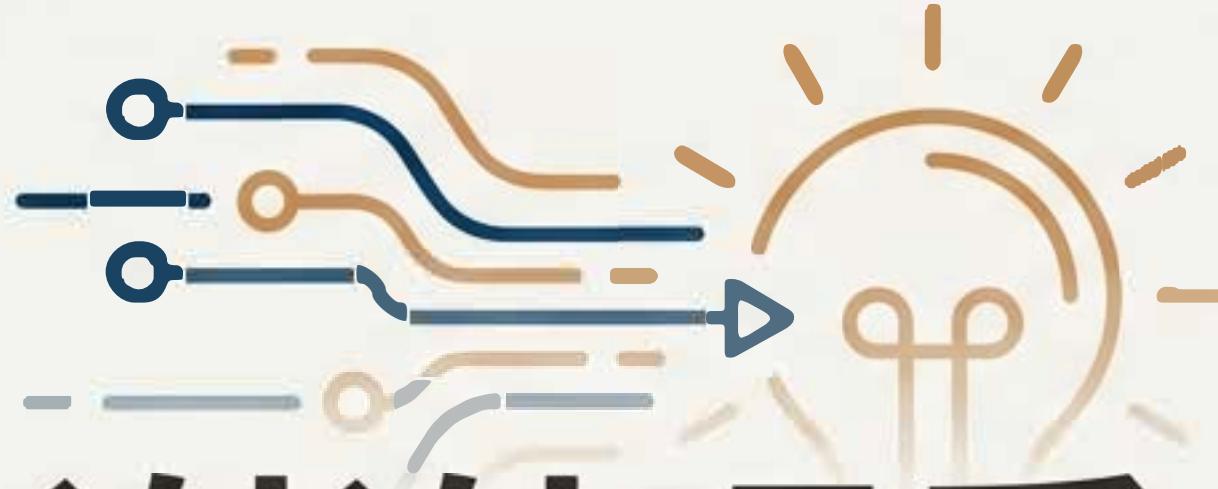
客观量化 (Objective Quantification)

RICE + RAG 机制为需求优先级提供可追溯的数据支撑，消除主观偏见，确保决策一致性。



闭环进化 (Closed-Loop Evolution)

历史判例向量化，系统在使用中持续学习，实现“人机回环”的良性循环，决策质量螺旋上升。



谢谢观看

开启产品管理新范式

GitHub: https://github.com/filbertchocolate/multi-agent_app_review_analysis_system

Email: filbertchocolate@hotmail.com