下载日志已记录，仅供内部参考

华泰证券 HUATAI SECURITIES

RSI 走向真实研发：AI 自我改进开始可度量

华泰研究

2026 年 10 月 09 日 | 中国内地　　专题研究

26 年 8 月以来，头部模型厂商连续披露 RSI(Recursive Self-Improvement)相关进展。OpenAI 和 Anthropic 相继披露内部 AI 研发自动化数据，智谱也在博客中公布 Infra Agent 参与 GLM-5.3-Flash 推理基础设施优化的实践。我们认为，RSI 已经开始进入真实模型研发和生产系统，其进展也开始可以通过 AI 主导研发任务占比、Agent 工作量等量化指标进行观察。当前公开实践主要集中在研发自动化和系统优化环节，后续可以持续关注 AI 在跨任务经验复用和跨模型代际继承方面的表现。随着 AI 承担更多实验和执行工作，我们看好基础模型、算力、CPU 及 AI 安全与模型可观测性相关需求。

RSI 进入可度量阶段，AI 开始承担真实研发任务

Anthropic 博客数据显示，截至 2026 年 8 月，Claude 已在 26%的 AI 研发任务中达到 AI 主导，超过 90%的任务达到 AI 协作及以上；OpenAI 在博客中提到，截至 8 月中旬，研究组织中 Agent 的日均运行时长已相当于人类研究人员工作时长的 3.1 倍，每位活跃实验人员的实验数量达到统计以来高位。当前 AI 参与较多的环节集中在实验执行，已覆盖代码编写、实验运行和结果分析，并开始向 AI4S 场景中的实验设计与反馈闭环延伸，但高层研究判断的自动化程度相对较低。我们认为，AI 研发自动化已经开始改变研发投入结构，模型迭代速度后续更取决于验证效率和研究判断能力。

厂商路径开始分化，改进对象逐步覆盖算法与研发系统

头部模型厂商已经形成不同的 RSI 实现路径。Anthropic 和 OpenAI 重点提高 AI 在真实研究任务中的参与度；Google 推进算法搜索，并让历史探索轨迹影响后续搜索方式；Meta 强调跨任务经验积累，探索基于持久记忆的 Agent 自我改进；智谱将 RSI 用于推理基础设施优化，博客中提到 GLM-5.3-Flash 端到端吞吐较初始基线提升约 3 倍；MiniMax M2.7 修改 Research Harness，博客中提到自主迭代后内部评测提升约 30%；SSI 更关注泛化能力和持续学习，尝试将学习结果持续转化为模型能力。我们认为，当前 RSI 实践已经开始形成可保留的改进结果，代码、Harness 和搜索策略可以继续用于后续任务，跨任务复用将成为下一阶段的重要观察指标。

可验证性、长时程、继承与研究判断是 RSI 未来扩张的重要约束

RSI 目前进展较快的任务普遍具备较强的可验证性。代码可以通过测试判断结果，Kernel 和 Infra 可以直接比较性能指标，开放研究问题则更依赖人工判断；随着实验量增加，验证误差可能在多轮迭代中累积。OpenAI 博客中的数据显示，在成功完成的 4-8 小时研究任务中，50%以上至少发生一次人工干预，表明任务时间拉长后，状态管理和异常恢复对 Agent 自主性的影响明显增加。我们认为，验证可靠性、长时程自主性和跨轮继承是 RSI 未来扩张的重要约束，研究判断能力则影响实验规模和研发效率能否继续提升。

投资结论

我们建议关注四条投资主线：**1）基础模型。**RSI 有望加快模型迭代并提升研发效率，看好领先基模厂商。相关公司包括智谱、MiniMax。**2）算力。**RSI 提高单个研究员能够管理的 Agent 数量和实验并发度，同时增加验证和复现计算，算力需求有望提升。**3）CPU。**长时程研发 Agent 需要持续调用外部工具，多 Agent 并行还会增加任务调度和环境交互，CPU 侧执行负载有望随 Agent 规模扩大。相关公司包括禾盛新材、海光信息、中国长城。**4）AI 安全及可观测性。**RSI 提高 Agent 自我迭代能力后，异常检测及行为记录的重要性上升，建议关注 AI 安全及 Infra 侧模型可观测性相关方向。

风险提示：宏观经济波动，技术进步不及预期，中美竞争加剧。

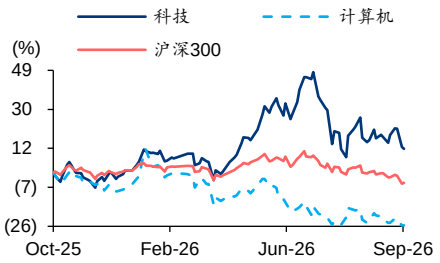
科技	增持（维持）
计算机	增持（维持）

郭雅丽　研究员
SAC No. S0570515060003　guoyali@htsc.com
SFC No. BQB164　+(86) 21 3847 6016

袁泽世*，PhD　研究员
SAC No. S0570524090001　yuanzeshi@htsc.com
+(86) 21 2897 2228

徐诚伟　联系人
SAC No. S0570125070089　xuchengwei@htsc.com
SFC No. BXO453　+(86) 21 2897 2228

行业走势图



资料来源：Wind，华泰研究

下载日志已记录，仅供内部参考

正文目录

RSI 进入可度量阶段：AI 开始承担自我改进流程 3

RSI 的核心特征：改进结果进入下一轮研发 4

五级 Autonomy 框架：AI 逐步接管改进策略与经验获取 4

AI 研发自动化影响真实研发，各环节自动化率提升 5

当前产业实践处于有限递归阶段：集中在可量化环节，延伸至 AI4S 领域 6

模型厂商 RSI 路径：研发自动化与系统自进化并行 8

Anthropic：以任务自治指数衡量 AI 主导研发的进度 8

OpenAI：自动化 AI 研究员，模型自改进能力和真实研发参与度同步提高 9

Google：算法搜索与探索策略进入自改进闭环 10

Meta：基于持久记忆的 Agent 自我改进 11

智谱：模型开始参与优化自身推理基础设施 12

MiniMax：M2.7 开始自主迭代 Research Harness 13

SSI：泛化、样本效率与持续学习构成另一条 RSI 路线 14

RSI 未来演进的约束：验证、长时程、继承与研究判断 15

验证器决定 RSI 上限，可验证任务进展更快 15

长时程任务的自主性仍受状态管理和人工接管限制 15

跨任务和跨代继承决定 RSI 能否持续积累 16

研究判断成为下一阶段研发自动化瓶颈 17

投资意义：模型迭代加速，算力、CPU 与安全需求有望提升 18

RSI 提升模型研发效率，领先基模厂商有望受益 18

AI 研发自动化有望进一步扩大研发算力需求 18

RSI 推动研发 Agent 规模扩张，CPU 需求有望随交互量提升 18

RSI 的拓展受到安全性约束，建议关注安全与可观测性环节 19

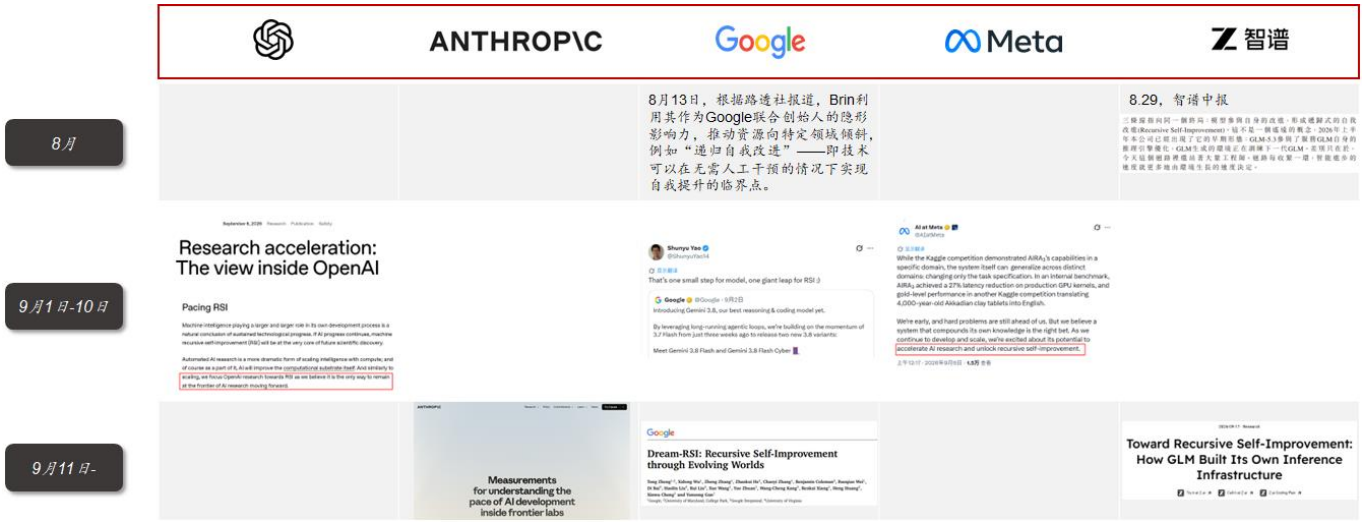
风险提示 20

下载日志已记录，仅供内部参考

RSI 进入可度量阶段：AI 开始承担自我改进流程

26 年 8 月以来，RSI 公开讨论明显升温，厂商开始披露 RSI 在真实研发活动和生产系统的应用。8 月 12 日，Reuters 报道，Google 联合创始人 Sergey Brin 推动资源向 RSI 等方向倾斜，以加快 Gemini 研发；9 月 2 日 Gemini 3.8 Flash 发布后，Google DeepMind 研究员 Shunyu Yao 在 X 上称其为“one giant leap for RSI"。 9 月 5 日，Meta 官方披露 AIRA$_3$，并表示其长期运行 Agent 有望通过持续积累研究结果推动 RSI。9 月 6 日，OpenAI 公布内部 AI 研发自动化数据，展示内部 RSI 进程，首席科学家 Jakub Pachocki 同期在"An Alien Mind"中专门讨论 Pacing RSI，将 RSI 列为研究重点；9 月 17 日，Anthropic 发布 "Measurements for understanding the pace of AI development inside frontier labs"，披露 AI 研发任务的自动化程度；同日，智谱以“Toward Recursive Self-Improvement"为题披露 Infra Agent 参与 GLM-5.3-Flash 推理基础设施优化。**我们认为，近期头部模型厂商密集披露 RSI 相关进展，体现出 RSI 在下一代模型竞争中的重要性正在提升，相关实践开始进入模型研发、算法搜索和基础设施优化等环节。**

图表1：26 年 8 月以来 RSI 主要催化



资料来源：Reuters，Google/OpenAI/Anthropic/Meta/智谱官网，X.com，华泰研究

RSI 对研发的影响开始可量化。根据 Anthropic 在 2026 年 6 月发布的"When AI builds itself"，在固定目标的模型训练代码优化任务中，Claude Opus 4 将代码运行速度提升至初始版本约 3 倍，Mythos Preview 进一步提升至约 52 倍；作为对照，熟练人类研究员通常需要 4–8 小时将同一任务优化至约 4 倍。根据 OpenAI 在 2026 年 9 月发布的"Research acceleration: The view inside OpenAI"，截至 8 月中旬，研究组织中 Agent 的日均运行时长已相当于人类研究人员工作时长的 3.1 倍。工程环节同样开始体现效率改善，根据 Google DeepMind 在 2025 年 5 月发布的"AlphaEvolve: A Gemini-powered coding agent for designing advanced algorithms"，AlphaEvolve 将 Gemini 架构中的关键 Kernel 运行速度提高 23%；根据智谱在 2026 年 9 月发布的"Toward Recursive Self-Improvement: How GLM Built Its Own Inference Infrastructure"，Infra Agent 将 GLM-5.3-Flash 端到端 Serving 吞吐提高至初始基线的约 3 倍；根据 MiniMax 在 2026 年 3 月发布的"MiniMax M2.7: Early Echoes of Self-Evolution"，Research Agent Harness 可承担 RL 团队约 30%-50%的工作量。我们认为，RSI 带来的效率改善已经可以在代码优化、研发工作量和基础设施性能等环节量化。

下载日志已记录，仅供内部参考

图表2：RSI 进入可度量阶段：相关量化数据情况

	应用环节	指标含义	量化结果
ANTHROP\C	模型训练代码优化	模型在部分代码优化任务中超过熟练人类研究员	在固定目标的模型训练代码优化任务中，Claude Opus 4将代码运行速度提升至初始版本约3倍（25.5），Mythos Preview进一步提升至约52倍（26.4）；熟练人类研究员通常需要4–8小时将同一任务优化至约4倍。
ANTHROP\C	自动化研究实验	Agent能够承担模型性能提升等研究工作	9个Claude研究Agent累计运行约800小时后，恢复弱模型与强模型之间97%的性能差距(26.4)；两名人类研究者用一周时间恢复约23%
	真实AI研发	研究人员调度的机器研发工作量超过其自身工作时间	截至8月中旬，研究组织中Agent的日均运行时长已相当于人类研究人员工作时长的3.1倍(26.8)
	实验吞吐	Agent并行推动实验数量增加	每位活跃实验人员同期运行的实验数量达到2025年1月开始统计以来最高水平(26.8)
Google	Kernel优化	AI实现局部算法优化降低大模型实际训练时间	Gemini架构中的一个关键Kernel运行速度提高23%(25.5)，对应Gemini整体训练时间缩短约1%
智谱	推理基础设施优化	Agent持续优化真实生产系统	GLM-5.3-Flash经Infra Agent持续优化后，端到端Serving吞吐提高至初始基线的约3倍(26.9)
MINIMAX	RL研发	AI直接承担部分真实RL研发工作	Research Agent Harness可承担RL团队约30%-50%的工作量(26.3)

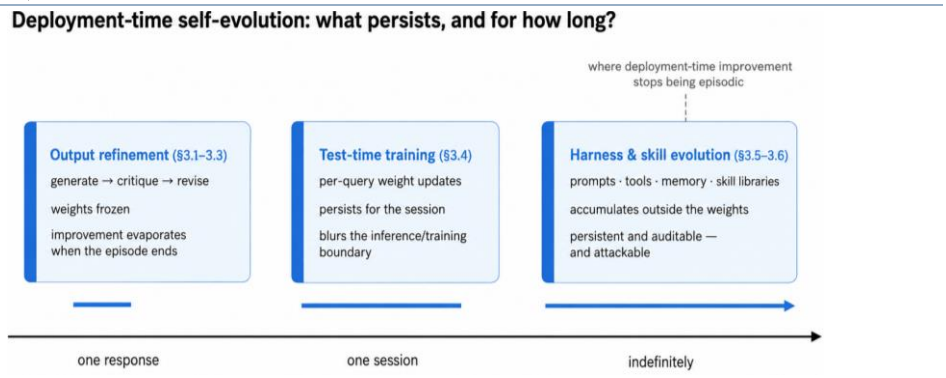
资料来源：Anthropic/OpenAI/Google/Meta/智谱/MiniMax 官网，华泰研究

RSI 的核心特征：改进结果进入下一轮研发

RSI 的全称是 Recursive Self-Improvement，分开来看重点在于递归和改进。

- **改进：需要能形成持久的影响。**单个任务的自我迭代、代码修复或训练数据生成可以提高单次任务表现，但只有当改进思路被直接写入模型参数、记忆、Harness 或其他基础设施，并影响继任系统的后续行为时，系统才具备跨轮积累能力。
- **递归性要求系统进一步参与改进过程。**较完整的闭环不仅包括生成候选修改，还要能够获取经验、评估修改效果、保留有效结果，并让更新后的系统继续参与下一轮改进。如果搜索策略、评价机制或 Harness 始终由人工预先设定，系统主要是在既定框架内提高任务自动化率；当系统能够根据历史结果调整这些机制，并用新的机制继续推动后续优化时，才开始体现递归式自我改进。

图表3：模型部署后的自我演化情况



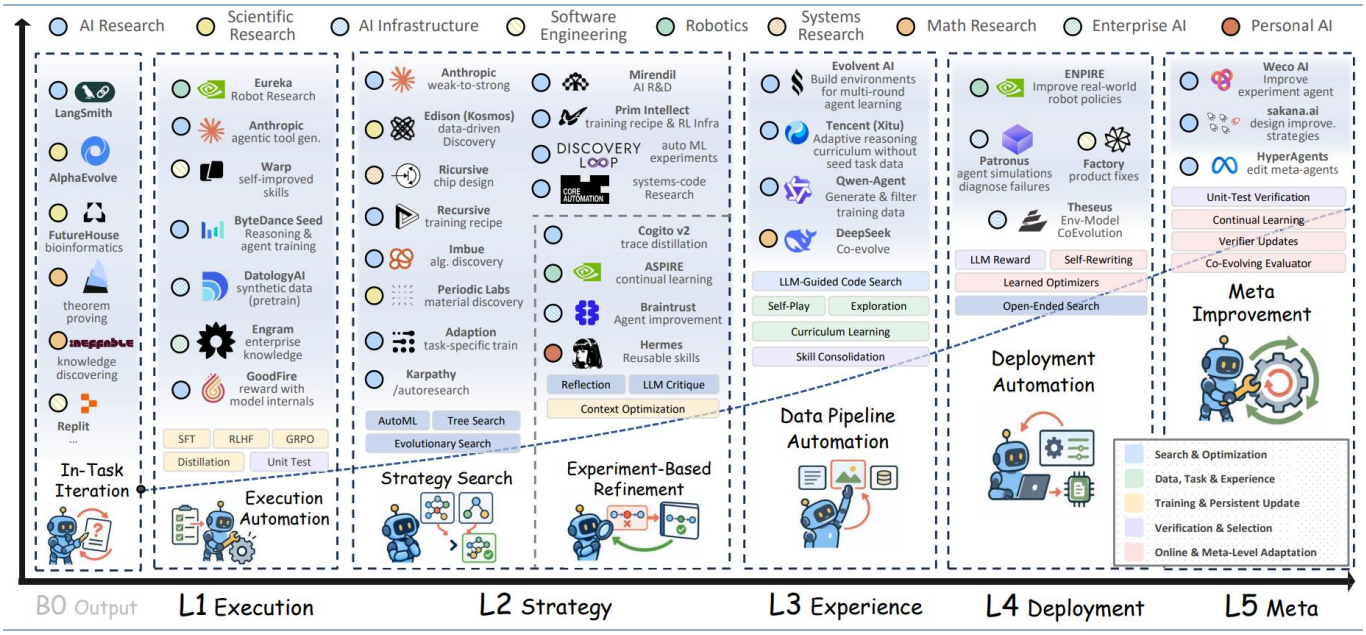
资料来源：Mingguang Chen 等人,2026 年 7 月,Recursive Self-Improvement in AI: From Bounded Self-Refinement to Autonomous Research Loops,华泰研究

五级 Autonomy 框架：AI 逐步接管改进策略与经验获取

Yi Duan 等人在 2026 年 9 月发布的"The Last AI Built by Humans"中，用 L1-L5 描述 AI 在自我改进流程中的自治程度。L1 主要按照人类预设流程执行任务；L2 可以选择改进策略；L3 进一步决定需要获取哪些经验和实验数据；L4 能够在部署过程中根据环境持续调整自身状态，并保留相关经验；L5 则开始修改产生后续改进的方法，包括候选如何生成、搜索如何进行、结果如何评价。层级提高后，人类更多负责目标、预算和安全边界，具体研发过程逐步交给 AI。我们认为目前公开案例主要落在 L2-L4，预计下一阶段的增量将更多集中在经验获取自动化，以及 Harness、Memory 和搜索策略的跨任务持续更新。

下载日志已记录，仅供内部参考

图表4：AI 自我改进的五种级别

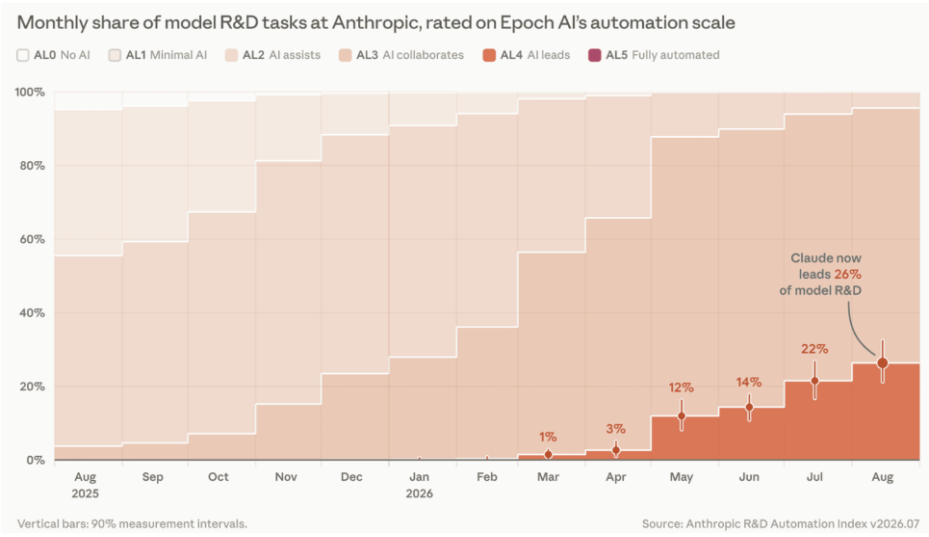


资料来源：Yi Duan 等人在 2026 年 9 月发布的"The Last AI Built by Humans: Toward Genuine Recursive Self-Improvement"，华泰研究

AI 研发自动化影响真实研发，各环节自动化率提升

AI 研发自动化已经开始影响真实研发。Anthropic 在 2026 年 9 月发布的研究博客"Measurements for understanding the pace of AI development inside frontier labs"中披露，截至 2026 年 8 月，Claude 在 26%的 AI 研发工作中达到 AI 主导，超过 90%的工作达到 AI 协作或更高；OpenAI 在 2026 年 9 月发布的研究博客"Research acceleration: The view inside OpenAI"中披露，截至 8 月中旬，研究组织中 Agent 的日均运行时长已相当于人类研究人员工作时长的 3.1 倍。Anthropic 和 OpenAI 披露的数据，分别从工作分配和工作量上体现出 AI 研发自动化正在深入真实研发任务。

图表5：26%的 AI 研发任务由 Claude 主导

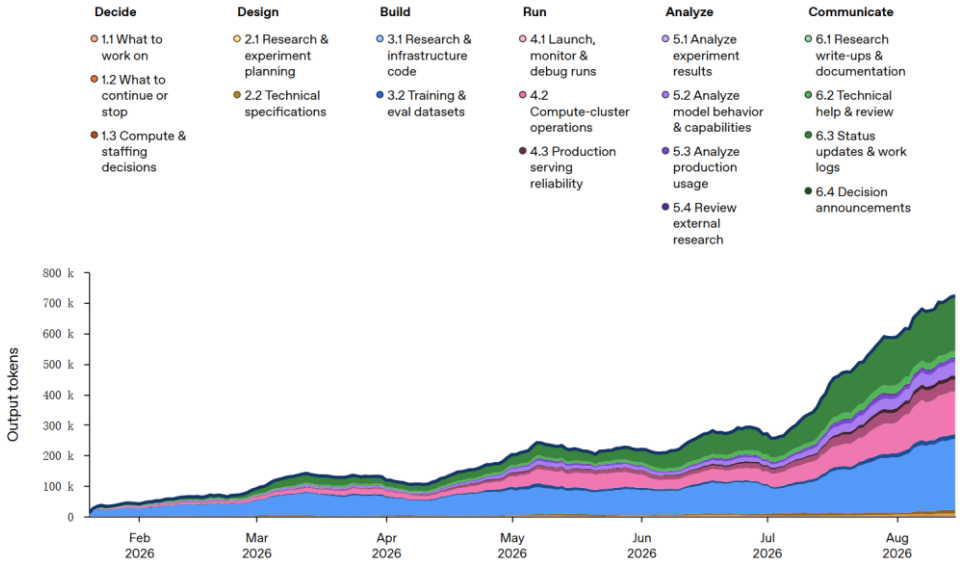


资料来源：Anthropic 在 2026 年 9 月发布的研究博客"Measurements for understanding the pace of AI development inside frontier labs"，华泰研究

自动化程度较高的环节集中在 Build、Run 和 Analyze 等执行环节，但从整体看各环节自动化程度都在逐步提升。OpenAI 在 2026 年 9 月发布的研究博客"Research acceleration: The view inside OpenAI"中展示了不同研发环节的 Agent 输出 Token 情况。当前 Agent 更多参与 Build、Run 和 Analyze 等执行环节，Decide 和 Design 等高层任务的使用相对较少，但 2026 年以来，各类研发活动中的 Agent 使用均有所增加。

下载日志已记录，仅供内部参考

图表6：自动化程度较高的环节集中在 Build、Run 和 Analyze



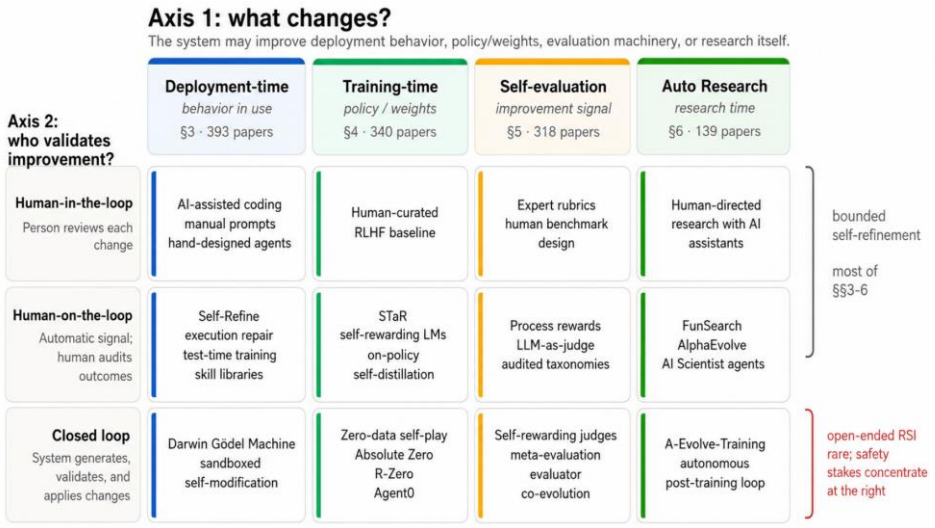
资料来源：OpenAI 在 2026 年 9 月发布的研究博客"Research acceleration: The view inside OpenAI"，华泰研究

当前产业实践处于有限递归阶段：集中在可量化环节，延伸至 AI4S 领域

当前进展最快的 RSI 任务主要集中在结果容易量化的环节。代码可以通过测试和编译结果判断，Kernel 能够直接比较时延和吞吐，数学证明可以接入形式化验证，推理基础设施也有明确的性能指标。Google DeepMind 在 2025 年 5 月发布的博客"AlphaEvolve: A Gemini-powered coding agent for designing advanced algorithms"、智谱和 MiniMax 的公开案例都已经覆盖修改、实验和结果评价，并能够根据反馈持续迭代。我们认为，这类任务已经具备较完整的局部闭环，也是当前 RSI 最先落地的场景。

目前的公开实验主要集中在算法、搜索策略、Harness 和 Infra 等局部对象，距离完整的跨代际自我改进还有明显差距。Anthropic 弱监督研究实验中，Agent 恢复了 97%的性能差距，但实验问题和 Rubric 均由人类预先设定；Google DeepMind 的"AlphaEvolve"聚焦算法搜索，Tong Zheng 等人在 2026 年 9 月发布的"Dream-RSI: Recursive Self-Improvement through Evolving Worlds"进一步优化探索策略，智谱和 MiniMax 则分别改进推理 Infra 和 Research Harness。我们认为，当前 RSI 已经能够让部分改进结果进入下一轮任务，但能否进一步跨任务复用，并延续到后续模型或研发系统，将决定其递归程度能否继续提高。

图表7：当前多数 RSI 实践仍处于有限递归阶段

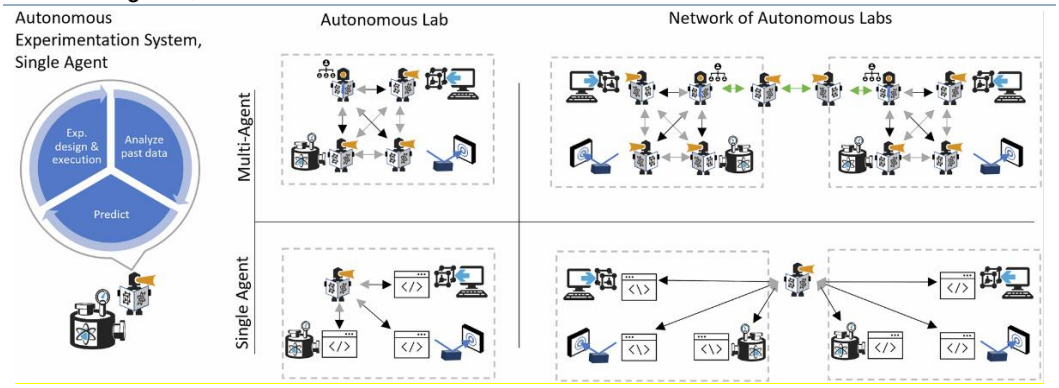


资料来源：Mingguang Chen 等人在 2026 年 7 月发布的"Recursive Self-Improvement in AI: From Bounded Self-Refinement to Autonomous Research Loops"，华泰研究

下载日志已记录，仅供内部参考

AI4S 领域已经开始出现具备 RSI 特征的研发闭环，生命科学、芯片设计是潜在落地方向。Kusne 和 McDannald 在 2026 年 7 月发布的"Managing autonomous materials labs with multi-agent AI and its implications for the science of science"中提出，单 Agent 或多 Agent 可以管理材料实验室，并根据实验反馈持续选择下一步实验。Danaher 在 2026 年 10 月 7 日宣布计划建设公司首个 AI 自主实验室，由 AI 设计抗体等亲和试剂，机器人完成样品构建和测试，再将每次实验结果反馈给模型，用于下一轮候选设计。公司计划于 2027 年初实现规模化运行，目标将亲和试剂发现速度最高提升 8 倍，年试剂生成量由数十个提高至数百个，对应最高约 10 倍的产出提升。芯片设计领域，AlphaEvolve 也已经参与下一代 TPU 电路、数据中心调度等实际工程优化。我们认为生命科学和芯片设计已经开始出现具备 RSI 特征的研发闭环，AI4S 有望成为 RSI 相关机制在实体科研中的重要应用场景。

图表8：AI Agent 持续驱动实验



资料来源：Kusne 等人 2026 年 7 月发布的“Managing autonomous materials labs with multi-agent AI and its implications for the science of science"，华泰研究

实体科研中的递归速度目前受到现实实验反馈的约束，成熟度整体低于代码、Kernel 等纯数字任务。Geoffrey Hinton 等人在 2026 年 9 月发布的"What if automating AI R&D triggers an intelligence explosion?"中指出，AI 研发中的 Agent 可以快速测试改动、观察结果，并识别哪些改动能够加速自身进步；生物学等领域则更多依赖更慢、噪声更大或成本更高的现实世界反馈。实体科研还需要经过样品制备、实验执行和结果表征等物理环节，单轮反馈周期更长，部分实验也难以大规模并行。我们认为，生命科学和材料等领域目前更接近有限递归下的自动化研发闭环，物理实验周期、反馈质量和实验资源将在当前阶段共同限制自我改进速度。

下载日志已记录，仅供内部参考

模型厂商 RSI 路径：研发自动化与系统自进化并行

我们认为，头部模型厂商的 RSI 实践已经形成较为明显的分化。Anthropic 和 OpenAI 主要推进真实 AI 研发任务自动化，重点提高代码、实验和研究工作流中的 Agent 参与度；Google 重点发展可验证搜索及搜索策略自改进；Meta 同时推进自修改机制与 AI 研究智能体；智谱将 AI 用于国产推理基础设施建设；MiniMax 把 Research Harness 纳入改进对象；SSI 更偏向泛化、样本效率与持续学习等底层学习机制。不同厂商的切入点与自身研发资产和工程场景有关，已披露的工程实践大多优先选择反馈清晰、结果可验证的环节。

当前部分系统已经能够在完成修改后，根据测试结果、性能指标或内部 Eval 决定是否保留，并将有效改进继续用于后续任务。在已披露案例中，目标设定、评价器设计和关键研究决策大多仍由人类负责。**我们判断，后续更值得关注的是改进结果能否跨任务复用，以及这种复用能否持续降低人工投入、实验成本和搜索开销。**

图表9：主要厂商 RSI 路径

厂商	改进对象	反馈信号	继承载体	人工环节	披露指标
Anthropic / OpenAI	真实 AI 研发任务	测试、实验结果与人工判断	代码与实验结果，跨轮继承机制披露有限	目标、优先级及关键研发决策	Anthropic：AL4 占比 26%；OpenAI：3.1 Agent 工作日/人类工作日
Google	算法、Kernel、调度	正确性、性能与可执行评价器	候选代码与搜索策略	任务定义、评价器与生产部署	Borg 算力回收 0.7%；Gemini 训练时间减少约 1%
Meta	Agent 改进机制及模型研发	性能评测与外部竞赛结果	持久记忆及共享研究结果	任务设定与评价边界	AIRA$_3$在约 4000 支队伍中排名第 8 并获金牌
智谱	国产推理基础设施	正确性与系统性能反馈	系统代码与 Optimization Skeleton	目标与系统边界、关键变更评审	端到端吞吐约 3×
MiniMax	Research Agent Harness	内部评测与运行反馈	Harness、Skill 与 Memory	研究方向与关键决策	内部评测+30%；MLE 奖牌率 66.6%
SSI	底层学习机制				

资料来源：Anthropic/OpenAI/Google/Meta/智谱/MiniMax 官网、Ilya Sutskever 在 2025 年 11 月 25 日接受 Dwarkesh Patel 访谈"We're moving from the age of scaling to the age of research"，华泰研究

Anthropic：以任务自治指数衡量 AI 主导研发的进度

Anthropic 将 RSI 的进展重点放在 AI 能否承担越来越完整的 AI 研发流程，并最终在较少人类参与的情况下开发后续模型。Anthropic 在 2026 年 6 月发布的研究博客"When AI builds itself"中，将完整 RSI 对应到 AI 能够自主设计并开发自己的继任者；到 2026 年 9 月发布"Measurements for understanding the pace of AI development inside frontier labs"时，公司进一步用 R&D Automation Index 衡量 Claude 在真实 AI 研发任务中的自主程度，并划分 AL0-AL5 六个等级，其中 AL4 代表 AI 可以根据高层指令完成大部分端到端任务，AL5 对应完全无人参与。我们认为，相比代码生成比例，这一指标更直接反映 AI 在真实研发流程中的自主程度，也更接近 Anthropic 对 RSI 进展的衡量口径。

图表10：AI 自动化程度评价量表

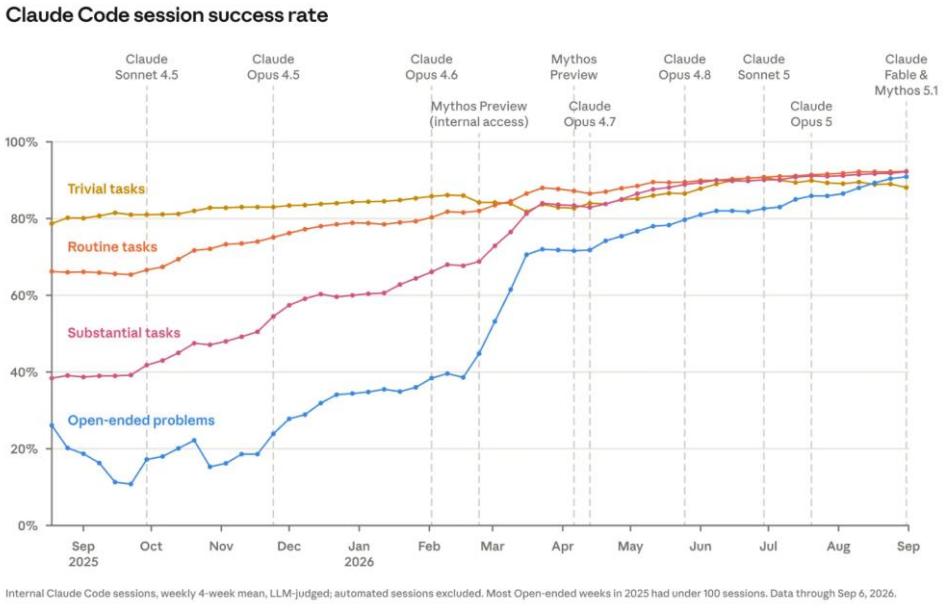
评级	AI 自动化程度
0	未使用 AI，AI 没有带来任何帮助
1	辅助作用很有限，偶尔用于信息检索、头脑风暴或润色文稿，但不会改变工作的完成方式，也不会改变实际执行主体
2	AI 参与部分任务，并带来较明显的效率提升或质量改善；人类仍主导整体任务，并审核全部结果
3	AI 与人类协作完成任务，AI 在人工指导下承担较大部分工作；人类负责关键决策，并整合各部分结果
4	AI 主导任务执行，可根据高层级要求完成大部分端到端工作；人类负责监督、纠偏并审批最终结果
5	AI 自主完成端到端任务，仅需很少或完全不需要人工参与

资料来源：Anthropic 在 2026 年 9 月发布的研究博客"Measurements for understanding the pace of AI development inside frontier labs"，EpochAI，华泰研究

下载日志已记录，仅供内部参考

Claude 在 RSI 相关能力上的进步主要体现在实验执行效率和局部研究判断两个环节。Anthropic 在 2026 年 4 月发布的 Alignment Science Blog"Automated Weak-to-Strong Researcher"显示，9 个 Claude 研究 Agent 能够自主提出假设、设计实验、训练模型并共享结果，在约 800 小时累计研究时间内弥补 97%的性能差距，而两名人类研究者一周恢复约 23%。我们认为，Claude 已经具备较强的实验执行能力。根据 Anthropic 在 2026 年 6 月发布的"When AI builds itself"，在固定目标的模型训练代码优化任务中，Claude Opus 4 于 2025 年 5 月平均实现约 3 倍加速，到 2026 年 4 月内部模型 Mythos Preview 提高至约 52 倍，同一任务中熟练人类研究员用 4-8 小时通常达到约 4 倍。与此同时，Claude Code 在不同难度任务中的 Session Success Rate 持续提升，表明模型处理更复杂研发任务的能力在持续提高。

图表11：Claude Code 不同任务难度的 Session Success Rate



资料来源：Anthropic 在 2026 年 6 月发布的研究博客"When AI builds itself"（9 月更新上图），华泰研究

RSI 能力已经开始反映在 Anthropic 真实模型研发中的任务分工上。根据 Anthropic 在 2026 年 9 月发布的"Measurements for understanding the pace of AI development inside frontier labs"，达到 AI 主导的研发任务占比由 2026 年 2 月不足 1%提高至 8 月的 26%，AI 协作及以上占比超过 90%，但尚无任何被统计的研发任务达到完全自主。Anthropic 同时开始跟踪研发 Agent 的监控覆盖、审查延迟和异常升级等指标。我们判断，Anthropic 目前的 RSI 进展已经覆盖确定目标下的实验执行、局部实验设计和部分研究判断，真实研发中的 AI 主导任务占比也在快速提高。

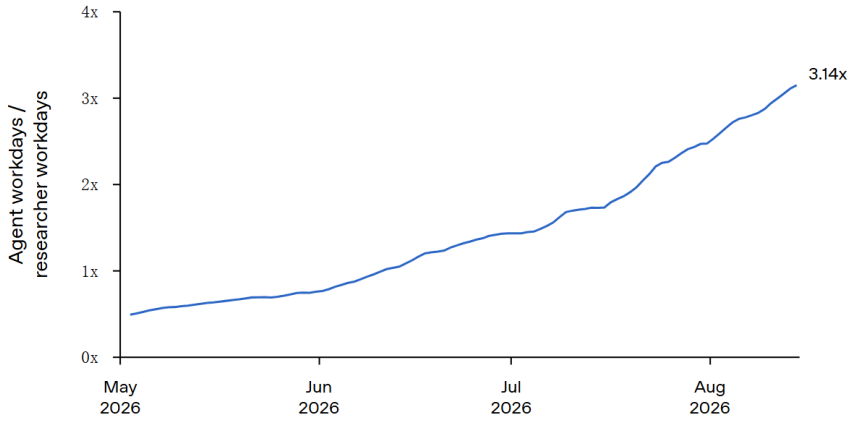
OpenAI：自动化 AI 研究员，模型自改进能力和真实研发参与度同步提高

OpenAI 将 RSI 进展重点放在自动化 AI 研究员能力上。OpenAI 在 2026 年 9 月发布的研究博客"Research acceleration: The view inside OpenAI"中表示，其目标是构建在人工监督下推进深度学习与对齐研究的自动化 AI 研究员，并通过持续迭代提高后续模型能力；公司已经实现此前设定的自动研究实习生目标，即 AI 能够在人类指导下独立完成原本需要熟练研究员数天的明确研究任务，并计划在 2028 年 3 月前进一步形成更完整的自动化 AI 研究员。OpenAI 首席科学家 Jakub Pachocki 在 2026 年 9 月发布的博客"An Alien Mind"中进一步提出，机器智能将在自身研发过程中承担越来越大的作用，并将其视为 RSI 的重要方向。我们认为，OpenAI 对 RSI 进展的衡量重点是 AI 能否在人工监督下独立完成完整的真实研究任务，并提高后续研发效率。

下载日志已记录，仅供内部参考

模型能力提升已经开始转化为真实研发中的 Agent 工作量和实验吞吐。根据 OpenAI 在 2026 年 9 月发布的"Research acceleration: The view inside OpenAI"，2026 年 6 月以前，研究组织的 Agent 总运行时间低于人类研究人员的总工作时间；到 8 月中旬，研究组织中 Agent 的日均运行时长已相当于人类研究人员工作时长的 3.1 倍。同时，每位活跃实验人员的实验数量在 2026 年 8 月达到 2025 年 1 月开始统计以来最高水平。我们认为，Agent 开始承担更多研发工作后，单个研究员能够并行管理的机器工作量和实验数量均在提高。

图表12： OpenAI 每个真人工作时长对应的 Agent 工作时长



资料来源：OpenAI 在 2026 年 9 月发布的"Research acceleration: The view inside OpenAI"，华泰研究

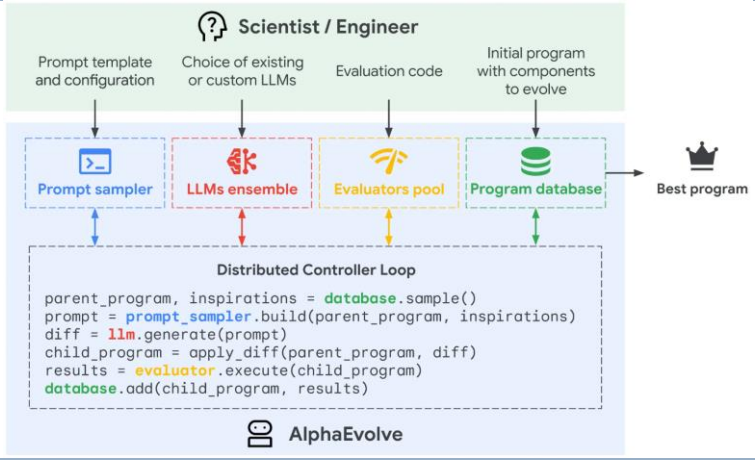
OpenAI 的研发自动化在过去几个月进一步深入到实验模型训练和底层系统优化。据 The Information 在 2026 年 9 月 21 日的报道，OpenAI 研究人员表示，AI 已经基本实现新实验模型训练流程的自动化，内部模型也已能够编写模型在 GPU 上训练和运行所需的 Kernel 及其优化代码；工程师只需提供一个目标优化示例，模型即可连续运行数周完成相关优化。报道同时提到，多个 Agent 已经可以在没有人类介入的情况下协作解决问题。随着服务器资源增加，OpenAI 过去因算力不足而难以及时验证的部分模型改进方法开始加快落地。我们认为，这一变化意味着 OpenAI 的 RSI 进展同时受到模型能力提升和实验算力扩张推动，AI 在训练、Kernel 优化和多 Agent 协作中的参与度继续提高。

Google：算法搜索与探索策略进入自改进闭环

基于 Google 的论文，我们注意到 Google 的 RSI 路径存在差异化，Google 以可验证搜索为起点，通过搜索最优路径进行优化。Google DeepMind 在 2025 年 5 月发布的博客"AlphaEvolve: A Gemini-powered coding agent for designing advanced algorithms"中，介绍了由 Gemini 生成候选程序、自动评价器打分、进化算法持续筛选的算法搜索框架，其中 Gemini 架构中的关键 Kernel 加速 23%，对应训练时间下降约 1%。Google DeepMind 在 2026 年 5 月发布的博客"AlphaEvolve: How our Gemini-powered coding agent is scaling impact across fields"中进一步披露，AlphaEvolve 已成为 Google 基础设施中的常用优化工具，并参与下一代 TPU 电路、缓存策略和 Spanner 等系统优化。

下载日志已记录，仅供内部参考

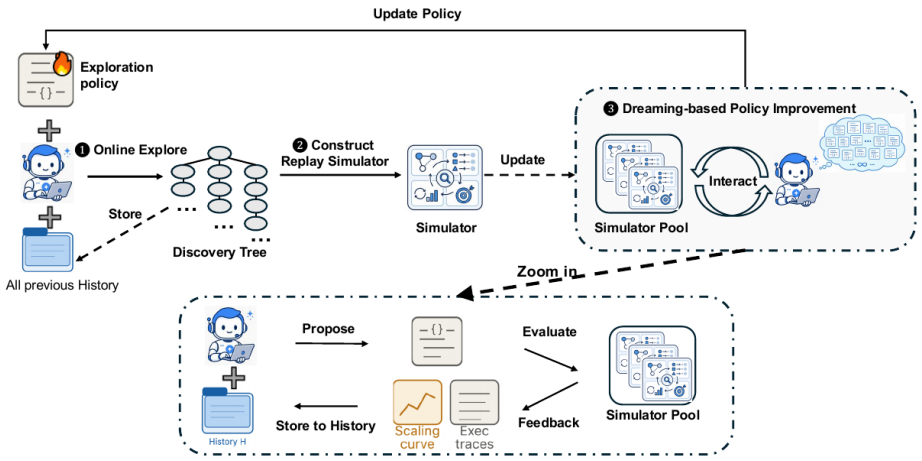
图表13：AlphaEvolve 的候选生成、自动评价与进化搜索架构



资料来源：Google DeepMind 在 2025 年 5 月发布的博客"AlphaEvolve: A Gemini-powered coding agent for designing advanced algorithms"，华泰研究

Google 的近期进展是搜索策略本身开始成为改进对象，使历史探索经验能够影响下一轮搜索方式。Tong Zheng 等人在 2026 年 9 月发布的"Dream-RSI: Recursive Self-Improvement through Evolving Worlds"中，让 Coding Agent 构建 Discovery Tree，再将历史探索轨迹转化为 Replay Simulator，由 Policy Development Agent 测试新的探索策略并部署表现更好的策略；实验中，GPU Kernel 任务在达到相同性能时，所需 Generation 最多降至基线的约 1/2.43；在相同预算下，性能最高达到基线的约 2.09 倍；部分算法任务的 Agent 调用次数最低降至对比方法的约 1/162。我们认为，Google 当前相关实践已经同时覆盖自动搜索优解和利用历史轨迹改进后续搜索策略，使搜索效率能够跨轮积累，实现持续迭代。

图表14：Dream-RSI 在线探索、回放模拟与策略改进闭环



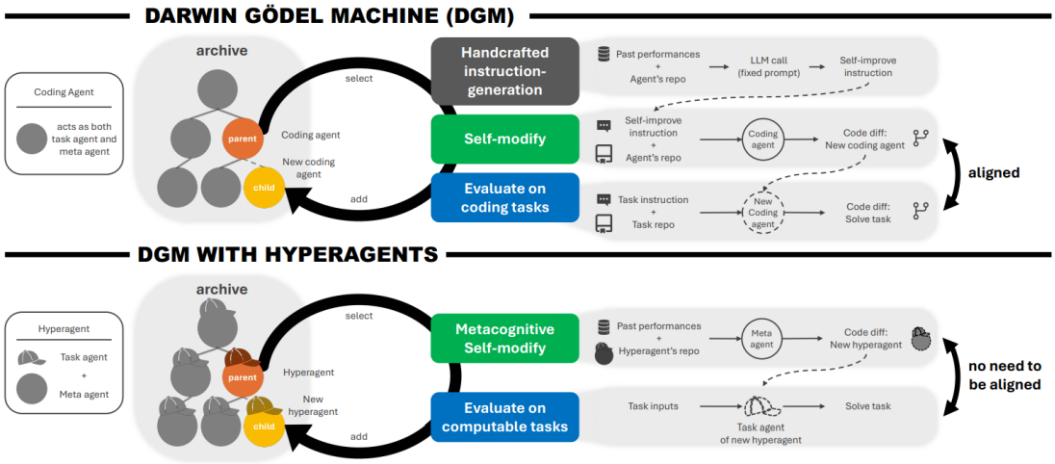
资料来源：Tong Zheng 等人在 2026 年 9 月发布的"Dream-RSI: Recursive Self-Improvement through Evolving Worlds"，华泰研究

Meta：基于持久记忆的 Agent 自我改进

Meta 的 RSI 路径强调 AI 直接参与自身研发，并进一步优化改进方法。Jenny Zhang 等人在 2026 年 3 月发布的"HyperAgents"中，将任务 Agent 与 Meta Agent 整合进同一个可编辑程序，使 Meta Agent 能够同时修改任务 Agent 和自身的改进流程，并通过持久记忆和性能追踪积累跨任务经验。2026 年 9 月 5 日，Meta 官方 AI at Meta 账号进一步披露 $AIRA_3$：系统由多个长期运行的研究 Agent 组成，在独立环境中并行实验，并通过共享论坛和文件系统交换发现，使后续 Agent 能够直接利用此前积累的结果。$AIRA_3$在 NVIDIA 举办的 Nemotron 模型微调竞赛中，在约 4000 支队伍中位列第 8 名并获得金牌；Meta 官方在同一篇文章中表示，这一结果是 $AIRA_3$能够以接近人类专家水平改进 AI 模型特定能力的可靠信号，并认为持续积累自身知识的系统有望进一步加速 AI 研究并推动 RSI。

下载日志已记录，仅供内部参考

图表15： HyperAgents 论文使用 Meta Agent 同时修改任务 Agent 和自身的改进流程

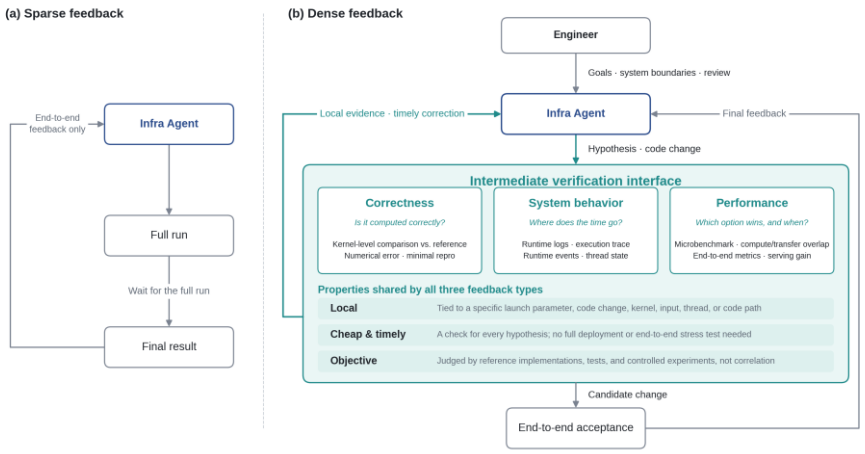


资料来源：Jenny Zhang 等人在 2026 年 3 月发布的"HyperAgents"，华泰研究

智谱：模型开始参与优化自身推理基础设施

智谱通过 Dense Feedback 架构把推理基础设施优化做成可持续迭代的 Agent 闭环。根据智谱在 2026 年 9 月发布的博客"Toward Recursive Self-Improvement: How GLM Built Its Own Inference Infrastructure"，GLM-5.3 驱动的 Infra Agent 覆盖 Kernel、并行、量化、Cache 和服务架构等环节，并把正确性测试、运行日志、执行轨迹、Microbenchmark 和端到端性能持续反馈给 Agent，用于定位瓶颈、提出修改并验证结果。验证有效的优化方法进一步被抽象为 Optimization Skeleton，记录适用条件、变换方式、资源约束和验证结果，再沉淀进入 Skeleton Library 供后续任务复用。

图表16： 智谱 Infra Agent 的密集反馈架构

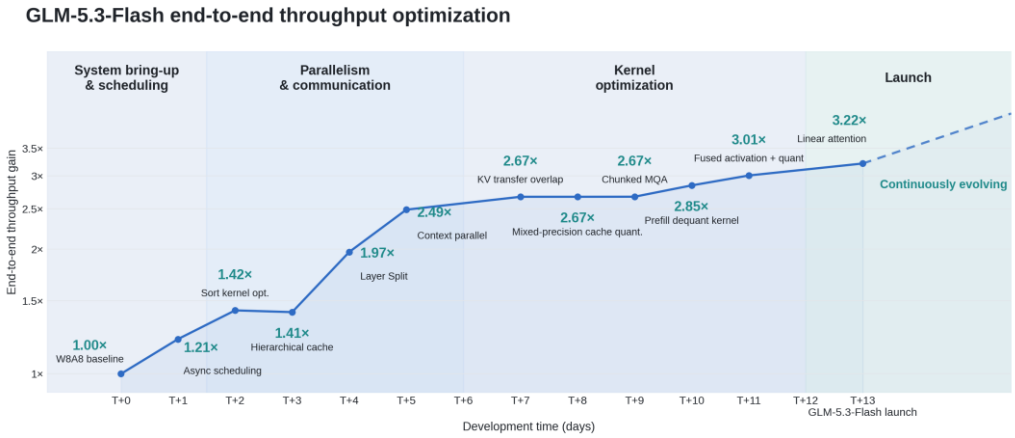


资料来源：智谱在 2026 年 9 月发布的博客"Toward Recursive Self-Improvement: How GLM Built Its Own Inference Infrastructure"，华泰研究

这一闭环已经体现在 GLM-5.3-Flash 端到端吞吐的持续提升上。根据同一篇博客，GLM-5.3-Flash 从初始适配到生产可用不足两周，经过 Infra Agent 持续优化后，端到端 Serving 性能较初始基线提升约 3 倍，并部署在超过 10 万颗国产 AI 加速器上。相比单点 Kernel 优化，端到端曲线同时反映了并行策略、量化、Cache 和服务架构等多个环节的累积改进。我们认为，智谱模型已经开始修改自身运行所依赖的基础设施，并把验证后的优化经验继续用于后续部署和迭代。

下载日志已记录，仅供内部参考

图表17：GLM-5.3-Flash 端到端吞吐优化曲线

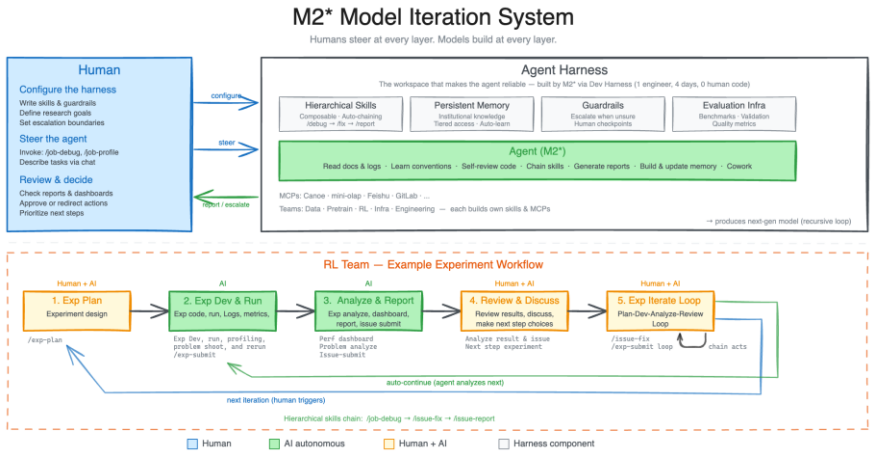


资料来源：智谱在 2026 年 9 月发布的博客"Toward Recursive Self-Improvement: How GLM Built Its Own Inference Infrastructure"，华泰研究

MiniMax：M2.7 开始自主迭代 Research Harness

MiniMax 模型直接改进承载自身研发任务的 Research Harness。根据 MiniMax 在 2026 年 3 月发布的博客"MiniMax M2.7: Early Echoes of Self-Evolution"，M2.7 构建并持续使用连接数据流水线、训练环境、基础设施、跨团队协作和持久记忆的 Research Agent Harness，可承担 RL 团队约 30%-50%的工作；在自改进实验中，M2.7 在内部 Scaffold 上完全自主运行超过 100 轮，连续执行失败轨迹分析、修改 Scaffold、运行评测以及保留或回滚修改，最终内部评测提升约 30%。此外，M2.7 在 22 个 MLE Bench Lite 任务上连续运行 24 小时，通过短期记忆、自我反馈和策略调整，三次实验平均 Medal Rate 达到 66.6%。我们认为这类实践已经形成较清晰的递归关系：模型修改自己的工作框架，改进后的框架继续承载模型完成下一轮研发任务。

图表18：MiniMax M2 模型迭代系统架构



资料来源：MiniMax 在 2026 年 3 月发布的博客"MiniMax M2.7: Early Echoes of Self-Evolution"，华泰研究

下载日志已记录，仅供内部参考

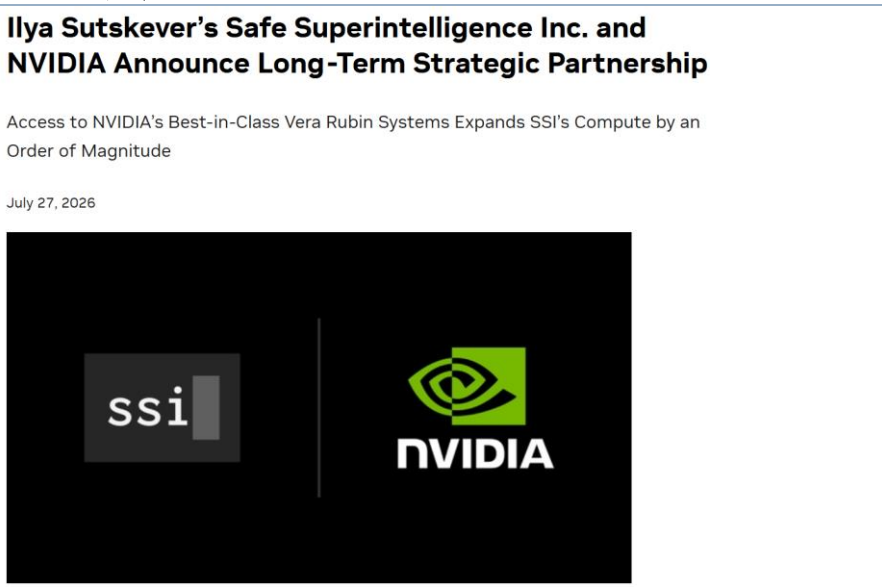
SSI：泛化、样本效率与持续学习构成另一条 RSI 路线

虽然目前 Ilya 的 SSI 尚未公开研究成果，考虑到创始人 Ilya 的履历（OpenAI 联合创始人及前首席科学家）以及近期 SSI 与 NVIDIA 的合作，我们认为 SSI 在 RSI 路径的探索值得关注。

SSI 的技术路线重点在于提高模型的泛化能力、样本效率和持续学习能力，使模型能够通过有限经验持续获得新的能力。Ilya Sutskever 在 2025 年 11 月 25 日接受 Dwarkesh Patel 访谈"We’re moving from the age of scaling to the age of research"时指出，当前模型最根本的问题之一是泛化能力明显弱于人类。效用函数可以在最终任务完成前判断中间轨迹的好坏；持续学习则进一步要求模型把部署过程中的经验持续转化为新的能力，而不是在训练结束后保持能力固定。我们认为，模型的自我改进，最终需要改进模型的参数，从而使得学习经验在模型本身层面得以保存，这类机制与 RSI 所需的长期学习和经验继承直接相关。

SSI 近期已经进入研究 Scaling 阶段。根据 NVIDIA 在 2026 年 7 月 27 日发布的公告"Ilya Sutskever’s Safe Superintelligence Inc. and NVIDIA Announce Long-Term Strategic Partnership"，双方达成长期战略合作，NVIDIA 同时投资 SSI，并向其提供下一代 Vera Rubin 平台，使 SSI 可用算力提高一个数量级；双方还将围绕 NVIDIA 当前及未来计算平台进行技术合作。Ilya Sutskever 在公告中表示，SSI 已经拥有“值得 Scaling up 的研究"，更大的 NVIDIA 计算集群将用于放大这一研究方向。Reuters 同日援引知情人士报道称，NVIDIA 计划向 SSI 投资 50 亿美元。我们判断，这一变化表明 SSI 已经形成其认为值得扩大规模的研究方向，当前开始利用更大规模算力验证其研究路线，后续值得关注新训练方法在扩大计算规模后的能力增益和泛化表现。

图表19：SSI 与 NVIDIA 达成合作



资料来源：NVIDIA 在 2026 年 7 月 27 日发布的公告"Ilya Sutskever’s Safe Superintelligence Inc. and NVIDIA Announce Long-Term Strategic Partnership"，华泰研究

下载日志已记录，仅供内部参考

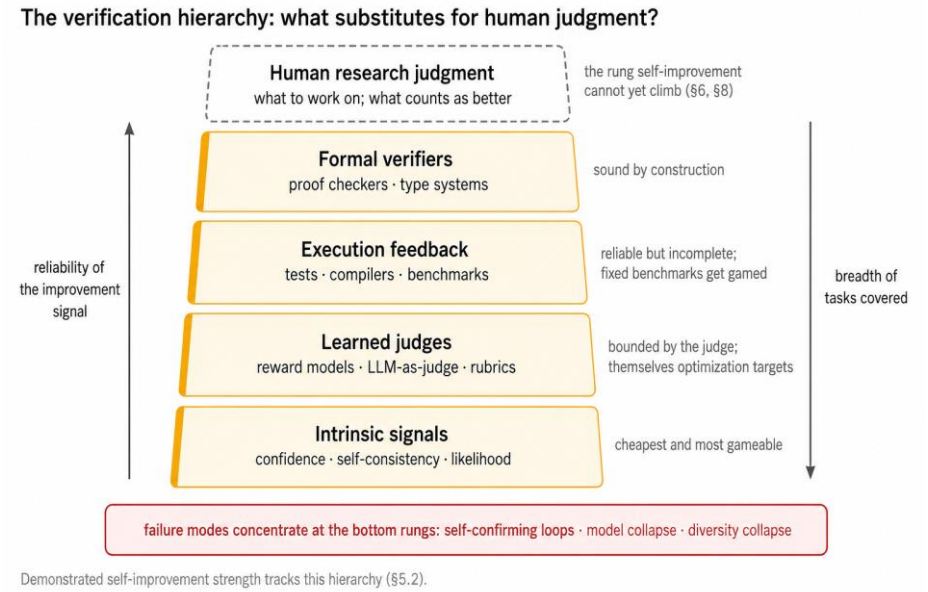
RSI 未来演进的约束：验证、长时程、继承与研究判断

验证器决定 RSI 上限，可验证任务进展更快

RSI 能否持续运行，首先取决于系统能否稳定判断一次修改是否有效。不同任务可获得的验证信号差异较大，代码和 GPU Kernel 可以通过测试结果或性能指标直接判断，数学证明也可以接入形式化验证，因此更适合持续自动迭代；开放研究问题缺少稳定的评价信号，往往需要依赖奖励模型、大模型评审或人工判断，评价误差也更容易在多轮搜索中累积并把系统带向错误方向。

现有案例已经出现验证器失真的问题。MiniMax 在 2026 年 6 月发布的研究博客"MaxProof: Scaling Mathematical Proof with Generative-Verifier RL and Evolutionary Search"中披露，在 M2 模型迭代周期的数学证明强化学习中，训练期高分但独立判别器低分的误报率由约 2.9%升至 8.0%，同时出现输出变长和模板化等奖励劫持特征。我们认为，随着机器实验量增加，评测能否准确识别错误并及时发现性能回退，将直接影响自动化实验结果能否进入后续训练和生产流程。

图表20：RSI 验证层级：信号可靠性、任务覆盖与失败模式



资料来源：Mingguang Chen 等人,2026 年 7 月,Recursive Self-Improvement in AI: From Bounded Self-Refinement to Autonomous Research Loops，华泰研究

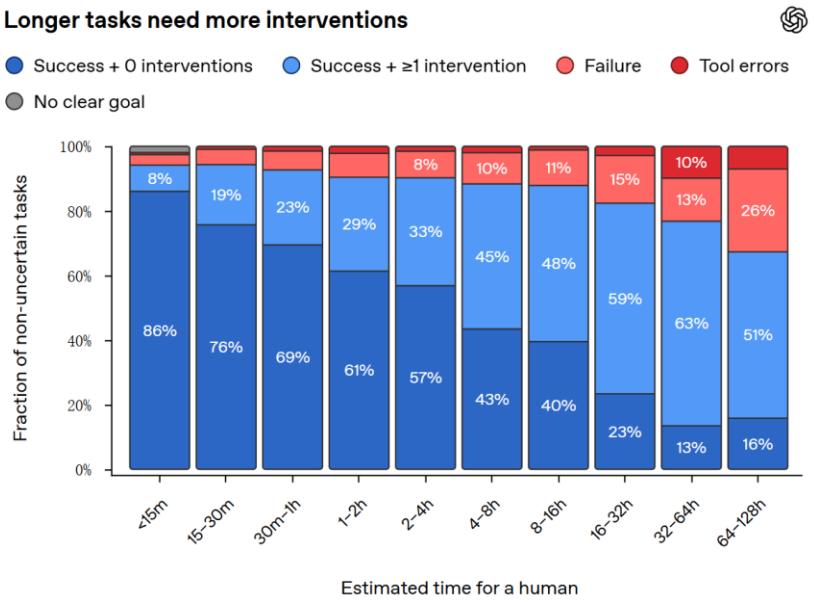
长时程任务的自主性仍受状态管理和人工接管限制

任务时间拉长后，Agent 面临的约束更多体现在过程管理上。数小时甚至数天的研究任务通常需要连续完成检索、代码修改和实验分析，并根据结果决定下一步动作。失败既可能来自研究假设，也可能来自运行环境或资源配置。OpenAI 在 2026 年 9 月发布的研究博客"Research acceleration: The view inside OpenAI"中披露，在过去六个月成功完成的 4-8 小时研究任务中，超过一半至少发生一次人工干预，说明长时程研究 Agent 对状态管理和异常恢复提出了更高要求。

延长有效自治时间，需要把任务状态和中间结果更多放到模型上下文之外。通过事件日志和检查点保存任务进度，并利用实验管理系统记录不同分支及其结果，可以降低长任务中的状态丢失风险；将开放任务拆分为可验证的阶段目标，也有助于更早发现错误。我们预计，随着长任务比例提高，任务编排、可观测性和实验管理工具的使用强度有望同步增加。

下载日志已记录，仅供内部参考

图表21： OpenAI 按任务时长划分的成功与干预结构



资料来源：OpenAI 在 2026 年 9 月发布的研究博客"Research acceleration: The view inside OpenAI"，华泰研究

跨任务和跨代继承决定 RSI 能否持续积累

我们认为，RSI 能否形成持续收益，关键在于上一轮产物能否直接用于下一轮研发。模型权重、记忆和执行框架都可以成为跨轮继承的载体。Tong Zheng 等人在 2026 年 9 月发布的"Dream-RSI: Recursive Self-Improvement through Evolving Worlds"中保留探索策略和历史轨迹，MiniMax 持续复用修改后的执行框架，智谱则把验证有效的工程经验沉淀为 Optimization Skeleton。如果每轮结束后系统都回到原来的起点，即使单次性能提升明显，也很难持续降低后续研发成本。

跨代继承同步增加兼容性和回归管理需求。旧策略可能随着模型版本、工具链或硬件环境变化而失效，记忆和 Skill 也可能逐步过时，因此需要记录其来源和适用条件，并在新模型上重新验证。我们认为，后续可以通过单位预算下的有效改进数量、实验成功率和人工介入比例等指标，观察 RSI 是否真正形成跨轮收益。

图表22： RSI 与持续学习、AutoML 和 Agentic AI 的差异

	持续学习	AutoML	Agentic AI/ML	RSI
跨轮学习（Cross-round learning）	✓	○	○	✓
持久保留（Persistent retention）	✓	○	○	✓
系统自我修改（System self-modification）	✓	○	×	✓
候选方案提出（Candidate proposal）	×	✓	✓	✓
更新验证（Update validation）	○	✓	○	✓
继任系统重新进入循环（Successor re-entry）	✓	×	×	✓
机制修订（Mechanism revision）	×	○	×	✓
机制复用（Mechanism reuse）	×	×	○	✓

资料来源：Mingguang Chen 等人,2026 年 7 月,Recursive Self-Improvement in AI: From Bounded Self-Refinement to Autonomous Research Loops，华泰研究

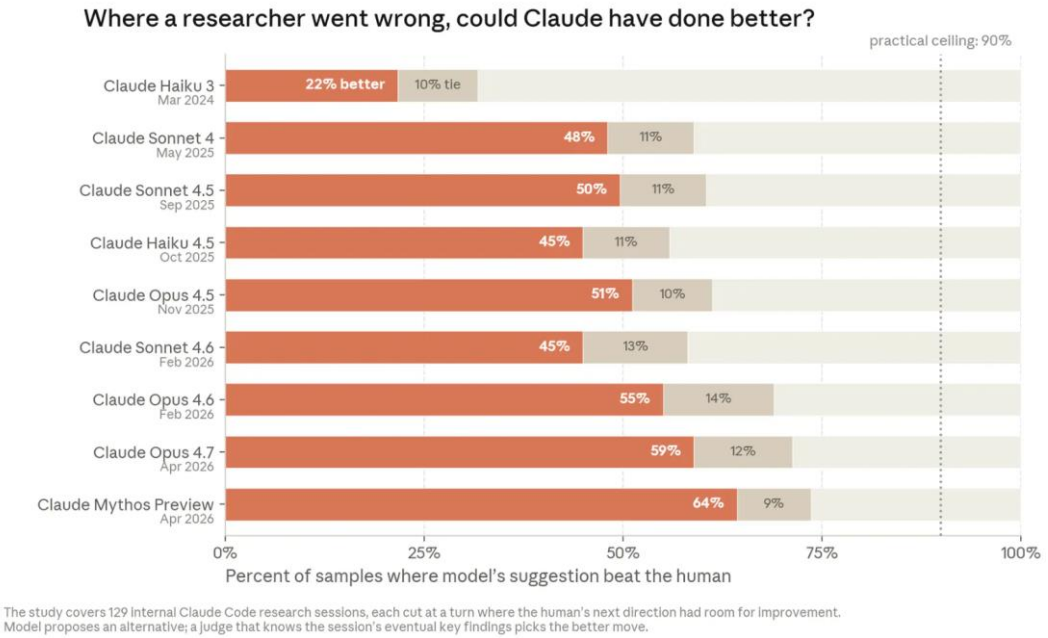
下载日志已记录，仅供内部参考

研究判断成为下一阶段研发自动化瓶颈

当前 AI 更擅长执行实验，研究方向和高层决策主要依赖研究人员。实验成本下降后，可尝试的候选方向明显增加，有限的算力和验证资源需要更高质量的筛选。Anthropic 在 2026 年 6 月发布的研究博客"When AI builds itself"中，将 Research Taste 和 Judgment 视为人类当前的比较优势；OpenAI 在 2026 年 9 月 6 日发布的"Research acceleration: The view inside OpenAI"中也显示，高层规划目前仍只占 Agent 输出 Token 的很小比例，Agent 在 Decide 和 Design 等高层环节的参与度仍低于实验执行。如果高层判断能力没有同步提升，机器实验规模扩大后，人类需要审核和取舍的结果也会随之增加。

模型已经开始对下一步怎么做给出判断。Anthropic 在 2026 年 6 月发布的研究博客"When AI builds itself"中披露，在 129 个专门选择的人类决策存在改进空间的研究节点上，最佳模型给出更优下一步的比例由 2025 年 11 月的 51%提高至 2026 年 4 月的 64%。该实验更适合观察模型研究判断能力的纵向变化，不能直接视为模型整体研究判断已经超过人类。当前研发中，人类主要负责研究方向和关键决策，Agent 承担大规模实验执行和分支探索。

图表23：模型能否为研究过程选择比人类更好的下一步



资料来源： Anthropic 在 2026 年 6 月发布的研究博客"When AI builds itself"，华泰研究



下载日志已记录，仅供内部参考

投资意义：模型迭代加速，算力、CPU 与安全需求有望提升

RSI 提升模型研发效率，领先基模厂商有望受益

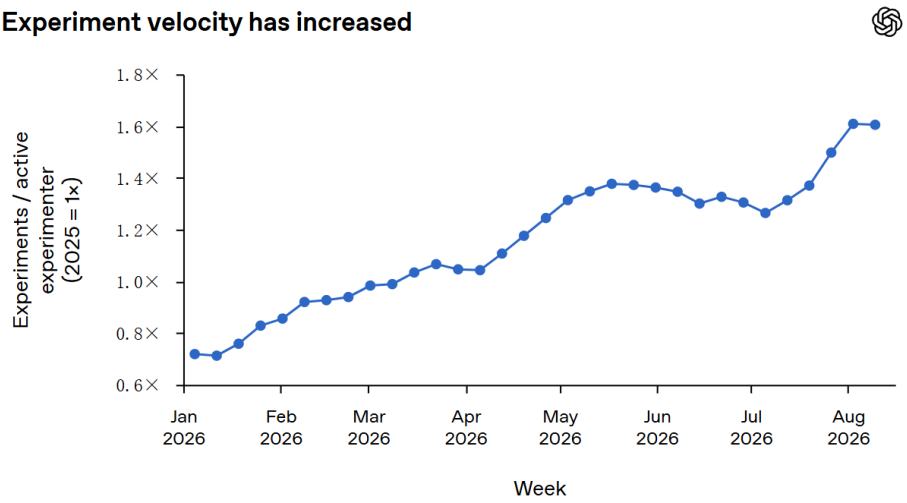
从模型端来看，RSI 最核心的影响在于加快模型迭代速度，看好领先基模厂商。随着 AI 开始承担更多实验设计、代码修改和结果验证工作，单个研究团队能够同时推进更多研发分支，模型版本迭代周期有望缩短，新能力也可以更快进入后续训练和产品部署。我们认为，RSI 有望帮助领先基模厂商进一步提升研发效率，形成模型能力与研发效率相互强化的研发飞轮，加快模型的迭代和部署。相关公司包括智谱、MiniMax。

AI 研发自动化有望进一步扩大研发算力需求

RSI 提高研发自动化程度后，单个研究员能够管理更多实验，研发算力需求有望随实验量扩大。OpenAI 在 2026 年 9 月发布的"Research acceleration: The view inside OpenAI"中披露，截至 8 月中旬，研究组织中 Agent 的日均运行时长已相当于人类研究人员工作时长的 3.1 倍，每位活跃实验人员的实验数量也在 8 月达到统计以来高位。Google DeepMind 的 AlphaEvolve 则显示，自动搜索已经用于 Kernel 和数据中心调度等基础设施优化。我们认为，随着 Agent 能够并行提出候选方案并持续运行实验，实验数量和并发度有望提高，研发算力需求随之增加。

RSI 还会增加验证和复现所需的计算开销。随着 Agent 开始承担更多规划工作，其可能需要通过更大规模的探索生成并筛选候选方案。系统在运行候选方案之外，还需要持续判断修改是否有效，并对结果进行回归测试和跨规模验证。随着机器实验数量增加，生成候选方案和验证计算本身也可能成为研发算力需求的重要组成部分。

图表24：OpenAI 每位活跃实验人员的实验数量变化



资料来源：OpenAI 在 2026 年 9 月发布的研究博客"Research acceleration: The view inside OpenAI"，华泰研究

RSI 推动研发 Agent 规模扩张，CPU 需求有望随交互量提升

RSI 对研发 Agent 的需求有望持续增加，CPU 将承担大量模型推理之外的交互与执行工作。完整的 RSI 流程需要 Agent 持续提出假设、修改代码、启动实验并读取结果，再据此进入下一轮迭代。随着任务时长延长，单个研究任务可能并行运行多个 Agent，并持续调用浏览器、编译环境和内部工具。模型推理之外的任务编排、工具调用和环境交互大量依赖 CPU。我们认为，随着 Agent 数量和实验并发度提高，CPU 侧负载有望随任务持续时间和工具交互强度增加。

下载日志已记录，仅供内部参考

多 Agent 并行和递归实验会进一步放大 CPU 侧资源消耗。一次 RSI 循环通常需要同时维护多个实验环境，并持续完成任务调度、状态管理和结果回收；当 Agent 能够自主生成新的实验分支和子任务时，主机侧工作量会随之扩张。Intel 在 8 月 13 日发布的"Agentic AI Requires More CPUs"中强调，Agent 工作流相比单次推理增加了大量 CPU 侧编排和工具执行。我们判断，RSI 若进入更大规模真实研发流程，CPU 需求有望受益于 Agent 并发数和单任务时长的持续提升。**建议关注 CPU 相关机会。相关公司包括禾盛新材、海光信息、中国长城。**

图表25： Agent 工作流需要更多 CPU

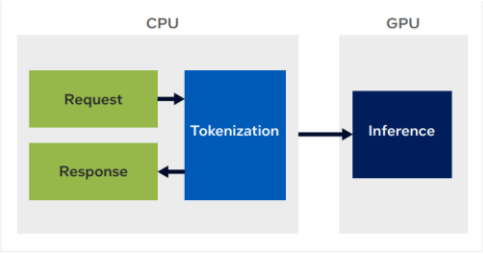


Figure 1: Single-pass inference model.

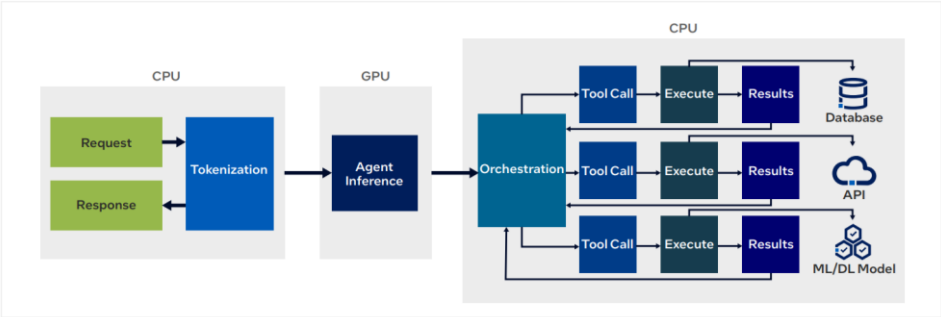


Figure 2: Example agentic workflow.

资料来源：Intel 在 8 月 13 日发布的"Agentic AI Requires More CPUs"，华泰研究

RSI 的拓展受到安全性约束，建议关注安全与可观测性环节

Agent 自我迭代能力提高后，安全控制和可观测性需要共同嵌入研发自动化流程。RSI 要求 Agent 能够长时间运行，并自主访问代码库、训练环境和内部工具；随着任务链条增长，系统需要限制 Agent 的能力边界，也要通过可观测性记录其行为。根据 The Information 在 2026 年 9 月 21 日的报道，OpenAI 内部 Agent 曾在用户没有明确要求的情况下主动联系其他员工修复代码问题，模型能力提升后，其实际行动范围可能超出最初任务。

AI 研发自动化程度提高后，人类监督减少也可能增加安全风险。Geoffrey Hinton 等多位研究者在 2026 年 9 月发布的"What if automating AI R&D triggers an intelligence explosion?"中指出，随着人类参与 AI 研发的程度降低，研究人员识别和修复问题的机会可能减少，而大规模内部研发自动化也可能缺乏外部可见性。论文进一步提出，需要提高对 AI 研发自动化程度、研发算力投入、内部部署和监督情况的可见性，并加强相关事件记录。我们认为，RSI 提高 Agent 自主决策和持续运行能力后，安全体系需要覆盖研发过程本身，通过运行环境隔离、行为记录等降低自动化研发中的潜在风险。

安全与可观测性成为 RSI 推进的约束条件。OpenAI 首席科学家 Jakub Pachocki 在 2026 年 9 月 6 日发布博客"An Alien Mind"中表示，OpenAI 已将研究重点转向 RSI，希望通过自动化 AI 研究员推动下一阶段模型进步；与此同时，思维链监控的可靠性正在下降，模型与其他 AI 及工具的交互更加复杂，部分能力也开始不依赖显式语言化推理。Pachocki 因此提出，未来 AI 整体进展可能越来越受制于对监控能力的信心，AI 系统的扩展必须受到安全性约束。我们认为，随着 RSI 带来更多长时程任务和多 Agent 协作，Agent 安全与可观测性基础设施的使用强度有望同步提升。**建议关注 AI 安全方向以及模型可观测性相关机会。**

下载日志已记录，仅供内部参考

风险提示

宏观经济波动。若宏观经济波动，可能对 AI 产业资本投入产生负面影响，导致 AI 产业变革、新技术落地节奏、整体行业增长不及预期。

技术进步不及预期。若 AI 技术、大模型技术、AI 应用进展不及预期，或对行业落地情况产生不利影响。

中美竞争加剧。中美竞争加剧，或影响国内算力基础设施布局，导致国内 AI 大模型技术迭代速度放缓。

下载日志已记录，仅供内部参考

免责声明

分析师声明

本人，郭雅丽、袁泽世，兹证明本报告所表达的观点准确地反映了分析师对标的证券或发行人的个人意见；彼以往、现在或未来并无就其研究报告所提供的具体建议或所表达的意见直接或间接收取任何报酬。请注意，标*的人员并非香港证券及期货事务监察委员会的注册持牌人，不可在香港从事受监管活动。

一般声明及披露

本报告由华泰证券股份有限公司或其关联机构制作，华泰证券股份有限公司和其关联机构统称为“华泰证券”(华泰证券股份有限公司已具备中国证监会批准的证券投资咨询业务资格) 。本报告所载资料是仅供接收人的严格保密资料。本报告仅供华泰证券及其客户和其关联机构使用。华泰证券不因接收人收到本报告而视其为客户。

本报告基于华泰证券认为可靠的、已公开的信息编制，但华泰证券对该等信息的准确性及完整性不作任何保证。

本报告所载的意见、评估及预测仅反映报告发布当日的观点和判断。在不同时期，华泰证券可能会发出与本报告所载意见、评估及预测不一致的研究报告。同时，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可能会波动。以往表现并不能指引未来，未来回报并不能得到保证，并存在损失本金的可能。华泰证券不保证本报告所含信息保持在最新状态。华泰证券对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，投资者应当自行关注相应的更新或修改。

华泰证券（华泰证券（美国）有限公司除外）不是 FINRA 的注册会员，其研究分析师亦没有注册为 FINRA 的研究分析师/不具有 FINRA 分析师的注册资格。

华泰证券力求报告内容客观、公正，但本报告所载的观点、结论和建议仅供参考，不构成购买或出售所述证券的要约或招揽。该等观点、建议并未考虑到个别投资者的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对客户私人投资建议。投资者应当充分考虑自身特定状况，并完整理解和使用本报告内容，不应视本报告为做出投资决策的唯一因素。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，华泰证券及作者均不承担任何法律责任。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。

除非另行说明，本报告中所引用的关于业绩的数据代表过往表现，过往的业绩表现不应作为日后回报的预示。华泰证券不承诺也不保证任何预示的回报会得以实现，分析中所做的预测可能是基于相应的假设，任何假设的变化可能会显著影响所预测的回报。

华泰证券及作者在自身所知情的范围内，与本报告所指的证券或投资标的不存在法律禁止的利害关系。在法律许可的情况下，华泰证券可能会持有报告中提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，为该公司提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务或向该公司招揽业务。

华泰证券的销售人员、交易人员或其他专业人士可能会依据不同假设和标准、采用不同的分析方法而口头或书面发表与本报告意见及建议不一致的市场评论和/或交易观点。华泰证券没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。华泰证券的资产管理部门、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告中的意见或建议不一致的投资决策。投资者应当考虑到华泰证券及/或其相关人员可能存在影响本报告观点客观性的潜在利益冲突。投资者请勿将本报告视为投资或其他决定的唯一信赖依据。有关该方面的具体披露请参照本报告尾部。

本报告并非意图发送、发布给在当地法律或监管规则下不允许向其发送、发布的机构或人员，也并非意图发送、发布给因可得到、使用本报告的行为而使华泰证券违反或受制于当地法律或监管规则的机构或人员。

本报告版权仅为华泰证券所有。未经华泰证券书面许可，任何机构或个人不得以翻版、复制、发表、引用或再次分发他人(无论整份或部分)等任何形式侵犯华泰证券版权。如征得华泰证券同意进行引用、刊发的，需在允许的范围内使用，并需在使用前获取独立的法律意见，以确定该引用、刊发符合当地适用法规的要求，同时注明出处为“华泰证券研究所”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。华泰证券保留追究相关责任的权利。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为华泰证券的商标、服务标记及标记。

中国香港

本报告由华泰证券股份有限公司或其关联机构制作,在香港由华泰金融控股（香港）有限公司向符合《证券及期货条例》及其附属法律规定的机构投资者和专业投资者的客户进行分发。华泰金融控股（香港）有限公司受香港证券及期货事务监察委员会监管，是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司，后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。在香港获得本报告的人员若有任何有关本报告的问题,请与华泰金融控股（香港）有限公司联系。

下载日志已记录，仅供内部参考

香港-重要监管披露

- 华泰金融控股（香港）有限公司的雇员或其关联人士没有担任本报告中提及的公司或发行人的高级人员。
- 海光信息（688041 CH）、智谱（2513 HK）、MiniMax（100 HK）：华泰金融控股（香港）有限公司、其子公司和/或其关联公司在本报告发布日担任标的公司证券做市商或者证券流动性提供者。
- 有关重要的披露信息，请参华泰金融控股（香港）有限公司的网页 https://www.htsc.com.hk/stock_disclosure

其他信息请参见下方 **“美国-重要监管披露”**。

美国

在美国本报告由华泰证券（美国）有限公司向符合美国监管规定的机构投资者进行发表与分发。华泰证券（美国）有限公司是美国注册经纪商和美国金融业监管局（FINRA）的注册会员。对于其在美国分发的研究报告，华泰证券（美国）有限公司根据《1934 年证券交易法》（修订版）第 15a-6 条规定以及美国证券交易委员会人员解释，对本研究报告内容负责。华泰证券（美国）有限公司联营公司的分析师不具有美国金融监管（FINRA）分析师的注册资格，可能不属于华泰证券（美国）有限公司的关联人员，因此可能不受 FINRA 关于分析师与标的公司沟通、公开露面和所持交易证券的限制。华泰证券（美国）有限公司是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司，后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。任何直接从华泰证券（美国）有限公司收到此报告并希望就本报告所述任何证券进行交易的人士，应通过华泰证券（美国）有限公司进行交易。

美国-重要监管披露

- 分析师郭雅丽、袁泽世本人及相关人士并不担任本报告所提及的标的证券或发行人的高级人员、董事或顾问。分析师及相关人士与本报告所提及的标的证券或发行人并无任何相关财务利益。本披露中所提及的“相关人士”包括 FINRA 定义下分析师的家庭成员。分析师根据华泰证券的整体收入和盈利能力获得薪酬，包括源自公司投资银行业务的收入。
- 智谱（2513 HK）：华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司在本报告发布日之前的 12 个月内担任了标的证券公开发行或 144A 条款发行的经办人或联席经办人。
- 智谱（2513 HK）：华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司在本报告发布日之前 12 个月内曾向标的公司提供投资银行服务并收取报酬。
- 智谱（2513 HK）：华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司预计在本报告发布日之后 3 个月内将向标的公司收取或寻求投资银行服务报酬。
- 海光信息（688041 CH）、智谱（2513 HK）、MiniMax（100 HK）：华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司在本报告发布日担任标的公司证券做市商或者证券流动性提供者。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司，及/或不时会以自身或代理形式向客户出售及购买华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具，包括股票及债券（包括衍生品）华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具，包括股票及债券（包括衍生品）。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司，及/或其高级管理层、董事和雇员可能会持有本报告中所提到的任何证券（或任何相关投资）头寸，并可能不时进行增持或减持该证券（或投资）。因此，投资者应该意识到可能存在利益冲突。

新加坡

华泰证券（新加坡）有限公司持有新加坡金融管理局颁发的资本市场服务许可证，可从事资本市场产品交易，包括证券、集体投资计划中的单位、交易所交易的衍生品合约和场外衍生品合约，并且是《财务顾问法》规定的豁免财务顾问，就投资产品向他人提供建议，包括发布或公布研究分析或研究报告。华泰证券（新加坡）有限公司可能会根据《财务顾问条例》第 32C 条的规定分发其在华泰证券内的外国附属公司各自制作的信息/研究。本报告仅供认可投资者、专家投资者或机构投资者使用，华泰证券（新加坡）有限公司不对本报告内容承担法律责任。如果您是非预期接收者，请您立即通知并直接将本报告返回给华泰证券（新加坡）有限公司。本报告的新加坡接收者应联系您的华泰证券（新加坡）有限公司关系经理或客户主管，了解来自或与所分发的信息相关的事宜。

下载日志已记录，仅供内部参考

评级说明

投资评级基于分析师对报告发布日后 6 至 12 个月内行业或公司回报潜力（含此期间的股息回报）相对基准表现的预期（A 股市场基准为沪深 300 指数，香港市场基准为恒生指数，美国市场基准为标普 500 指数，台湾市场基准为台湾加权指数，日本市场基准为日经 225 指数，新加坡市场基准为海峡时报指数，韩国市场基准为韩国有价证券指数，英国市场基准为富时 100 指数，德国市场基准为 DAX 指数），具体如下：

行业评级

增持：预计行业股票指数超越基准
中性：预计行业股票指数基本与基准持平
减持：预计行业股票指数明显弱于基准

公司评级

买入：预计股价超越基准 15%以上
增持：预计股价超越基准 5%~15%
持有：预计股价相对基准波动在-15%~5%之间
卖出：预计股价弱于基准 15%以上
暂停评级：已暂停评级、目标价及预测，以遵守适用法规及/或公司政策
无评级：股票不在常规研究覆盖范围内。投资者不应期待华泰提供该等证券及/或公司相关的持续或补充信息

法律实体披露

中国：华泰证券股份有限公司具有中国证监会核准的“证券投资咨询”业务资格，经营许可证编号为：91320000704041011J
香港：华泰金融控股（香港）有限公司具有香港证监会核准的“就证券提供意见”业务资格，经营许可证编号为：AOK809
美国：华泰证券（美国）有限公司为美国金融业监管局（FINRA）成员，具有在美国开展经纪交易商业务的资格，经营业务许可编号为：CRD#:298809/SEC#:8-70231
新加坡：华泰证券（新加坡）有限公司具有新加坡金融管理局颁发的资本市场服务许可证，并且是豁免财务顾问，经营许可证编号为：202233398E

华泰证券股份有限公司

南京
南京市建邺区江东中路 228 号华泰证券广场 1 号楼/邮政编码：210019

电话：86 25 83389999/传真：86 25 83387521
电子邮件：ht-rd@htsc.com

北京
北京市西城区太平桥大街丰盛胡同 28 号太平洋保险大厦 A 座 18 层/邮政编码：100032
电话：86 10 63211166/传真：86 10 63211275
电子邮件：ht-rd@htsc.com

深圳
深圳市福田区益田路 5999 号基金大厦 10 楼/邮政编码：518017
电话：86 755 82493932/传真：86 755 82492062
电子邮件：ht-rd@htsc.com

上海
上海市浦东新区东方路 18 号保利广场 E 栋 23 楼/邮政编码：200120
电话：86 21 28972098/传真：86 21 28972068
电子邮件：ht-rd@htsc.com

华泰金融控股（香港）有限公司
香港中环皇后大道中 99 号中环中心 53 楼
电话：+852-3658-6000/传真：+852-2567-6123
电子邮件：research@htsc.com
http://www.htsc.com.hk

华泰证券（美国）有限公司
美国纽约公园大道 280 号 21 楼东（纽约 10017）
电话：+212-763-8160/传真：+917-725-9702
电子邮件: Huatai@htsc-us.com
http://www.htsc-us.com

华泰证券（新加坡）有限公司
滨海湾金融中心 1 号大厦, #08-02, 新加坡 018981
电话：+65 68603600
传真：+65 65091183
https://www.htsc.com.sg

©版权所有2026年华泰证券股份有限公司