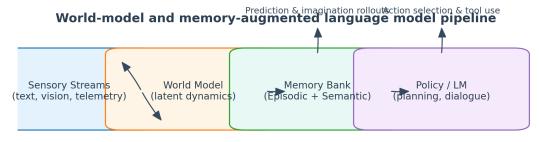
迈向自治智能:世界模型、持续学习与跨学科应用

2025年10月25日

1 World Model 与 Memory-Augmented LM

1.1 整体框架

世界模型(World Model)尝试对环境动态进行显式建模,使语言模型能够"想象"未来状态,再配合记忆增强(Memory-Augmented)机制形成闭环。图?? 展示了从感知输入到策略生成的典型流水线:原始数据通过世界模型抽象成潜空间,再结合长短期记忆,以语言模型/策略模块做决策与交互。



Raw sensory data feeds latent world models; memories consolidate episodes; policies leverage both for planning and dialogue.

图 1: 世界模型 + 记忆增强 LLM 流水线: 感知 \rightarrow 世界模型 \rightarrow 记忆库 \rightarrow 策略/语言模型。

1.2 世界模型核心要素

- **潜变量建模:** 通过 VAE、Transformer 状态空间模型 (e.g., Dreamer、TD-MPC) 建立状态表示;
- 预测与反事实推演: 进行 imagination rollout, 帮助模型评估长远后果;

• 模型-环境对齐: 结合真实交互数据与模型生成数据,避免分布漂移。

1.3 记忆增强策略

- **工作记忆(Working Memory)**: 用于当前任务的临时上下文,常采用 KV Cache、外部缓冲;
- 情景记忆(Episodic Memory): 记录事件序列,可通过向量数据库检索历史片段:
- 语义记忆(Semantic Memory): 存储长期知识或技能树,利于跨任务迁移;
- 记忆管理:包括写入策略、遗忘/压缩、优先级排序、冲突解决。

2 Self-Improving 与 Continual Learning

2.1 自我改进循环

自我改进(Self-Improving)强调模型在运行中不断评估并修正自身,可概括为:

- 1. 自监督观察: 收集推理日志、用户反馈、失败样本;
- 2. 自我诊断: 利用辅助模型评估性能、定位错误类型;
- 3. **自我更新**:通过经验回放、梯度更新、权重平均(EMA)或增量微调更新模型;
- 4. 验证与回滚: 在线/离线测试通过后再滚动发布, 保留回滚策略。

2.2 持续学习(Continual Learning)方法

- 参数正则: EWC、SI、L2P 约束新任务更新,避免灾难性遗忘;
- 经验回放:保留代表性样本或合成数据(Generative Replay);
- 模块化架构: 通过适配器、LoRA、专家网络为新任务增量扩展:
- 任务检测: 利用分布漂移监控自动识别新任务、触发自适应流程。

2.3 评估指标

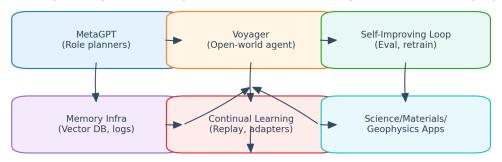
- 累积性能:新旧任务平均准确率:
- 遗忘程度:与初始任务性能差值;
- 学习效率: 单任务训练时间、梯度步数、能源消耗;
- 稳定-可塑性平衡: 衡量新知识吸收与旧知识保持的 trade-off。

3 Agentic Systems (MetaGPT, Voyager)

3.1 代表系统解析

图?? 总结了以 MetaGPT、Voyager 为代表的 Agentic 系统与配套基础设施: 角色规划、开放世界探索、自我改进循环、记忆设施、持续学习管道以及科学场景落地构成生态闭环。

Agentic ecosystem: planners, explorers, continual learning, and scientific deployment



MetaGPT orchestrates teams; Voyager gathers experiences; continual learning and memory feed back into scientific applications.

图 2: Agentic 生态: MetaGPT (角色规划)、Voyager (开放世界探索)、持续学习、跨学科应用闭环。

3.2 MetaGPT

- 角色分工: 预设 PM、架构师、工程师、QA 等角色,由 LLM 扮演;
- 任务流水线: 需求分析、设计文档、代码生成、测试验证自动衔接;
- 记忆共享: 通过知识库和任务板(Task Board)协调多智能体协作;
- 应用场景: 软件开发、数据分析、文案创作等团队型工作流。

3.3 Voyager

- 开放世界学习: 在 Minecraft 等环境中自主探索、发现工具;
- 技能库:将成功策略保存为技能函数,按需检索复用;
- 自我改进: 失败后分析原因, 迭代 prompt 与代码, 形成 self-learning;
- 扩展: 支持多环境(机器人、模拟器),结合世界模型与规划器。

3.4 Agentic 系统设计要点

- 角色体系与权限管理(Role-based access control);
- 记忆层次化: 情景记忆 + 语义记忆 + 工具记忆;
- 弹性自我改讲: 可插拔的评估器、调优管道:
- 安全治理: 操作审计、异常回滚、人类监督。

4 AI for Science / Materials / Geophysics 应用前 景

4.1 科学研究中的自治智能

- 科研流程自动化: 自动文献综述、假设生成、实验设计、数据分析;
- 实验机器人: 与实验设备对接, 执行自动实验、收集数据并反馈给模型;
- 数据管理: 统一实验日志、传感器数据、模拟结果,形成知识图谱。

4.2 材料科学

- 生成式设计: 利用世界模型预测材料性质, 结合贝叶斯优化筛选候选材料;
- 多尺度模拟: 将分子动力学、量子化学、宏观模拟结果融入统一记忆;
- 闭环实验:设计-合成-表征-分析形成自治循环,加速新材料发现。

4.3 地球物理与能源

- 反演与预测:结合地震、地磁、遥感数据构建世界模型,提高地质结构解释精度;
- 风险评估: 自动识别异常事件(地震、火山、滑坡)并给出应急预案;
- 碳捕集与储存: 优化监测网络、模拟地下储层演化,提高 CCS 项目安全性。

4.4 挑战与展望

- 数据共享与隐私合规, 跨机构协同:
- 多模态融合与高维物理约束;
- 人机协同: 确保科学家可理解、可控制自治系统;
- 伦理与治理:避免错误决策带来重大损失,建立审计机制。

实践建议

- 在架构设计上将世界模型、记忆模块、评估器解耦,便于迭代与扩展;
- 构建自我改进流水线:数据收集、标签校验、实验验证、模型更新;
- 对 Agentic 系统强化安全与合规审查,引入人类在环(HITL)机制;
- 与科研团队合作,建立跨学科基准与实验平台,加速 AI for Science 落地。

参考文献

- Ha and Schmidhuber. "World Models." NeurIPS, 2018.
- Hafner et al. "DreamerV3: Mastering Diverse Domains via World Models." arXiv, 2023.
- Hong et al. "MetaGPT: Meta Programming for Multi-Agent Collaborative Framework." arXiv, 2023.
- Wang et al. "Voyager: An Open-Ended Embodied Agent with LLMs." arXiv, 2023.
- AI4Science Community. "Autonomous Discovery in Materials and Chemistry." Nature, 2024.