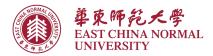
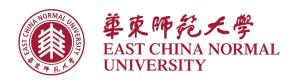


面向开放环境的大模型 持续学习研究

周 杰 青年研究员 计算机科学与技术学院



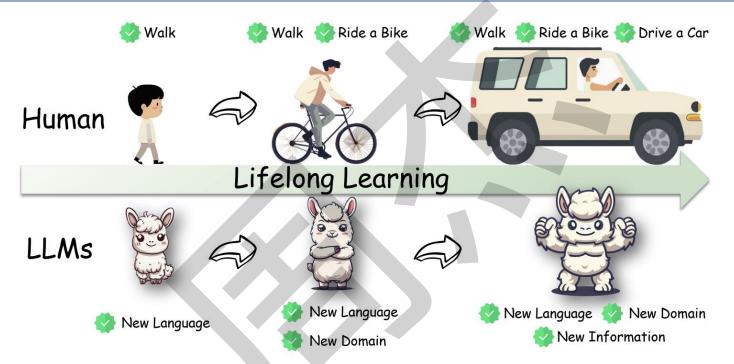




目录 | CONTENT

- 持续学习背景介绍
- 开放环境大模型持续学习
- 持续学习未来趋势

持续学习背景



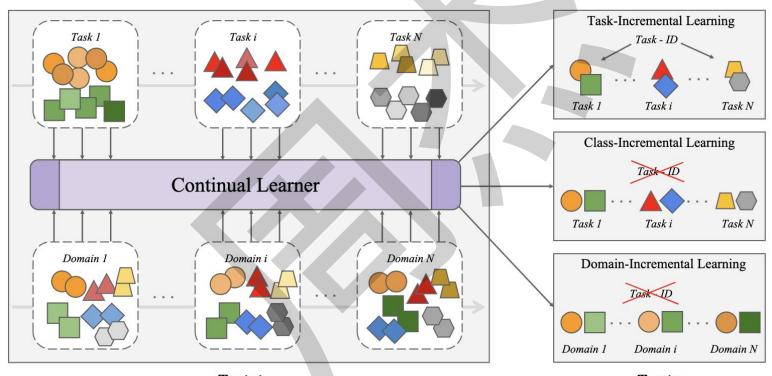
- □ 克服灾难性遗忘: 学习新的任务T_{N+1} 而不遗忘以前N个任务的能力
- \square 知识迁移:利用前面任务学习的知识用于学习新的任务 T_{N+1} 包括正向和反向迁移

Junhao Zheng, et al. Towards Lifelong Learning of Large Language Models: A Survey

传统持续学习

离线持续学习

1)任务增量学习;2)类别增量学习;3)领域增量学习



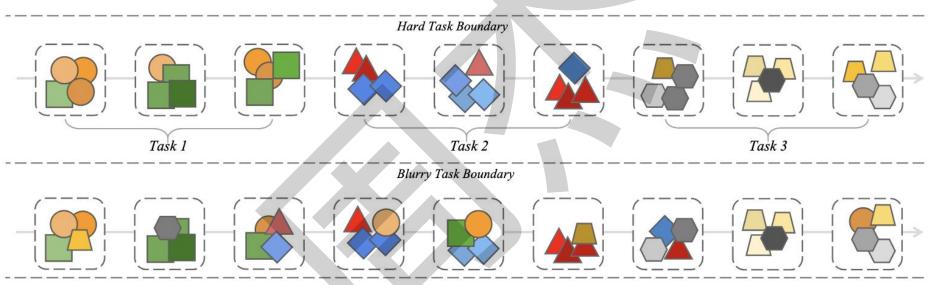
Training Testing

Y Yang, J Zhou, X Ding, T Huai, S Liu, Q Chen, L He, Y Xie. Recent Advances of Foundation Language Models-based Continual Learning: A Survey. ACM Computing Survey, 2024.

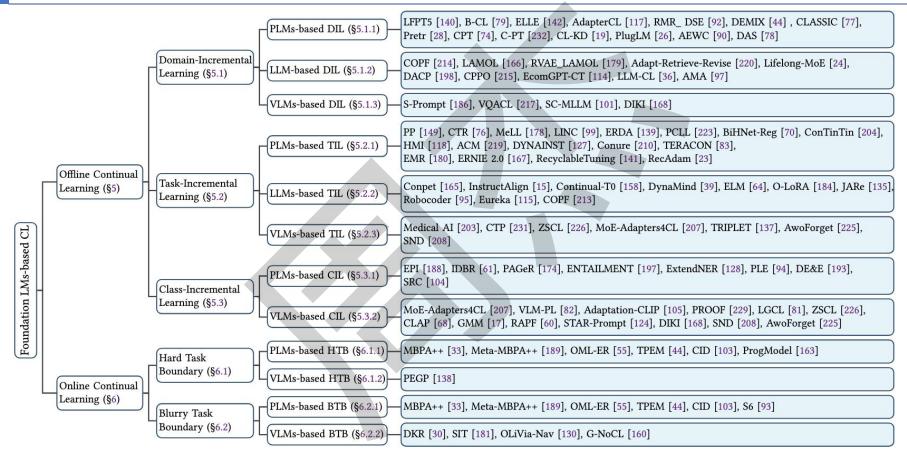
开放持续学习

在线持续学习

1) 固定任务边界; 2) 模糊任务边界

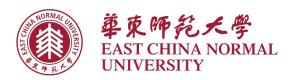


基于大模型的持续学习综述



Y Yang, J Zhou, X Ding, T Huai, S Liu, Q Chen, L He, Y Xie. Recent Advances of Foundation Language Models-based Continual Learning: A Survey. ACM Computing Survey, 2024.





目录 | CONTENT

- 持续学习背景介绍
- 开放环境大模型持续学习
- 持续学习发展趋势

开放环境大模型持续学习挑战

科学问题

高效实 时更新

环境适 应学习 困难

- □知识遗忘
- 口实时更新
- 口资源受限



- 口数据带噪
- 口未知标签
- 口分布变化

解决方案

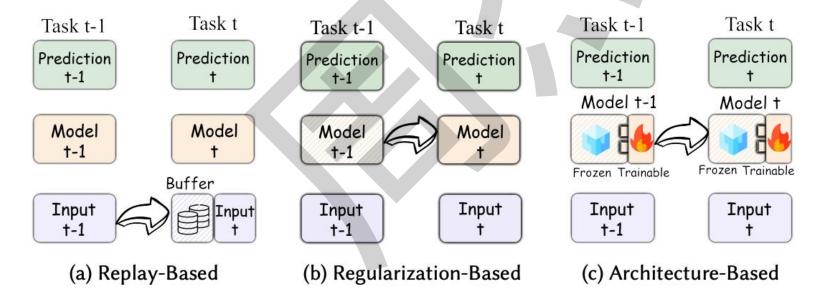
- 口重放、正则、参数隔离...
- □模型高效微调
- □混合专家模型



- 口噪音学习
- 口原子技能学习
- 口自主学习

持续学习中遗忘问题

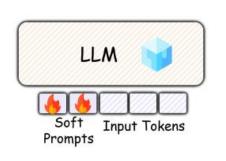
- □ 常见的三种持续学习方案
 - □ 数据回放: 采样少量历史任务数据进行训练
 - □ 基于正则: 利用正则对参数进行约束,不偏离太远
 - □ 基于架构 (如:参数隔离): 不同任务之间参数独立

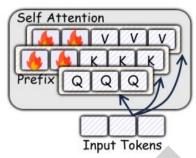


持续学习中遗忘问题

经典方法 常见的三种持续学习方案 正则化 稀疏化 重放 资源 数据回放:采样少量历史任务数据 鲁棒性强 开销小 **基于正则**:利用正则对参数进行纠 鲁棒性强 基于架构(如:参数隔离):不同 Task t Task t-1 Task t-1 双系统启发 模块化启发 突触启发 空间 Prediction Prediction Prediction 复杂度低 **†-1 +-1** 泛化性强 Model Model Model t-1 Buffer 睡眠启发表 Input Input t-1 内存 突触 强度 (a) Replay-Based (b) Regulariz

基于高效微调的持续学习



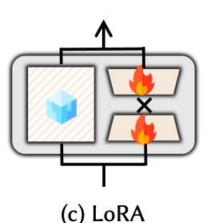


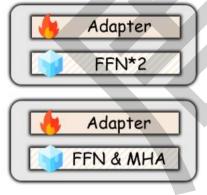
传统模型主要采用额外添加参数的方式

如何精准定位参数进行修改?

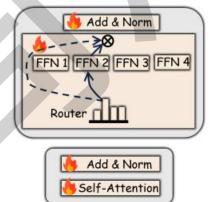
(a) Prompt Tuning

(b) Prefix Tuning



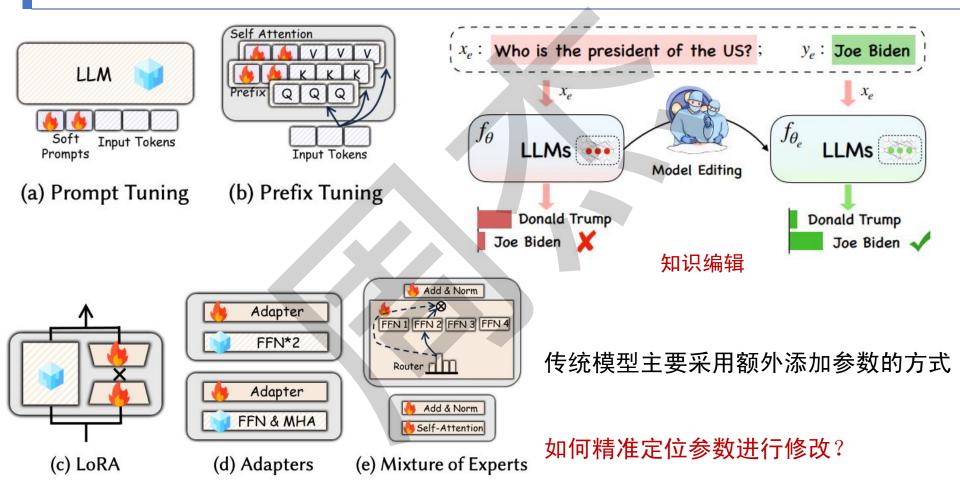


(d) Adapters



(e) Mixture of Experts

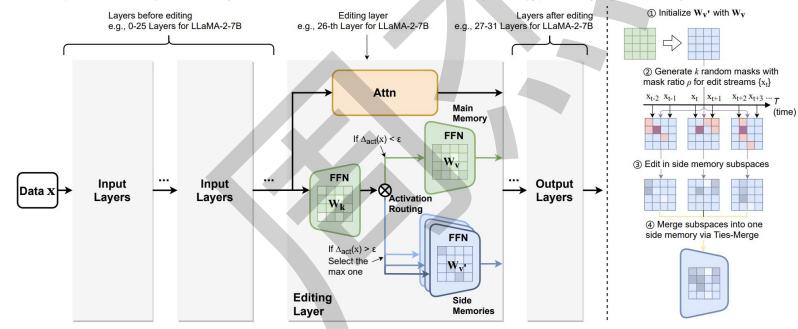
基于高效微调的持续学习



基于高效微调的持续学习

持续知识编辑算法,包含主要记忆和边缘记忆

- 口 编辑边缘记忆中的知识,通过路由器来分配记忆。
- □ 不同边缘记忆编辑不同的参数子空间,从而在没有冲突的情况下合并到共享记忆中。



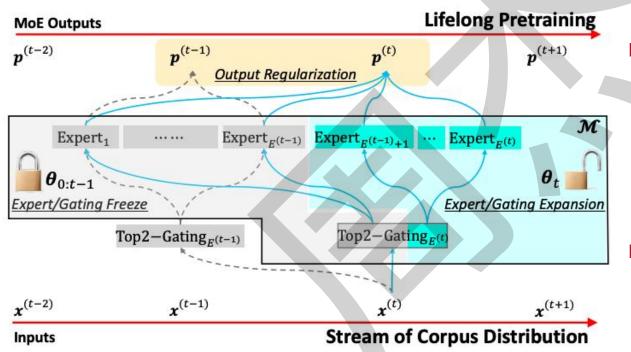
(a) Workflow Overview with Knowledge Routing

(b) Knowledge Sharding and Merging

Wang P, Li Z, Zhang N, et al. WISE: Rethinking the Knowledge Memory for Lifelong Model Editing of Large Language Models, NeurIPS, 2024.

基于混合专家模型(MoE)的持续学习

- MoE用于大模型持续预训练
 - □ 不同专家代表不同能力

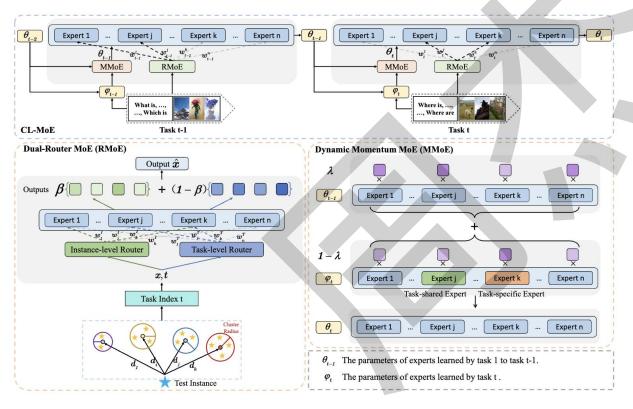


- □ 专家扩展:
 - 口 随着语料增加,专家和 Gating也会随之扩展
 - □ 原来的专家和Gating不更新

- □ 隐式正则
 - □ 利用蒸馏的方式来进行正则 优化,防止遗忘问题

基于混合专家模型(MoE)的持续学习

不同任务共享专家、一个任务需要不同专家

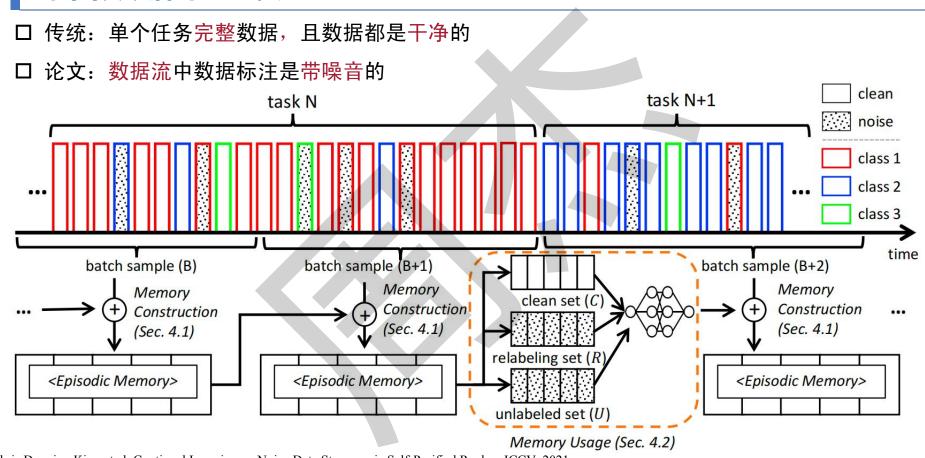


- ロ 双Router机制:
 - 一 一个关注样本级别局部信息
 - 一个关注任务级别全局信息

- □ 动态动量更新
 - 对于任务共享专家和任务特定专家采用不同的更新方式。

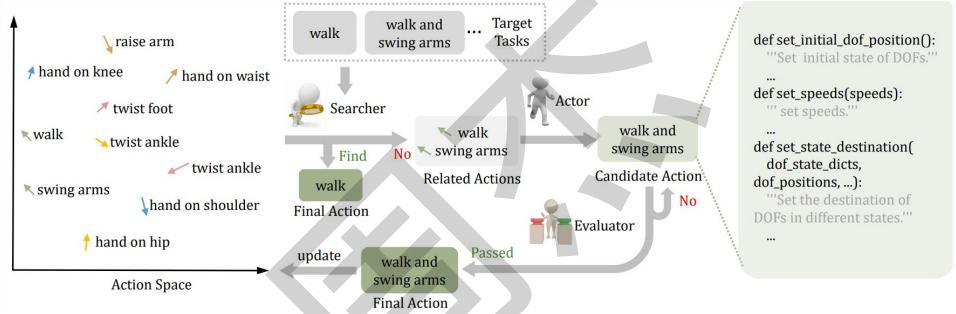
Tianyu Huai, et al. CL-MoE: Enhancing Multimodal Large Language Model with Dual Momentum Mixture-of-Experts for Continual Visual Question Answering, 2024.

噪音数据下持续学习



Chris Dongjoo Kim, et al. Continual Learning on Noisy Data Streams via Self-Purified Replay, ICCV, 2021
Jihwan Bang, et al. Online Continual Learning on a Contaminated Data Stream with Blurry Task Boundaries, CVPR, 2022

持续原子技能(Low-level)学习



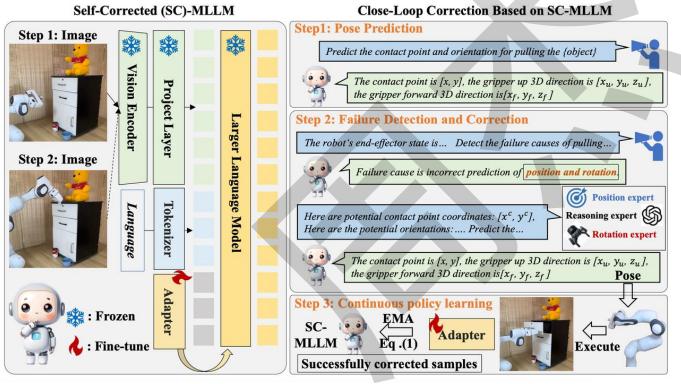
- Searcher:
 - □ 根据目标任务查询Action,从Action库里面搜索,大于一定阈值则选择该Action
 - □ 找不到,则新建一个Action,生成Action的动作

- Evaluator
 - □ 评测当前Action是否可行
 - □ 更新到知识库

RoboCoder: Robotic Learning from Basic Skills to General Tasks with Large Language Models, 2024

从纠正反馈中持续学习

□ 面对新的任务或者实例对象时,缺乏从纠正反馈中学习的能力



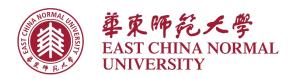
犯一次错是无知, 犯两次错是愚蠢。

如下的步骤不断迭代:

- 1) 多模态大模型生成操作, 包含位置和方向
- 2) 专家纠正模型预测结果
- 3) 纠正后数据用于微调多模态大模型

Self-Corrected Multimodal Large Language Model for End-to-End Robot Manipulation





目录 | CONTENT

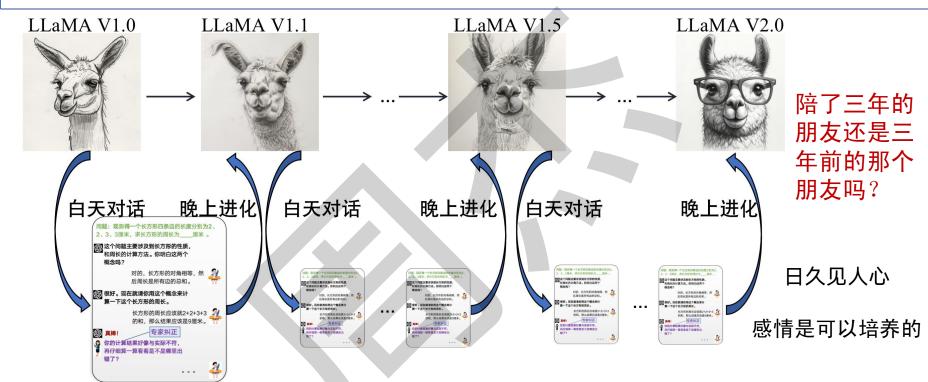
- 持续学习背景介绍
- 大模型持续学习
- 持续学习发展趋势

自主(Autonomous)持续学习

- □ 现实世界是开放和动态的环境,充满了未知,最终AI智能体需要自主学习开放环境 持续学习(SOLA)
 - □ SOLA: 在模型部署后,模型自动和持续地使用自主和自我监督方式来适应为止的环境
- 口 自我驱动: 发现并学习未知的物品
 - 口 好奇心是人类学习的内在驱力
- □ 自我监督: 利用智能体自己收集训练数据
 - □ 和人、其他智能体和环境进行交互
- □ 适应: 适应新的/分布外的环境
 - □ 需要计划、动作和风险评估

Liu, Mazumder, Robertson and Grigsby. AI Autonomy: Self-Initiated Open-World Continual Learning and Adaptation. AI Magazine, May 21, 2023

可持续学习的个性化大模型



大模型存在最大挑战:

- 口 缺少数据,尤其是过程交互数据
- 口 共用一个大模型,无法实现真正个性化

- □ 一边收集数据一边更新模型
- 口 "长久陪伴"实现"一人一模型"
- 口 人机共同成长,实现"<mark>人机共生</mark>"

