AutoTIR: Autonomous Tools Integrated Reasoning via Reinforcement Learning

AutoTIR: 通过三阶段RL训练具备多工具自主选择的能力

Yifan Wei^{1,2}, Xiaoyan Yu³, Yixuan Weng⁴, Tengfei Pan², Angsheng Li^{1†}, Li Du^{2†}

¹Beihang University ²BAAI ³Beijing Institute of Technology ⁴Westlake University weiyifan@buaa.edu.cn, angsheng@buaa.edu.cn, duli@baai.ac.cn

代码: https://github.com/weiyifan1023/AutoTIR

简介

本文提出AutoTIR,即用RLVR范式训练multi-tool TIR,作者的目标是让Irm学会自主选择工具的同时,尽量保留其原有的指令追随能力。我个人认为本文的训练流程最能体现出作者的意图,将GRPO训练分为三个阶段,每个阶段对应一种工具明确的数据集: 1) MuSiQue数据集,强化Irm在知识密集型任务中调用Wiki search工具; 2)ToRL和Math-DAPO数据集,引导Irm在数学推理任务中使用Python解释器; 3) NQ和指令跟随数据,训练Irm识别哪些问题可以直接用语言能力解决,避免滥用工具。通过这种按任务类型分阶段训练的方式,让Irm逐步具备"用或不用工具、用哪种工具"的能力。

背景

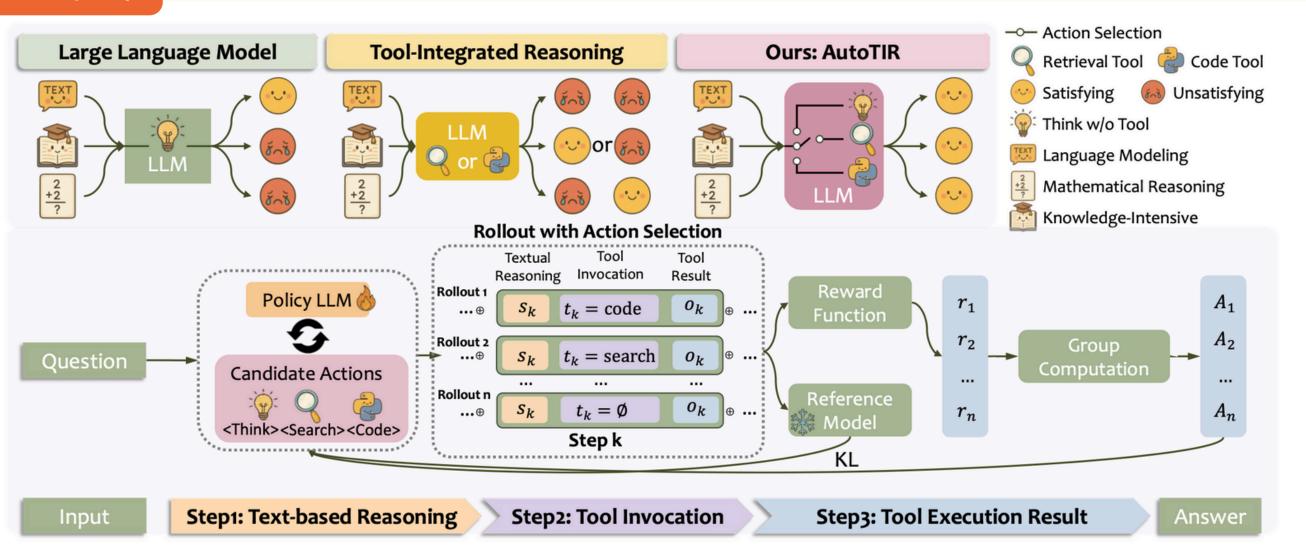
本文属于TIR(tool-integrated reasoning) with RLVR领域的工作,更确切地说是multi-tool TIR,因为要让Irm学会Wikipedia search和Python解释器两个工具,但需要注意的是,训练数据中的每个query最多只需要使用一种工具,因此虽然经过GRPO训练后的Irm具备使用两种工具的能力,但在推理过程中,对于单个query,它的reasoning trajectory 中仍然只会调用一种工具(或完全不调用工具),并不会出现两种工具组合调用。

实验设置

- 两个工具: Wikipedia search和Python解释器
- 三类训练集: 学会调用Wiki search的MuSiQue、学会调用Python解释器的ToRL和Math-DAPO、保持语言模型能力防止滥用工具的NQ和指令跟随数据集
- RL算法: GRPO reward: $r = 0.1 \times r_{\rm act} + 0.9 \times r_{\rm out}$

| Model | Knowledge-Intensive Domain | | | | Mathematical Domain | | | | Open Domain | | |
|---------------------------------------|-----------------------------------|--|---------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|-------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|
| | HotpotQA EM | 2Wiki EM | MuSiQ EM | Bamb EM | AIME24 EM | AIME25 EM | MATH500 EM | GSM8K EM | LogiQA Acc | IFEval SAcc | AVG |
| Qwen2.5-7B-Instruct | 19.27 | 25.49 | 3.60 | 10.40 | 0.00 | 0.00 | 20.40 | 18.57 | 52.99 | 67.65 | 21.84 |
| Naive RAG Iter-RetGen IRCoT | 32.18 34.65 30.52 | 25.62 27.81 21.29 | 6.41 8.23 7.16 | 19.20 20.00 22.40 | 0.00 3.33 0.00 | 0.00 0.00 0.00 | 17.40 17.18 11.80 | 17.13 16.83 31.46 | 48.54 48.69 35.79 | 71.35 71.53 28.84 | 23.78 24.83 18.93 |
| SimpleRL-Zero Eurus-2-7B-PRIME | 4.42 11.52 | 12.03 22.53 | 1.37 1.82 | 14.40 12.00 | 26.67 16.67 | 16.67 13.33 | 60.00 <u>62.00</u> | 84.76 90.07 | 35.48 43.78 | 7.76 20.52 | 26.36 29.42 |
| ToRL Search-R1 IKEA ReSearch | 1.12 35.41 26.75 42.17 | 0.49 31.23 23.51 44.79 | 0.37 15.18 14.23 21.27 | 4.00 40.00 23.20 41.60 | 33.30 13.33 13.33 0.00 | 10.00 3.33 3.33 0.00 | 58.40 36.00 42.40 32.00 | 81.96 56.18 48.14 47.54 | 39.02 47.31 50.23 37.94 | 13.12 14.60 28.65 19.22 | 24.18 29.26 27.38 28.65 |
| AutoTIR | 43.15 | 44.47 | 23.58 | 43.20 | 33.33 | 16.67 | 62.60 | 88.48 | 53.56 | 51.02 | 46.01 |

AutoTIR框架



思考

说实话读完论文后,我一开始并没有看出本文与其他TIR工作在"创新"上的区别,花了不少时间思考AutoTIR中的"Auto"究竟体现在哪,直到在实验章节才逐渐理清思路:作者通过精心设计的三阶段训练流程,分别用不同类型的数据教会模型在特定任务中调用搜索工具、代码工具,以及不调用工具推理回答。使得训练后的Irm能够根据query自主判断是否需要工具、以及该调用哪一种工具,体现出了Autonomous