

DeepSeek-R1：通过强化学习激发LLM的推理能力

DeepSeek AI

research@deepseek.com

摘要

我们介绍了我们的第一代推理模型DeepSeek-R1-Zero和DeepSeek-R1。DeepSeek-R1-Zero是一个通过大规模强化学习（RL）训练的模型，没有作为初步步骤的监督微调（SFT），表现出卓越的推理能力。通过RL, DeepSeek-R1-Zero自然会出现许多强大而有趣的推理行为。然而，它遇到了可读性差和语言混合等挑战。为了解决这些问题并进一步提高推理性能，我们引入了DeepSeek-R1，它在RL之前结合了多阶段训练和冷启动数据。DeepSeekR1在推理任务上的性能与OpenAI-ol-1217相当。为了支持研究社区，我们开源了DeepSeek-R1-Zero、DeepSeek-R1，以及基于Qwen和Llama从DeepSeek-R2中提取的六个密集模型（1.5B、7B、8B、14B、32B、70B）。

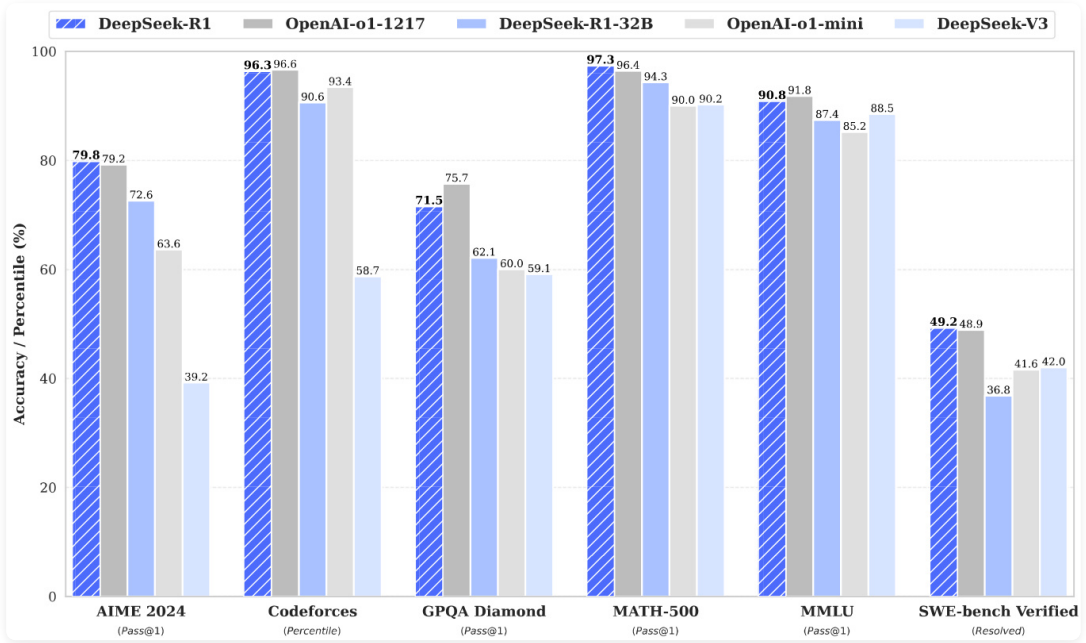


图1|DeepSeek-R1的基准性能。

内容

1 引言3

1.1 贡献4

1.2 评价结果汇总4

2 方法5

2.1 概述5

2.2 DeepSeek-R1-Zero：基于基础模型5的强化学习

2.2.1 强化学习算法5

2.2.2 奖励建模6

2.2.3	培训模板	6
2.2.4	DeepSeek-R1-Zero 6的性能、自演化过程和Aha时刻	
2.3	DeepSeek-R1：冷启动强化学习	9
2.3.1	冷启动。	9
2.3.2	面向推理的强化学习	10
2.3.3	拒收取样和监督微调。	10
2.3.4	所有场景的强化学习。	11
2.4	蒸馏：赋予小模型推理能力。	11

3实验11

3.1	DeepSeek-R1评估	13
3.2	蒸馏模型评估	14

一、讨论14

4.1	蒸馏与强化学习	14
4.2	次失败的尝试	15

5结论、局限性和未来工作16

A Contributions and Acknowledges 20·Others:DeepSeek-R1也擅长各种任务，包括创意写作、一般问答、编辑、总结等。它实现了令人印象深刻的长度控制胜率87.6%AlpacaEval 2.0和胜率92.3%在ArenaHard上，展示了其智能处理非面向考试的查询的强大能力。此外，DeepSeek-R1在需要长上下文理解的任务上表现出色，在长上下文基准测试上大大优于DeepSeek-V3。

2.方法

2.1.概述

之前的工作在很大程度上依赖于大量的监督数据来提高模型性能。在这项研究中，我们证明了即使不使用监督微调（SFT）作为冷启动，通过大规模强化学习（RL）也可以显著提高推理能力。此外，通过包含少量冷启动数据，可以进一步提高性能。在以下部分中，我们将介绍：（1）DeepSeek-R1-Zero，它直接将RL应用于基础模型，而不需要任何SFT数据，以及（2）DeepSeek-R1，它从一个检查点开始应用RL，该检查点经过数千个长思维链（CoT）示例的微调。3）将DeepSeek-R1的推理能力提取到小型密集模型中。

2.2.DeepSeek-R1-Zero：基于基础模型的强化学习

强化学习在推理任务中表现出了显著的有效性，正如我们之前的工作所证明的那样（Shao等人，2024；Wang等人，2023）。然而，这些工作在很大程度上依赖于监督数据，而这些数据的收集需要耗费大量时间。在本节中，我们将探讨LLM在没有任何监督数据的情况下发展推理能力的潜力，重点关注它们通过纯强化学习过程的自我进化。我们首先简要概述了我们的RL算法，然后介绍了一些令人兴奋的结果，并希望这能为社区提供有价值的见解。

2.2.1.强化学习算法

集团相关策略优化为了节省培训成本RL，我们采用了组相对策略优化（GRPO）（Shao等人，2024），它放弃了通常与策略模型大小相同的批评模型，而是根据组分数估计基线。具体来说，对于每个问题 q ，GRPO对一组输出进行采样 o_1, o_2, \dots, o_G 从旧政策 $\pi_{\theta_{old}}$ ，然后优化策略模型 π_{θ} 通过最大化以下目标：

$$\begin{aligned}\mathcal{I}_{GRPO}(\theta) &= \mathbb{E}[q \sim P(Q), \{\sigma_i\}_{i=1}^G \sim \pi_{\theta_{old}}(O|q)] \\ &\frac{1}{G} \sum_{i=1}^G \left(\min \left(\frac{\pi_{\theta}(\sigma_i|q)}{\pi_{\theta_{old}}(\sigma_i|q)} A_i, \text{clip} \left(\frac{\pi_{\theta}(\sigma_i|q)}{\pi_{\theta_{old}}(\sigma_i|q)}, 1 - \varepsilon, 1 + \varepsilon \right) A_i \right) - \beta \mathbb{D}_{KL}(\pi_{\theta} || \pi_{ref}) \right), \\ \mathbb{D}_{KL}(\pi_{\theta} || \pi_{ref}) &= \frac{\pi_{ref}(o_i|q)}{\pi_{\theta}(o_i|q)} - \log \frac{\pi_{ref}(o_i|q)}{\pi_{\theta}(o_i|q)} - 1,\end{aligned}$$

哪里 ε 和 β 是超参数，以及 A_i 是使用一组奖励计算的优势吗 r_1, r_2, \dots, r_G 对应于每个组内的输出：

$$A_i = \frac{r_i - \text{mean}(\{r_1, r_2, \dots, r_G\})}{\text{std}(\{r_1, r_2, \dots, r_G\})}.$$