中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

自然语言处理

第10讲 推理(reasoning)模型

王 石 资康莉 刘 瑜

2026年春季课程

https://ictkc.github.io/teaching/

第十讲
推理(reasoning)模型

中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目 录

什么是推理模型

一个班有 30 人，男生比女生多 6 人，男生和女生各多少人?

男生18人，女生12人

设女生x人，男生x+6人，总人数x+x+6=30，
x=12，
所以男生18人，女生12人

什么是推理模型

- 会分解问题
- 会生成中间步骤
- 会检查或修正答案
- 会在推理阶段消耗更多计算量
- 更适合数学、代码、逻辑和复杂决策任务

为什么需要推理模型

用户

oyfjdnisdr rtqwainr acxz mynzbhhx → Think step by step

Use the example above to decode:

oyekaijzdf aaptcg suaokybhai ouow aqht mynznvaatzacdfoulxxz

GPT-4o

A possible division could be:

- oyekaijzdf
- aaptcg
- suaokybhai
- ouow
- aqht
- mynznvaatzacdfoulxxz

However, to make a meaningful decoding, I would need more context about the transformations or letter shifting that might be involved.

Could you provide any additional decoding rules or transformations used in this cipher?

LLM在复杂的推理任务上仍然频繁出错

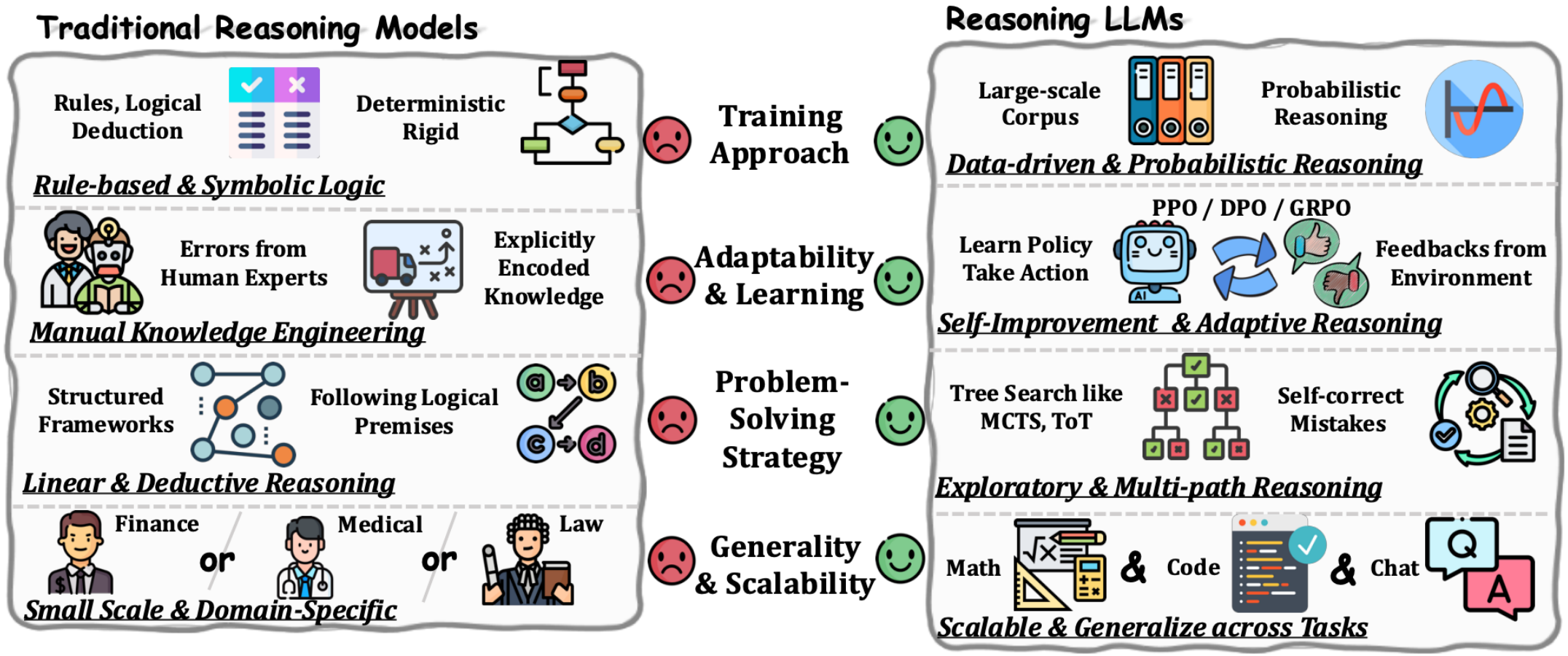
什么场景需要推理

- 数学
- 逻辑
- 代码
- 科学问答
- 推理决策

为什么LLM在上述场景表现差

- 多步骤
- 强约束
- 中间错误会传播
- 需要验证
- 答案不一定能直接记忆

传统推理模型 VS 大语言推理模型



大语言模型 VS 推理模型

模型	普通 LLM	推理模型
输出方式	直接生成答案	先思考再回答
计算方式	单次前向生成	更长推理过程
优势任务	写作、摘要、问答	数学、代码、逻辑、规划
主要问题	容易猜答案	成本更高、速度更慢
能力来源	预训练和指令微调	SFT、RL、验证器、推理时计算

为什么推理模型突然重要

- 预训练规模继续扩大，边际收益变小
- 复杂任务需要过程能力，而不是只靠知识记忆
- 数学、代码、科学任务成为模型能力竞争重点
- 推理时计算成为新的能力提升方向

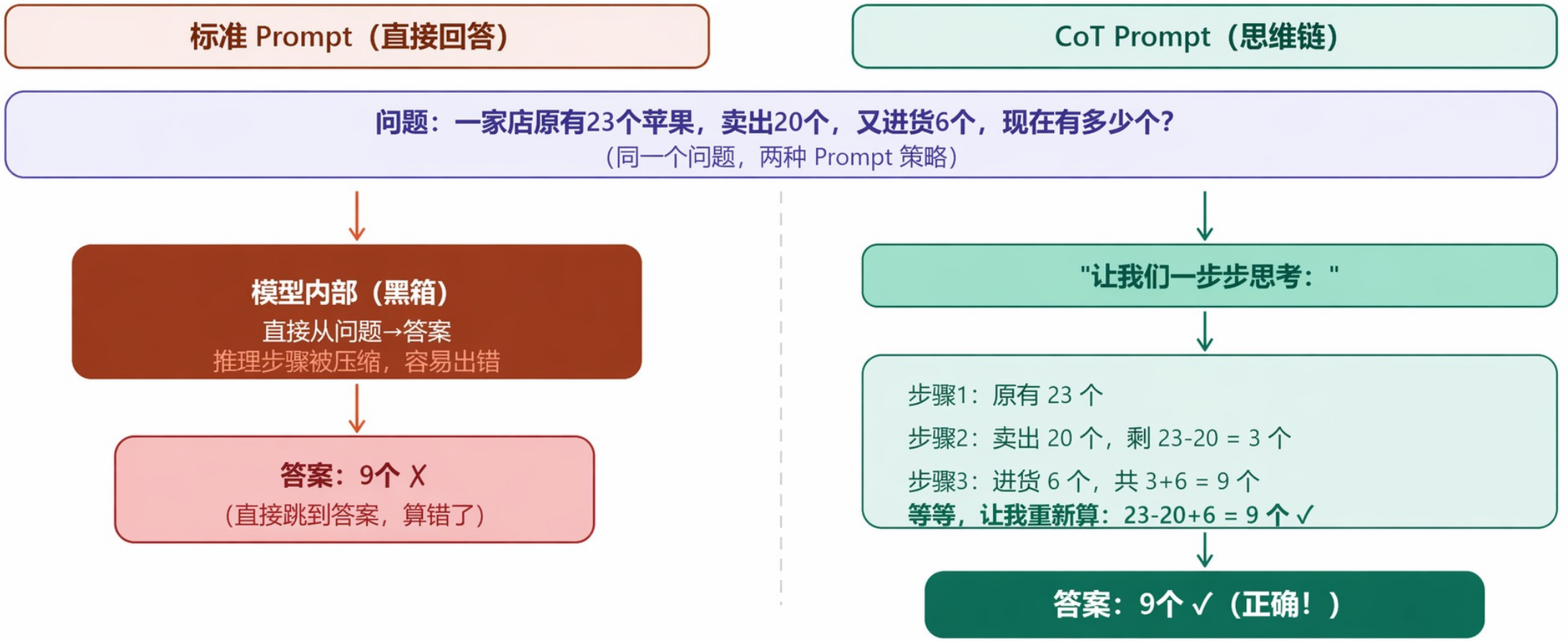
中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目 录

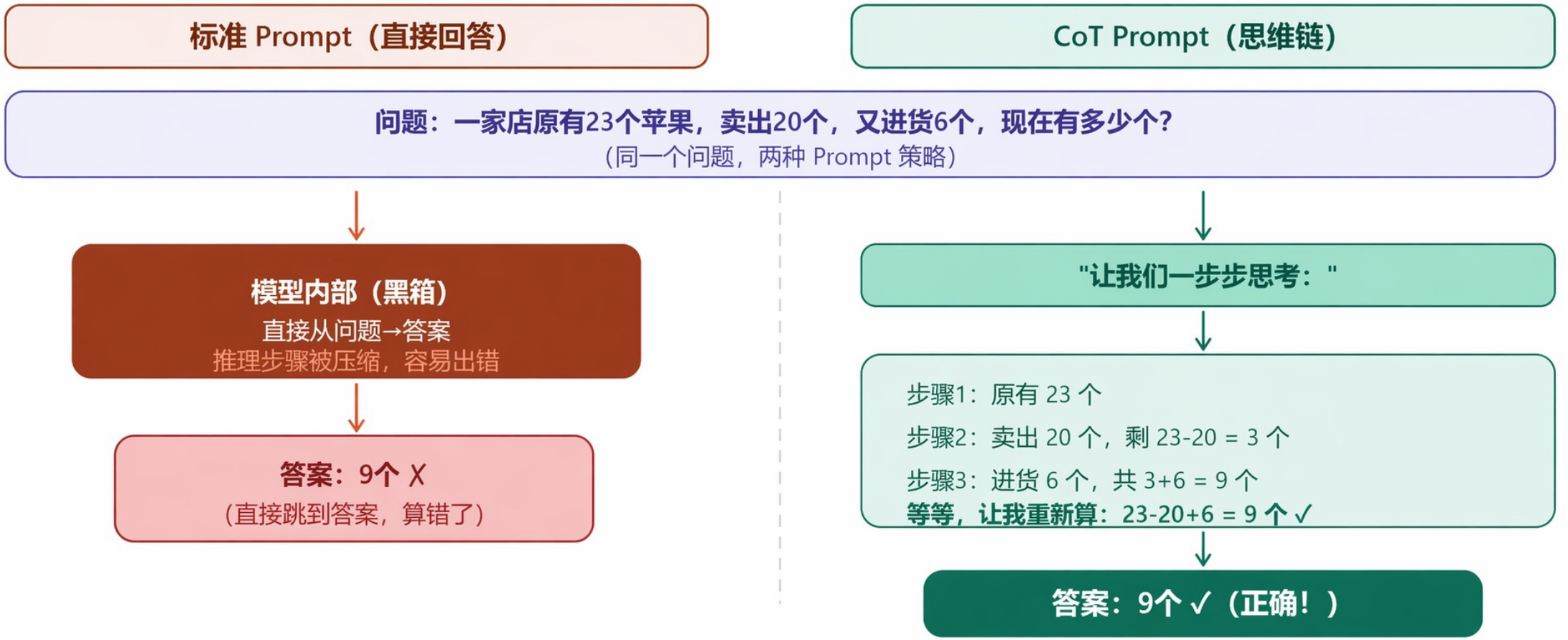
四条主线

- Prompt based：提示词引导
- Search based：生成多条候选路径
- Verification based：通过结果验证或过程验证
- Tool augmented：调用外部工具

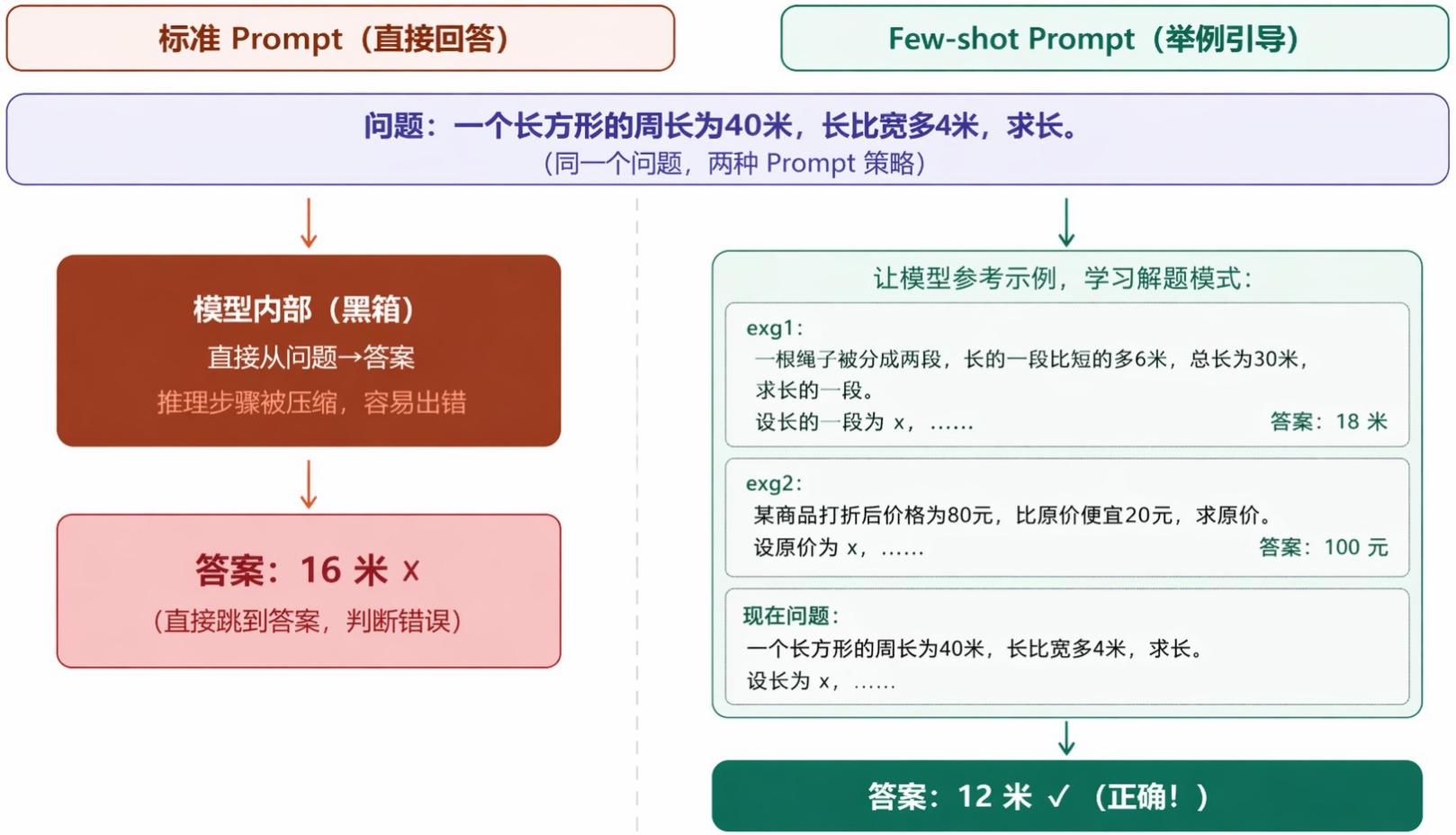
Prompt based基本思想



Zero shot prompt



Few shot prompt



CoT为什么有效

- 问题分解
- 中间步骤
- 隐式 → 显式推理
- 推理稳定性提升
- 多步依赖建模

CoT到推理模型

❑ CoT 的局限

可能只是模仿格式

推理步骤可能看起来合理但实际错误

不能保证最终答案正确

需要和 RL、Search、Verifier 结合

Prompt based优缺点

❑ 优点

低成本

灵活性强

可解释性好

通用性强

❑ 缺点

不稳定

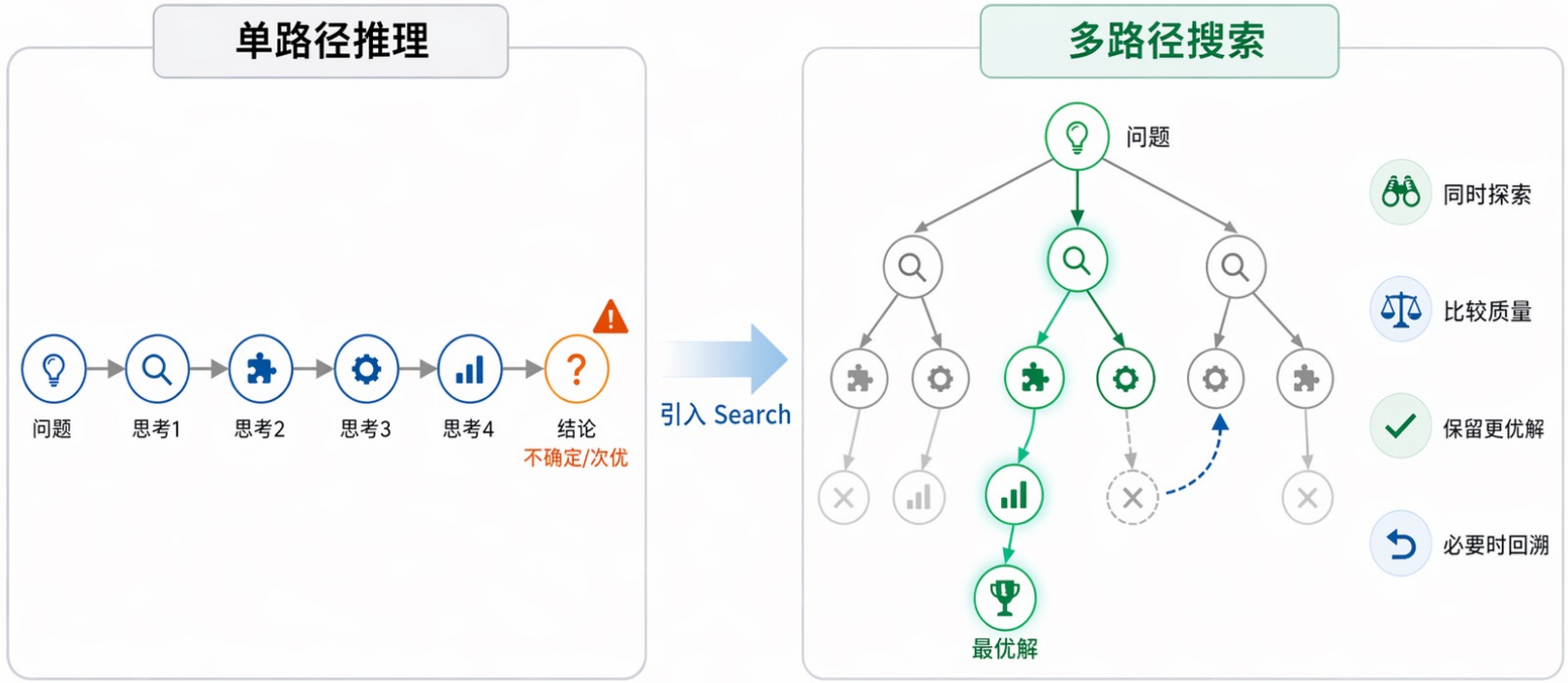
上下文依赖强

难优化

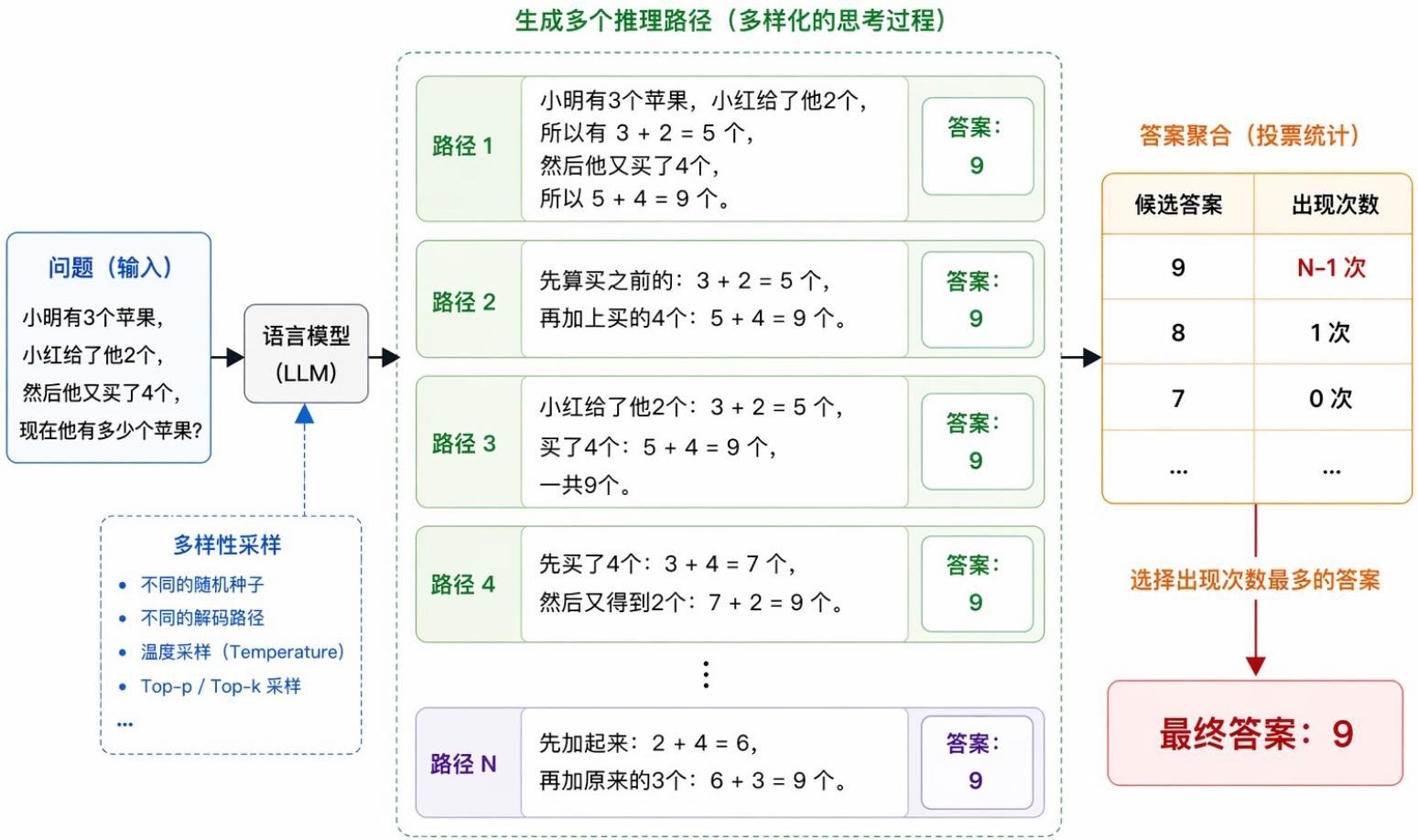
性能上限受限

Search based

- 推理不再是一条路径，而是一个探索过程

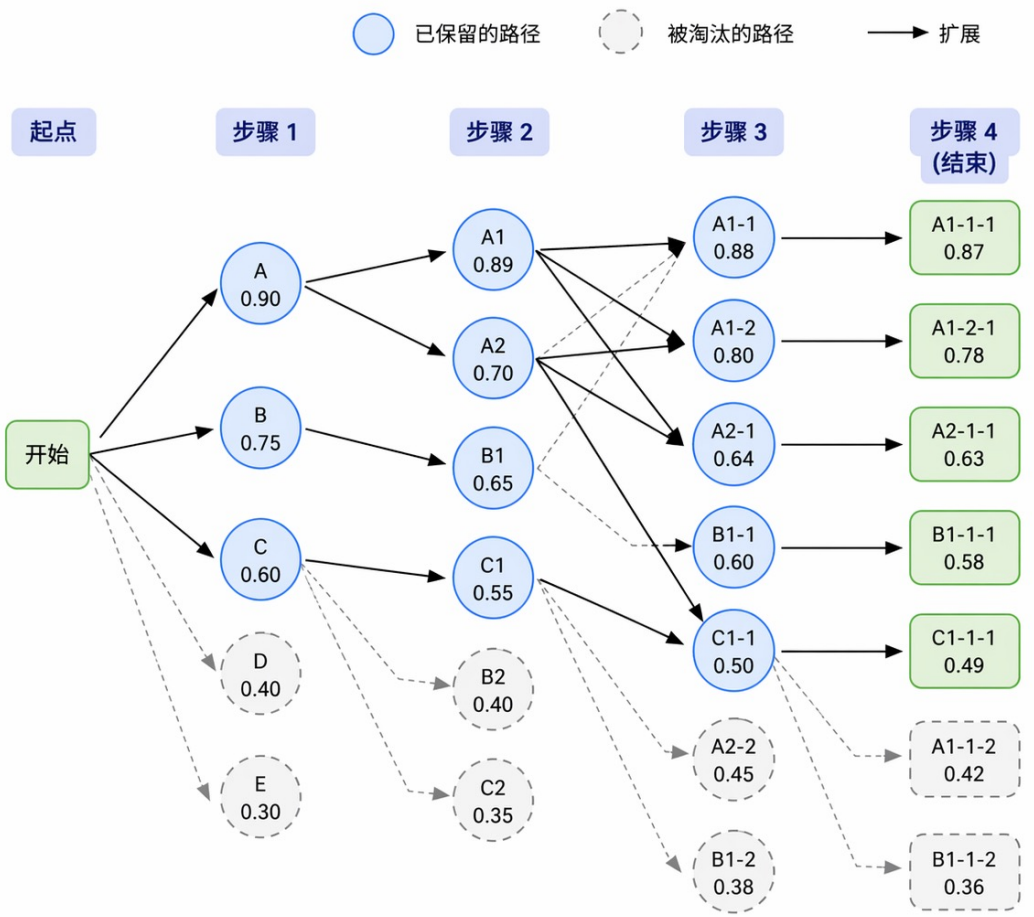


Best of N：最简单的search

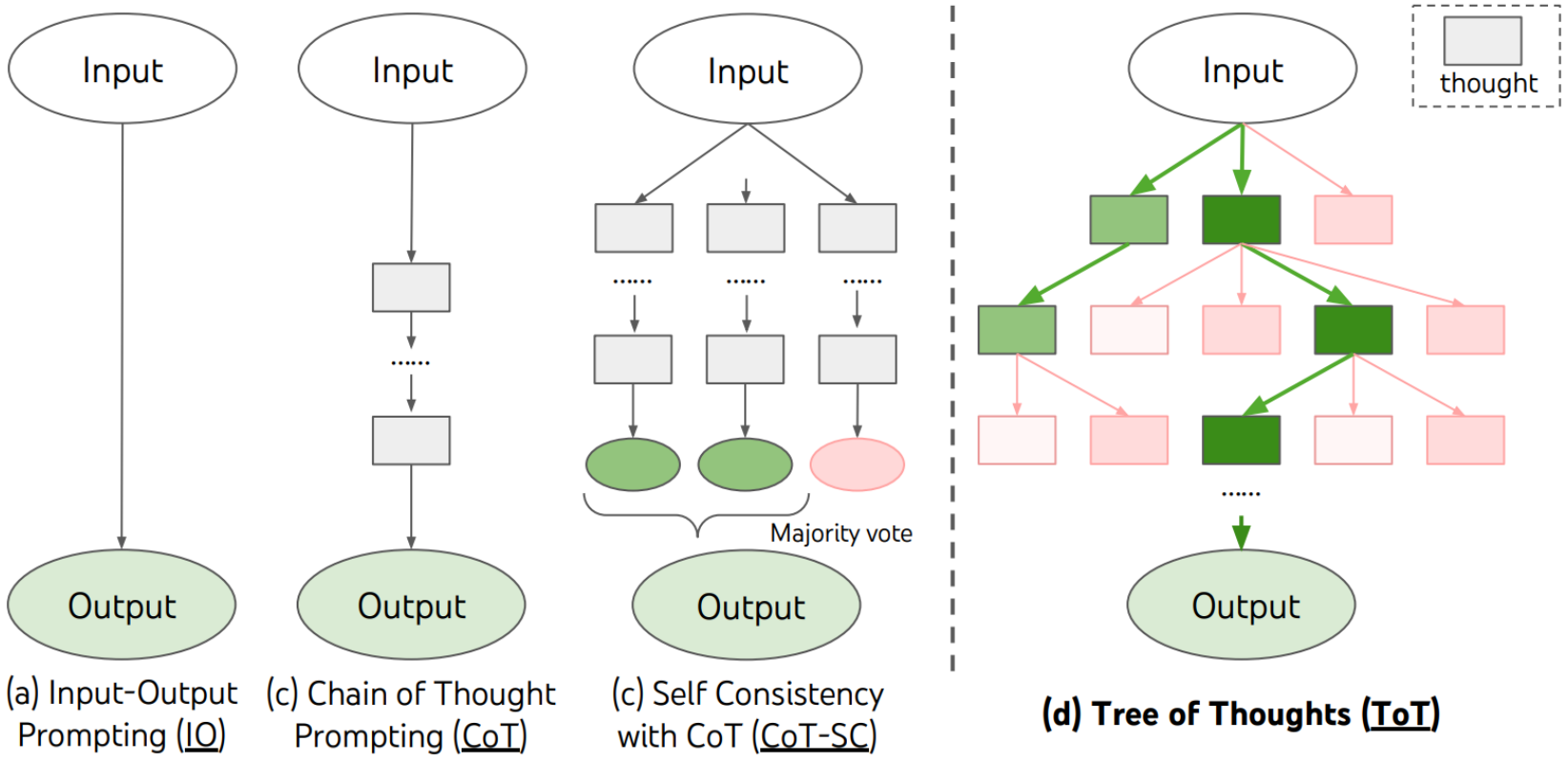


Beam Search与路径保留

- 同时保留多个高分路径
- 持续筛选更优候选



Tree of Thoughts：结构化推理搜索



Search based的局限

- 计算成本高
- 候选路径质量不稳定
- 搜索空间容易爆炸
- 需要额外评分或验证机制
- 不适合所有开放式任务

Outcome vs Process Verification

❑ Outcome

只检查最终答案

简单高效

适用于可验证任务

❑ Process

检查中间推理步骤

更细粒度

更适合复杂推理

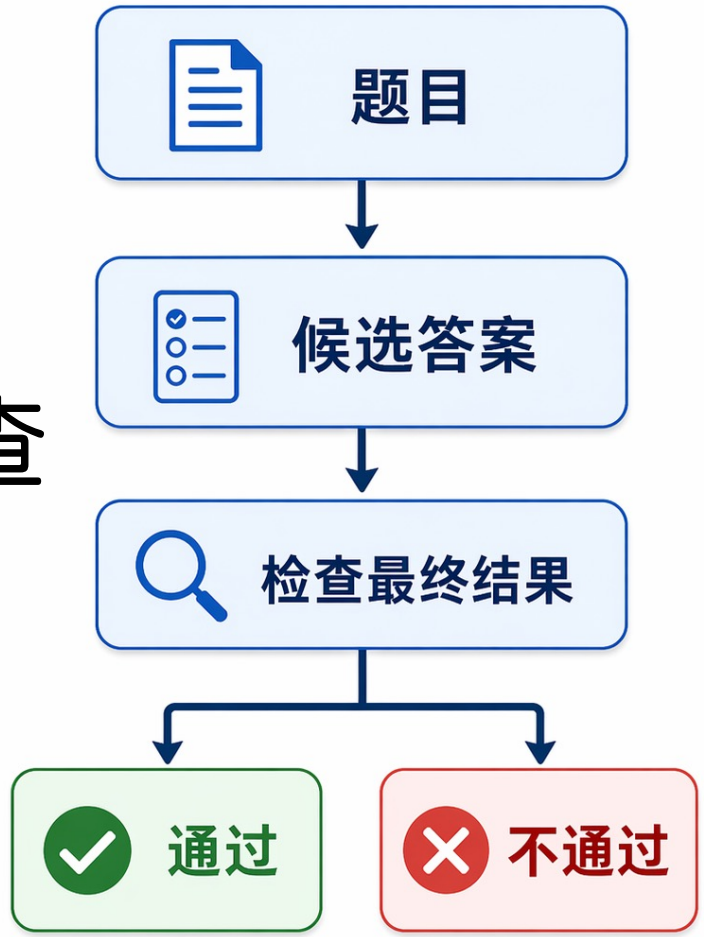
Outcome Verifier：结果级验证

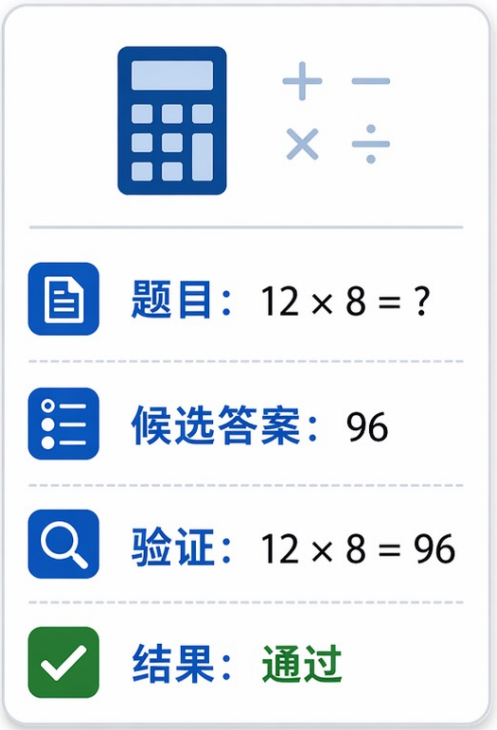
❑ 要求

最终答案是否正确

是否满足题目要求

是否能通过外部规则检查

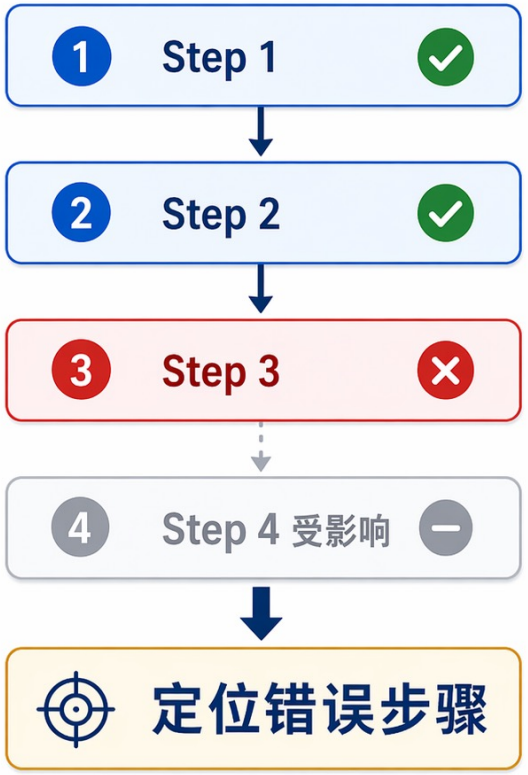




Process Verifier：过程级验证

❑ 要求

每一步是否合理
推理链是否连贯
是否存在逻辑跳跃
错误从哪一步开始出现



Outcome vs Process Verification

方法	Outcome Verification	Process Verification
检查对象	最终答案	中间步骤和最终答案
成本	较低	较高
粒度	粗	细
优点	简单高效	能定位错误
缺点	不知道错在哪里	验证成本高
适用任务	数学、代码、选择题	多步推理、复杂分析

Self Critique： 自我反思机制

❑ 基本流程

先生成一个答案

再检查答案中的问题

找出可能错误

重新修改答案

Reflection：多轮推理与修正

❑ 基本流程

第一次尝试

发现错误

调整策略

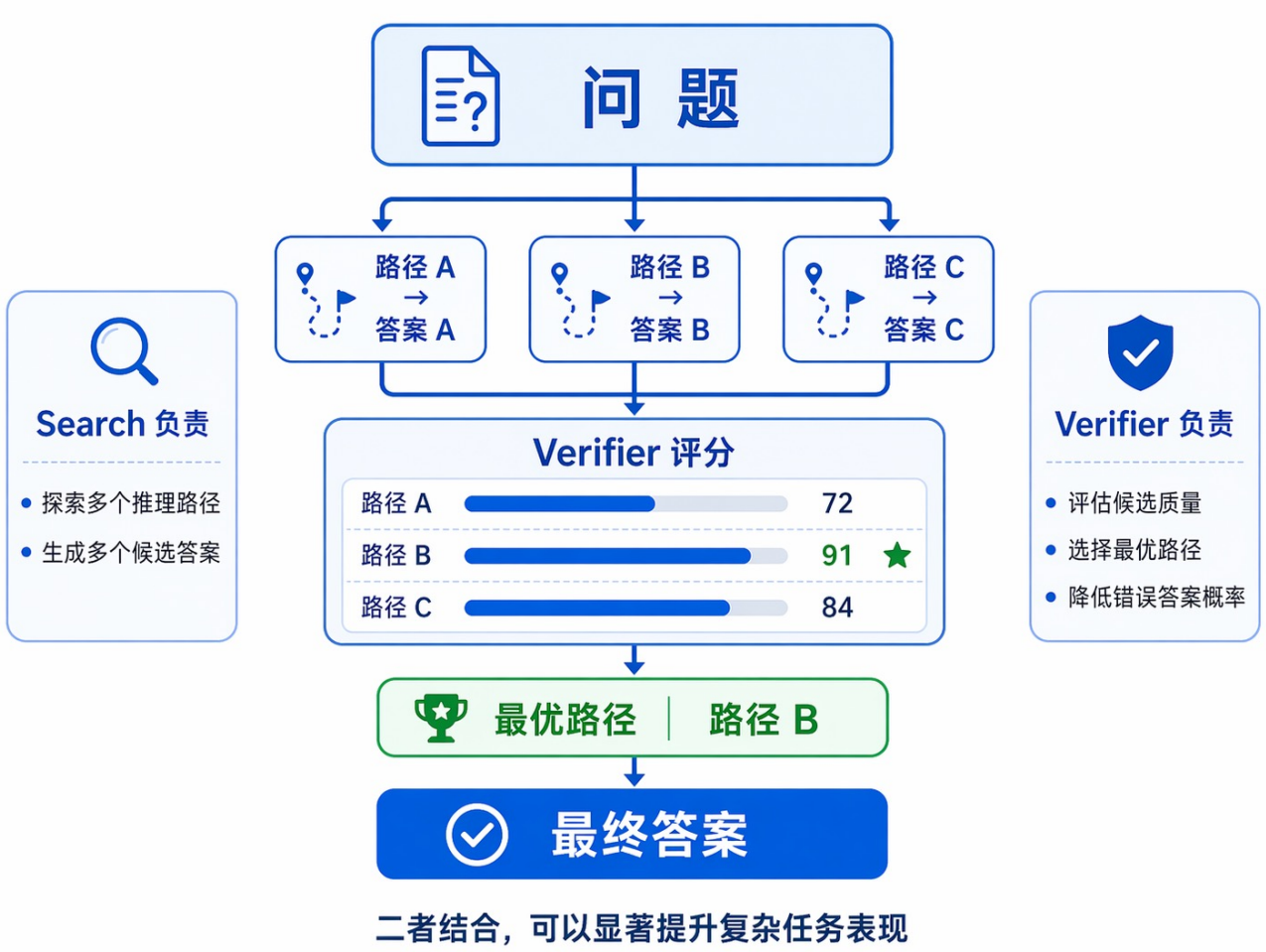
再次推理

得到更优答案

Search + Verifier

❑ Search 负责：
探索多个推理路径
生成多个候选答案

❑ Verifier 负责：
评估候选质量
选择最优路径
降低错误答案概率



Verification 的局限

- verifier 本身可能出错
- process verification 成本高
- 对开放任务难以定义“正确”
- 可能引入额外延迟

Tool augmented

- LLM 只靠内部参数，存在明显限制：

知识可能过时

计算可能出错

无法直接访问外部数据

难以执行真实操作

长任务需要外部记忆和工具支持

Tool augmented 的基本流程

❑ 流程：

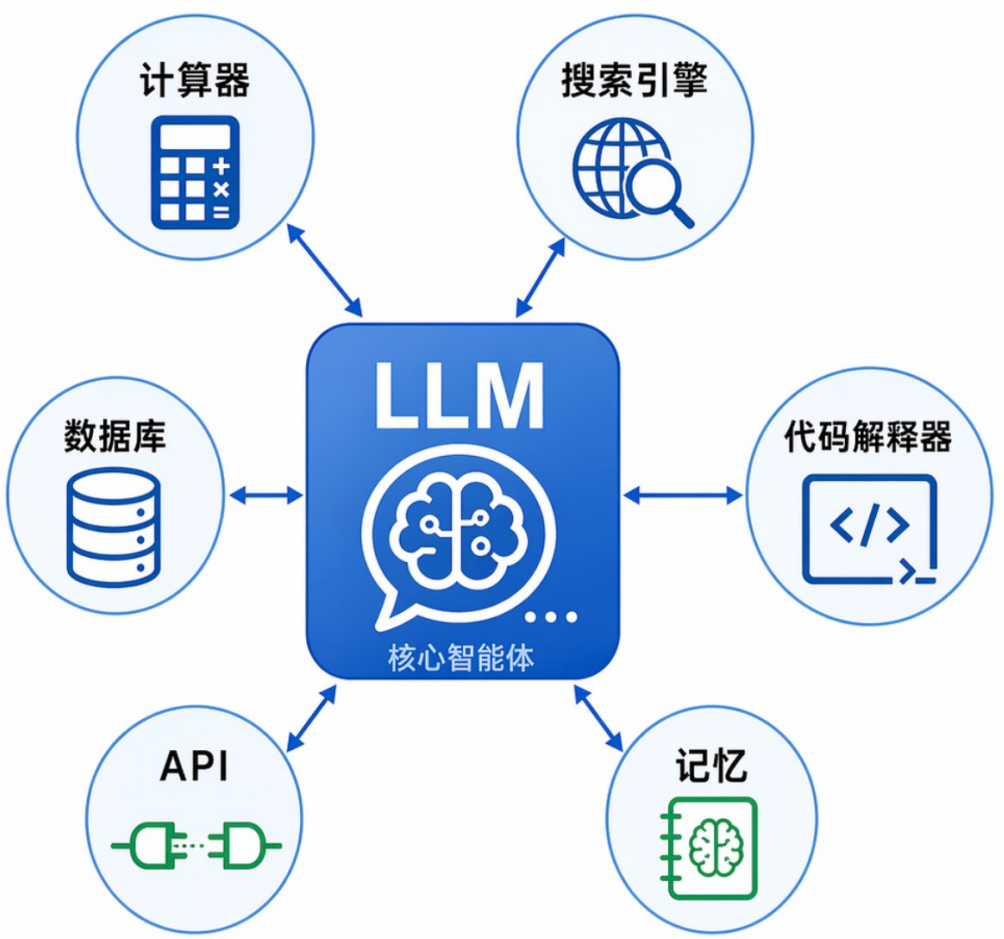
理解问题

判断是否需要工具

选择合适工具

调用工具获得结果

整合结果生成答案



常见工具类型

工具类型	作用	示例任务
搜索工具	获取最新信息	新闻、论文、价格
计算器	精确计算	数学、汇率、财务
代码执行器	运行程序	数据分析、调试代码
数据库	查询结构化数据	企业数据、知识库
API	执行真实操作	发邮件、订票、查日程
记忆工具	保存上下文	长期任务、个性化助手

代表框架

❑ 代表框架：ReAct

Reasoning：

模型先思考下一步

Acting：

模型调用工具执行动作

Tool Augmented的局限

- 知识可能过时
- 内部计算可能出错
- 无法直接访问外部信息
- 难以执行真实操作

方法对比

方法	核心思想	典型方式	优点	局限
Prompt based	通过提示词引导模型产生推理过程	Zero shot CoT、Few shot CoT、Step by step prompting	成本低、使用灵活、容易解释	不稳定，依赖提示词设计，能力上限有限
Search based	不只生成一条路径，而是探索多条推理路径	Best of N、Beam Search、Tree of Thoughts	能提升复杂任务表现，适合多路径问题	计算成本高，候选路径质量不一定好
Verification based	将生成和判断分离，用验证机制筛选答案	Outcome Verifier、Process Verifier、Self Critique、Reflection	能检查答案质量，适合数学、代码、逻辑任务	Verifier 本身可能出错，过程验证成本高
Tool augmented	让模型调用外部工具辅助推理和执行	搜索引擎、计算器、代码执行器、数据库、API、ReAct	能获取最新信息，提高计算精度，支持真实任务	工具选择可能错误，外部信息可能不可靠，系统更复杂

中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目 录

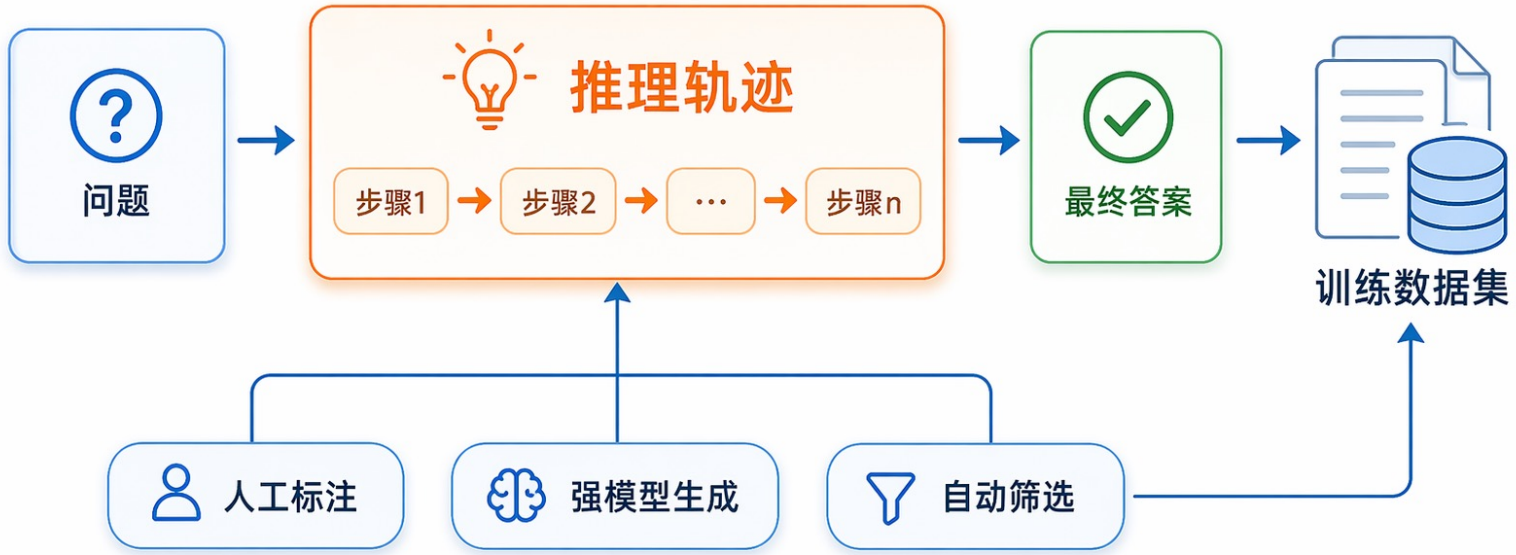
推理能力如何训练?

推理能力如何从无到有?
如何在推理阶段被放大?

模型为什么会推理?

- 推理数据
- 训练方法
- 推理能力的放大和稳定

Step1：构建推理数据



❑ 数据要求

问题-推理步骤-答案

从答案数据到过程数据

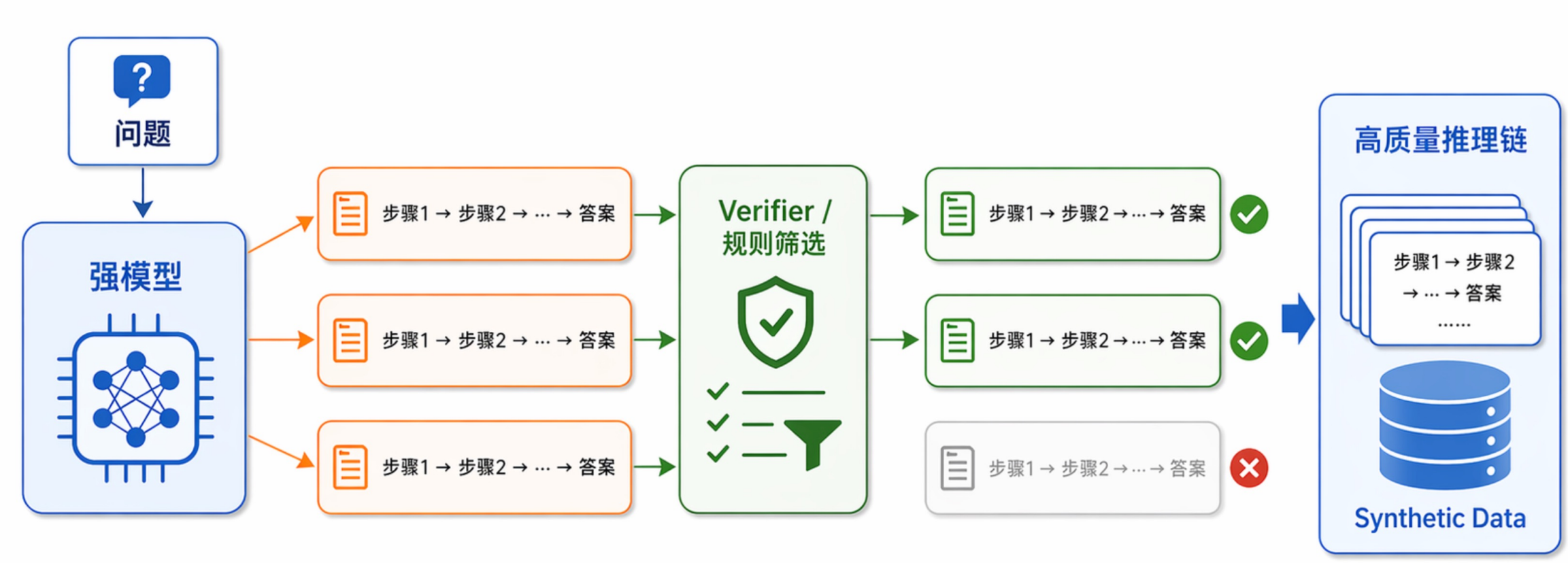
- 传统数据：

问题 -> 答案

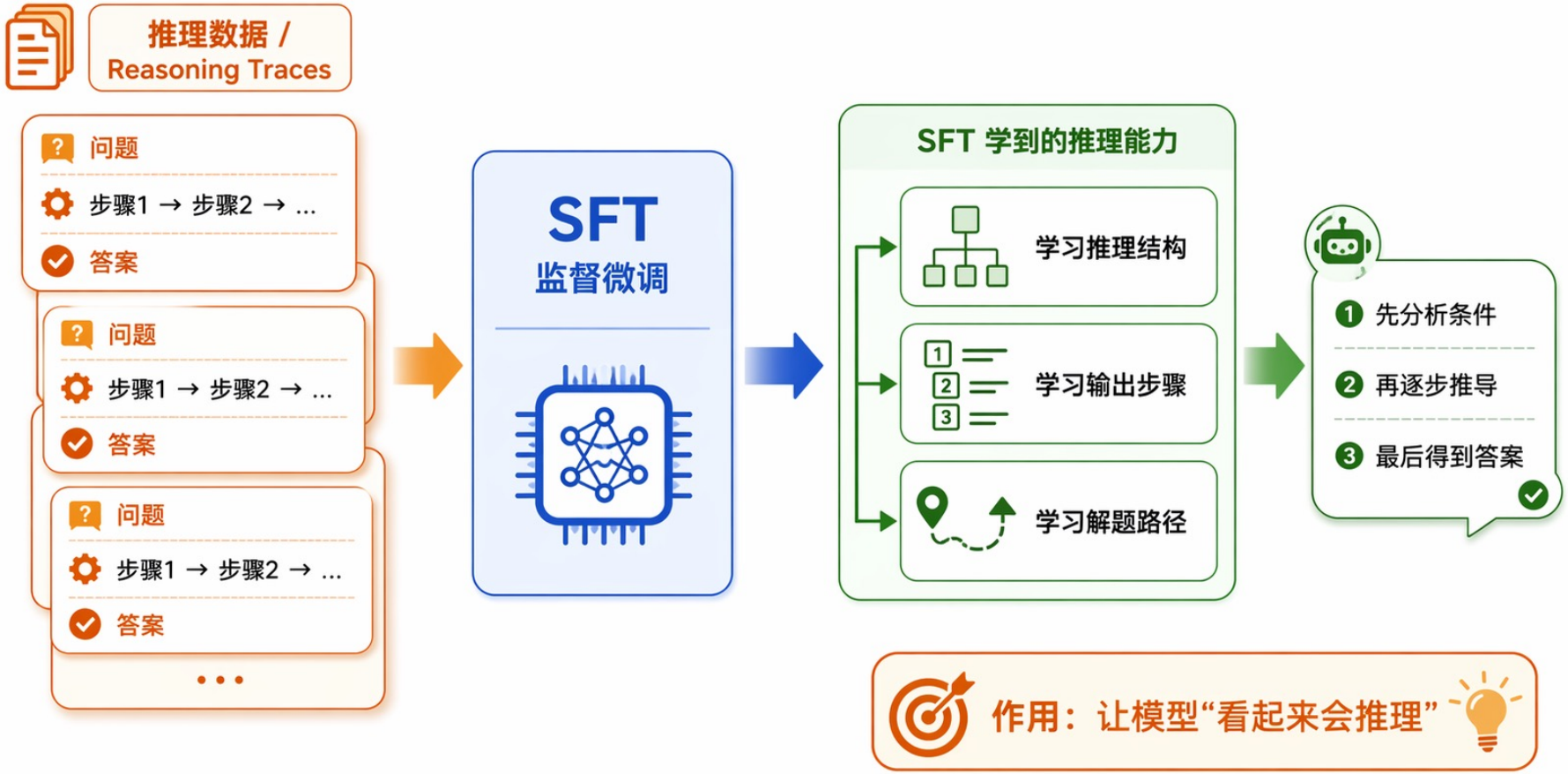
- 推理数据：

问题 -> 思考步骤 -> 答案

合成数据：用模型教模型推理



Step2：SFT 学习推理模式

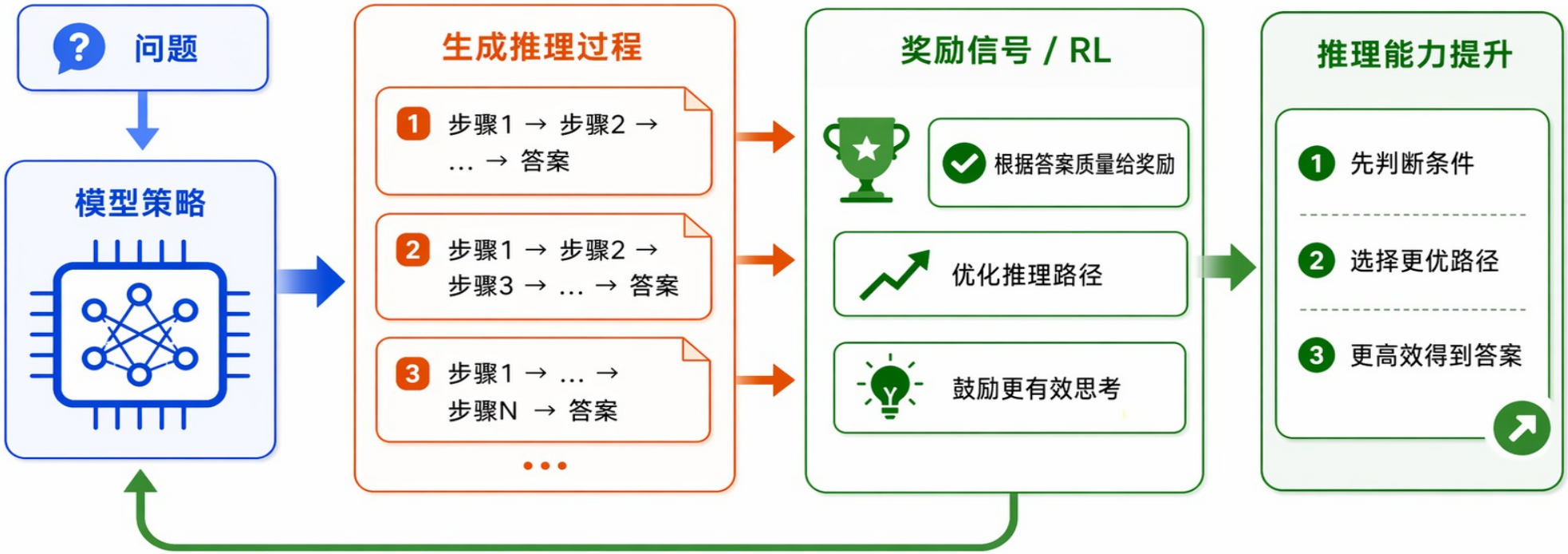


SFT 的问题

- 只是模仿，不是真正推理
- 容易学到格式
- 不一定理解逻辑
- 对复杂任务效果有限

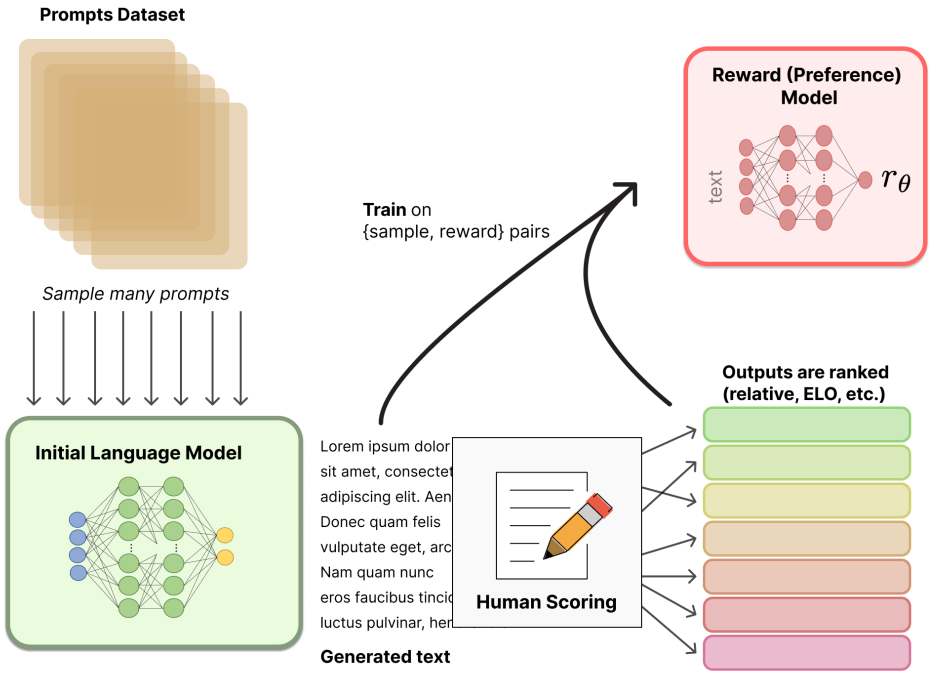
需要更强的训练机制！

Step3：强化学习激发推理能力



RLHF： 从模仿到优化

- RLHF 通过反馈信号优化模型行为



推理能力可以被“涌现”

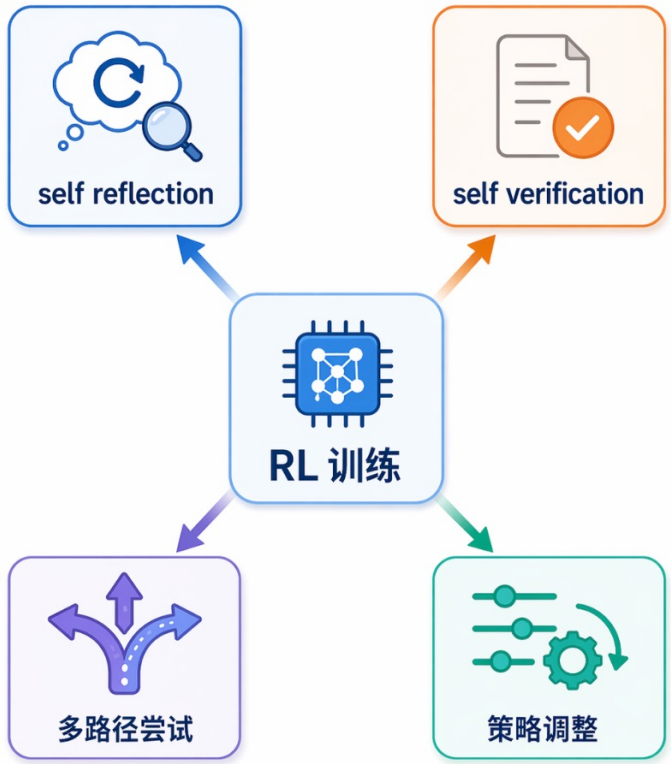
❑ 在 RL 过程中，模型会自然出现：

self reflection

self verification

多路径尝试

策略调整



为什么 RL 能产生推理能力？

- 正确答案需要多步推理
- RL 奖励驱动模型寻找有效路径
- 错误路径被惩罚
- 正确路径被强化

Step 5：推理增强

- 推理能力不仅来自训练，还来自推理阶段：

更长推理链

多路径采样

search

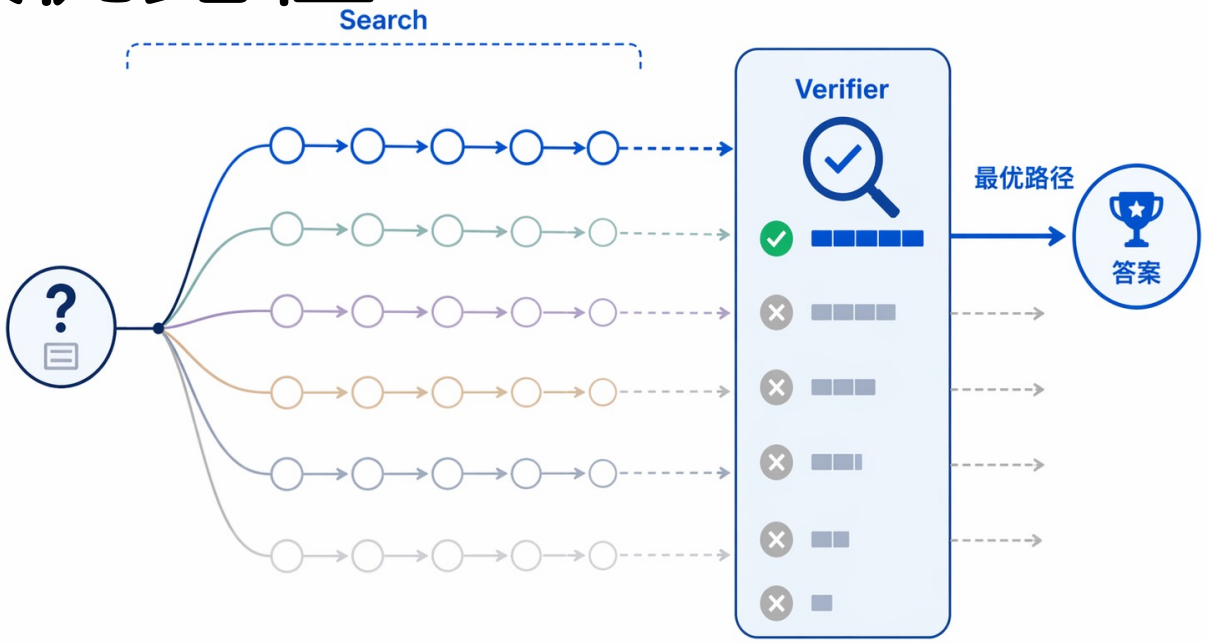
verifier

让模型“多想一会儿”

- 增加 reasoning token
- 延长思考过程
- 提升复杂任务表现

Search + Verifier：推理能力放大器

- search：探索多个路径
- verifier：选择最优路径



推理模型结构

❑ 一个完整 reasoning model 包括：

推理数据

SFT

RL

推理阶段 search

verifier

评价指标

❑ 常见任务：

数学推理：GSM8K、MATH、AIME

代码推理：HumanEval、Codeforces

科学问答：GPQA

通用知识与推理：MMLU

逻辑推理：FOLIO、LogiQA

评价指标

- 评价重点：

最终答案是否正确

推理过程是否合理

复杂任务上是否稳定

多轮修正后是否变好

成本和速度是否可接受

中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目 录

代表模型

- ChatGPT O1

- DeepSeek R1

- Gemini Thinking

ChatGPT O1

❑ 特点：

大规模强化学习训练

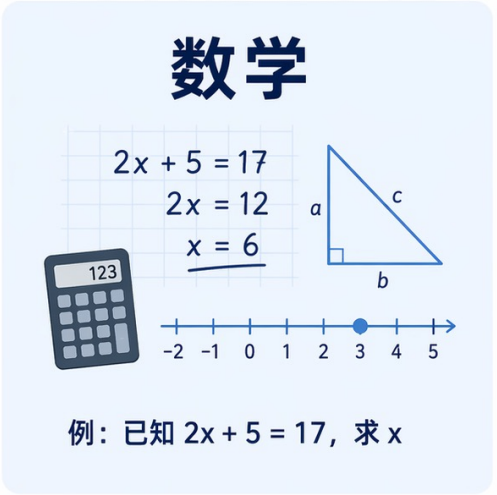
长链推理 (long CoT)

test time thinking

在数学、代码、科学任务表现强

ChatGPT O1

- 适合任务：
- 数学
- 代码
- 科学问答
- 复杂规划



ChatGPT O1

❑ 优点

强推理

复杂任务表现好

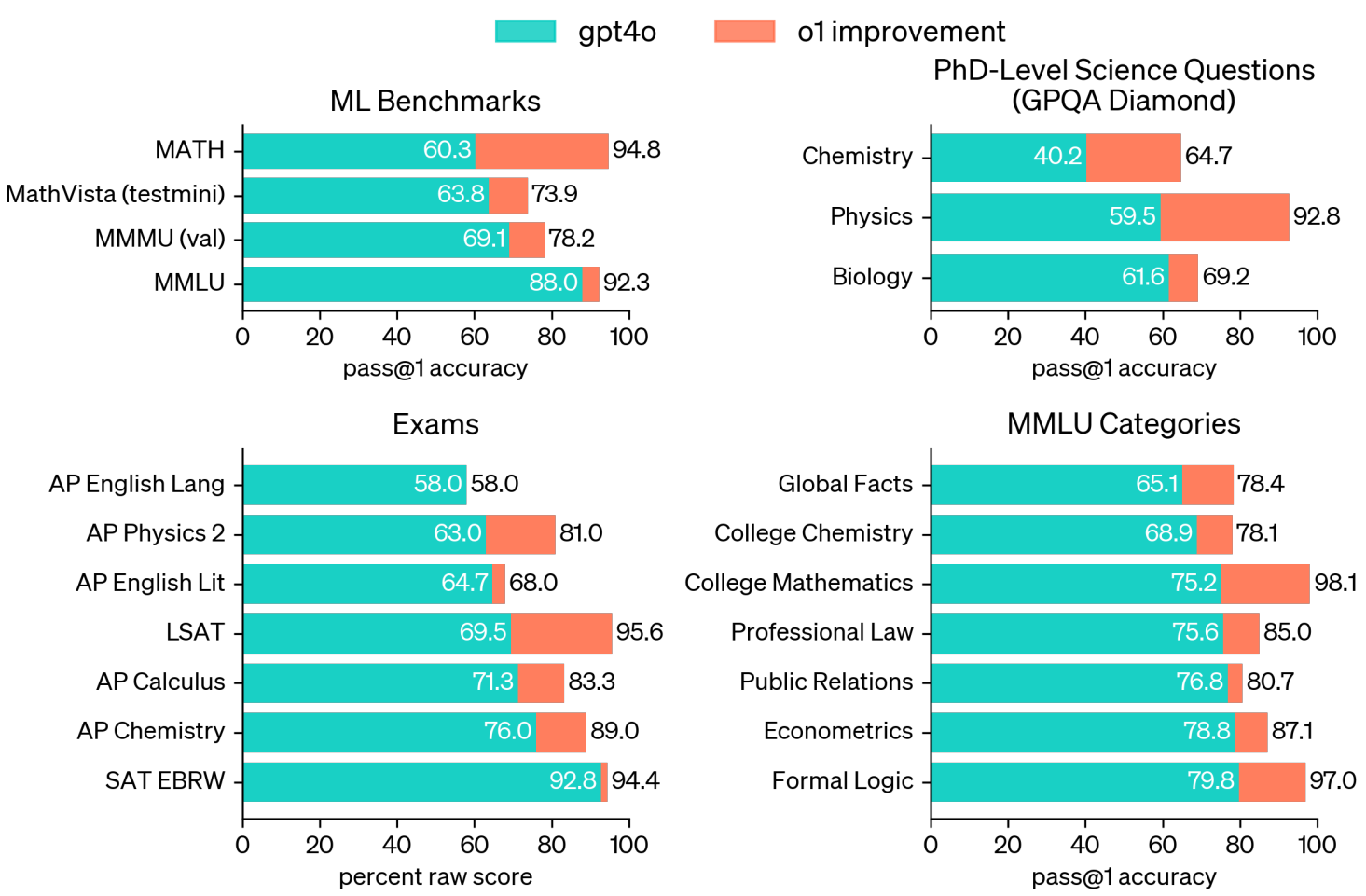
❑ 缺点

推理速度慢

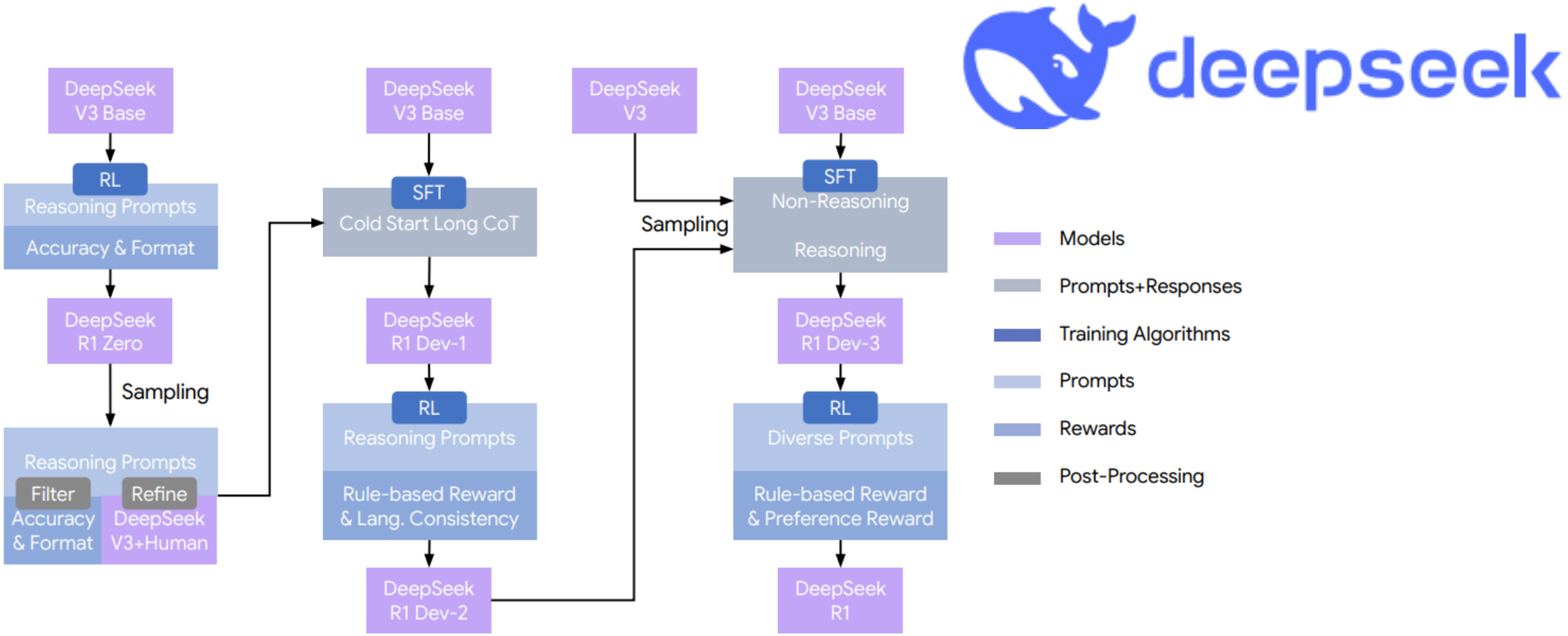
闭源

Api贵

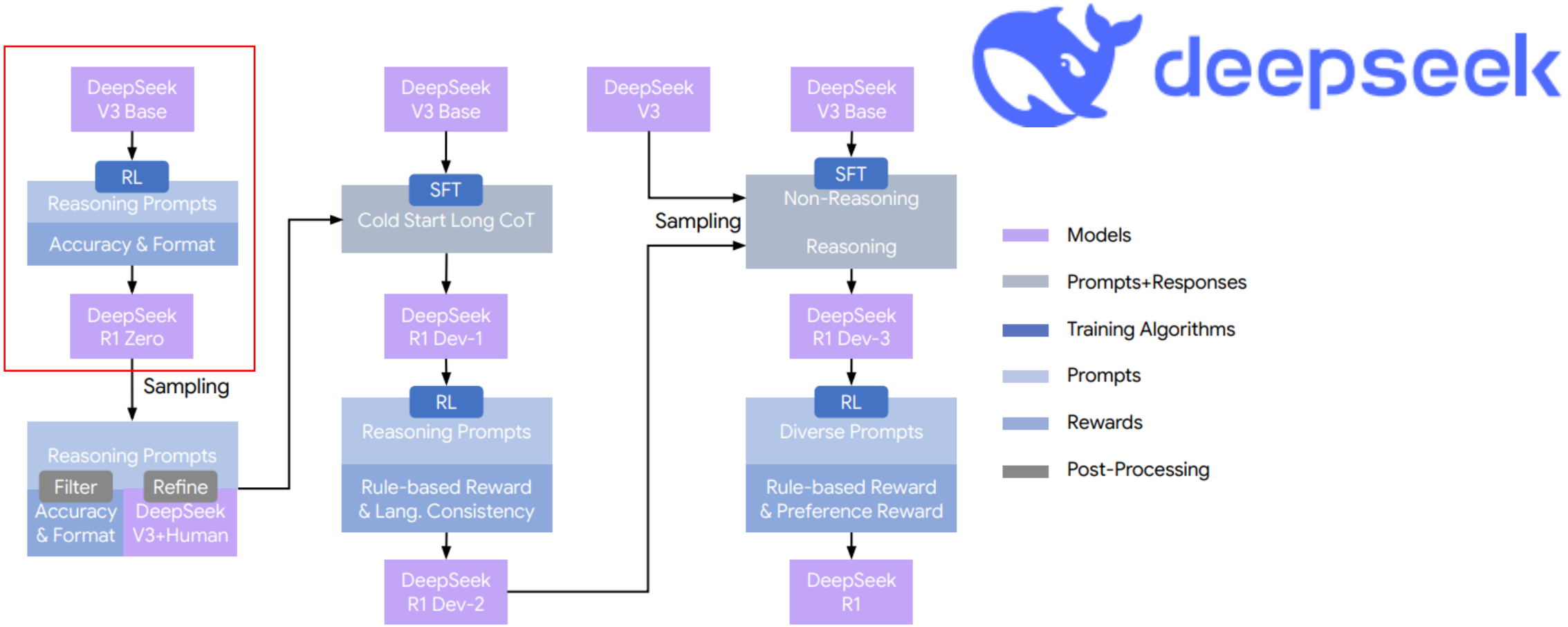
ChatGPT O1


gpt4o
o1 improvement
ML Benchmarks
MATH
MathVista (testmini)
MMMU (val)
MMLU
60.3
94.8
63.8
73.9
69.1
78.2
88.0
92.3
0
20
40
60
80
100
pass@1 accuracy
PhD-Level Science Questions
(GPQA Diamond)
Chemistry
Physics
Biology
40.2
64.7
59.5
92.8
61.6
69.2
pass@1 accuracy
Exams
AP English Lang
AP Physics 2
AP English Lit
LSAT
AP Calculus
AP Chemistry
SAT EBRW
58.0
58.0
63.0
81.0
64.7
68.0
69.5
95.6
71.3
83.3
76.0
89.0
92.8
94.4
percent raw score
MMLU Categories
Global Facts
College Chemistry
College Mathematics
Professional Law
Public Relations
Econometrics
Formal Logic
65.1
78.4
68.9
78.1
75.2
98.1
75.6
85.0
76.8
80.7
78.8
87.1
79.8
97.0
pass@1 accuracy

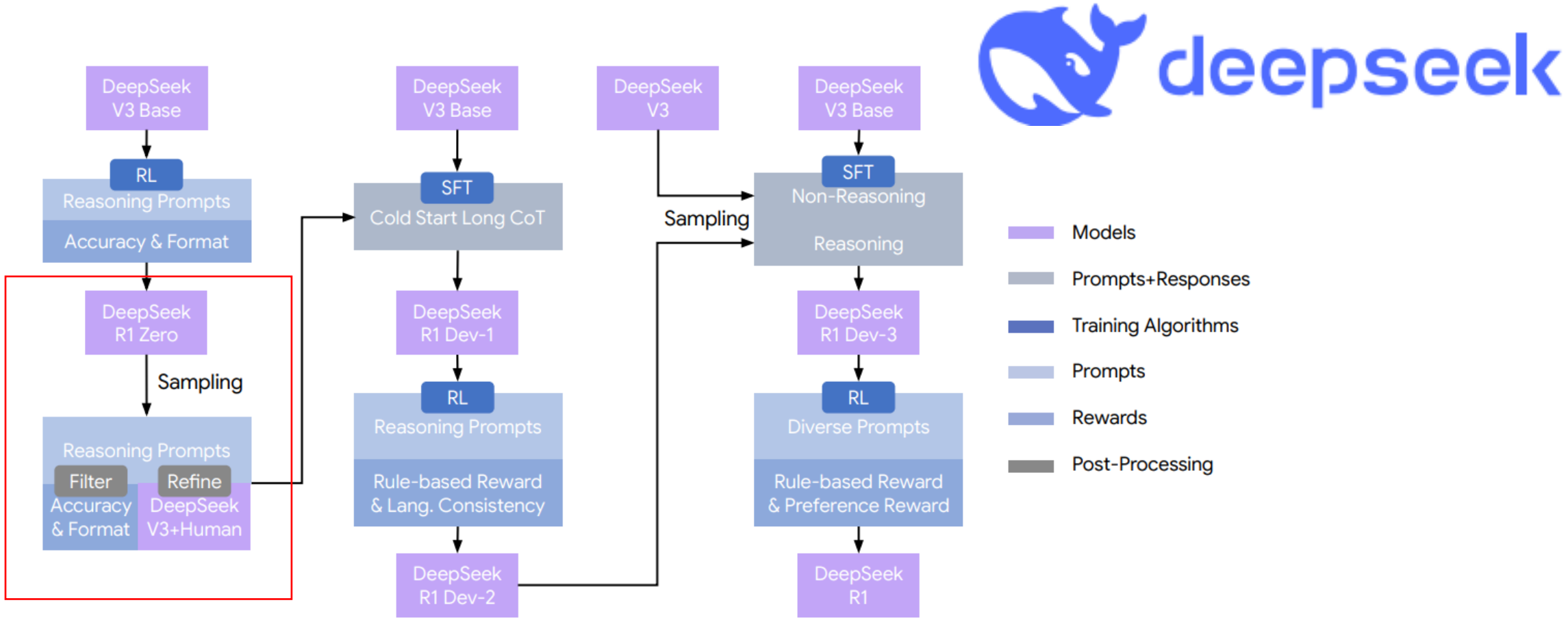
DeepSeek R1


DeepSeek V3 Base
RL
Reasoning Prompts
Accuracy & Format
DeepSeek R1 Zero
Sampling
Reasoning Prompts
Filter
Refine
Accuracy & Format
DeepSeek V3+Human
DeepSeek V3 Base
SFT
Cold Start Long CoT
DeepSeek R1 Dev-1
RL
Reasoning Prompts
Rule-based Reward & Lang. Consistency
DeepSeek R1 Dev-2
DeepSeek V3
Sampling
DeepSeek V3 Base
SFT
Non-Reasoning
Reasoning
DeepSeek R1 Dev-3
RL
Diverse Prompts
Rule-based Reward & Preference Reward
DeepSeek R1
deepseek
Models
Prompts+Responses
Training Algorithms
Prompts
Rewards
Post-Processing

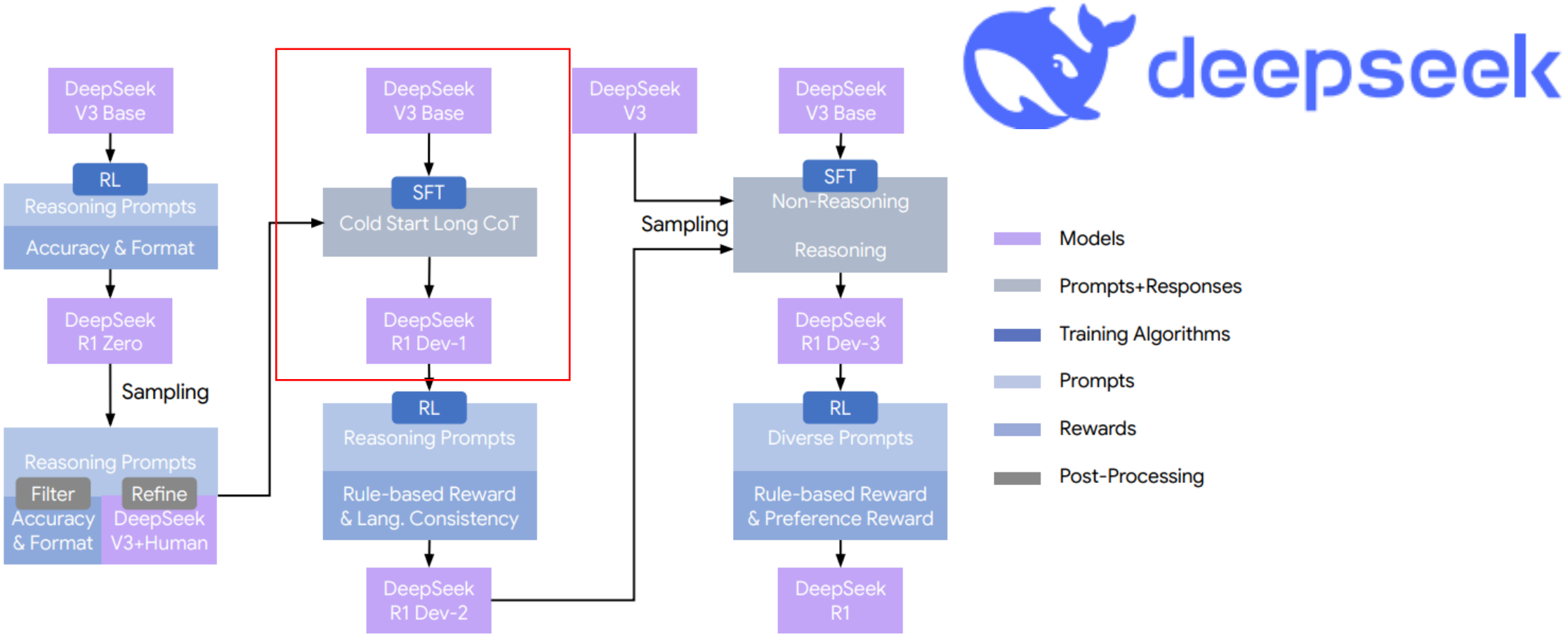
DeepSeek R1： R1 Zero 阶段



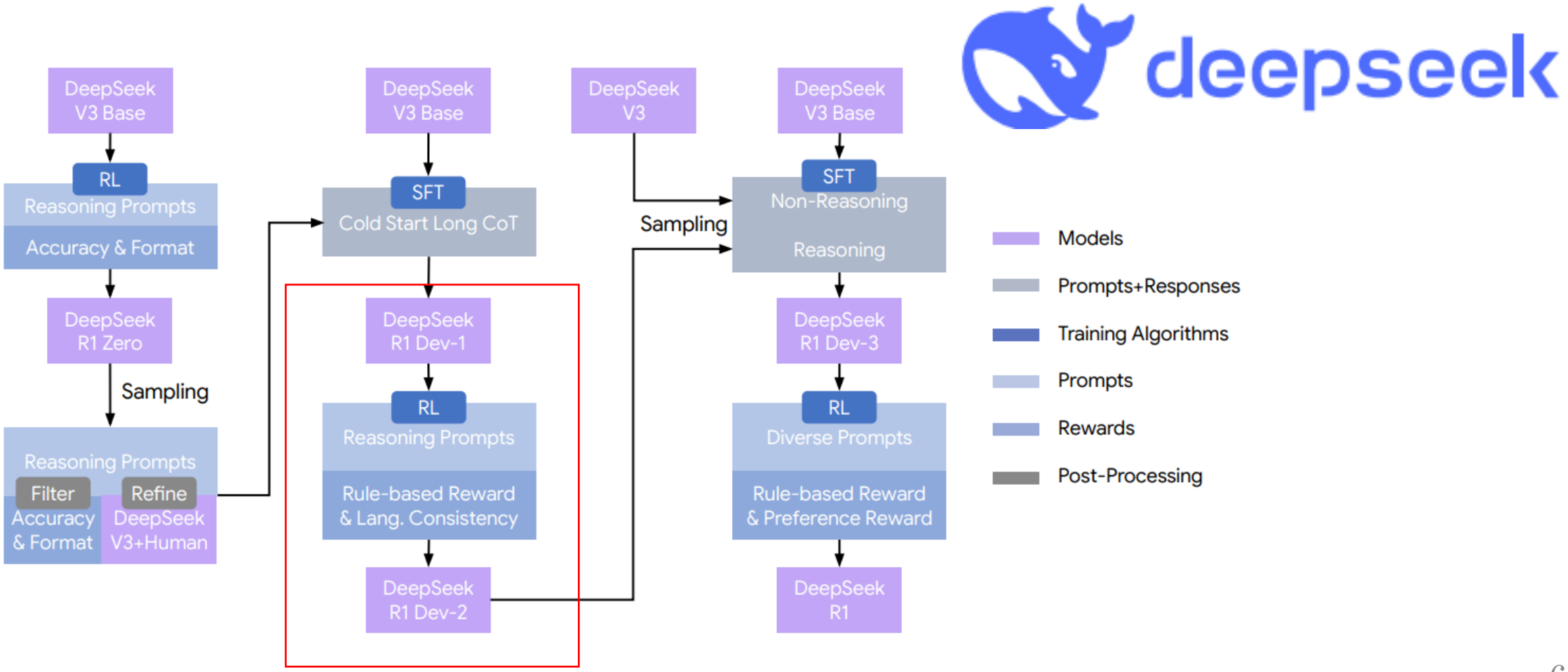
DeepSeek R1：采样



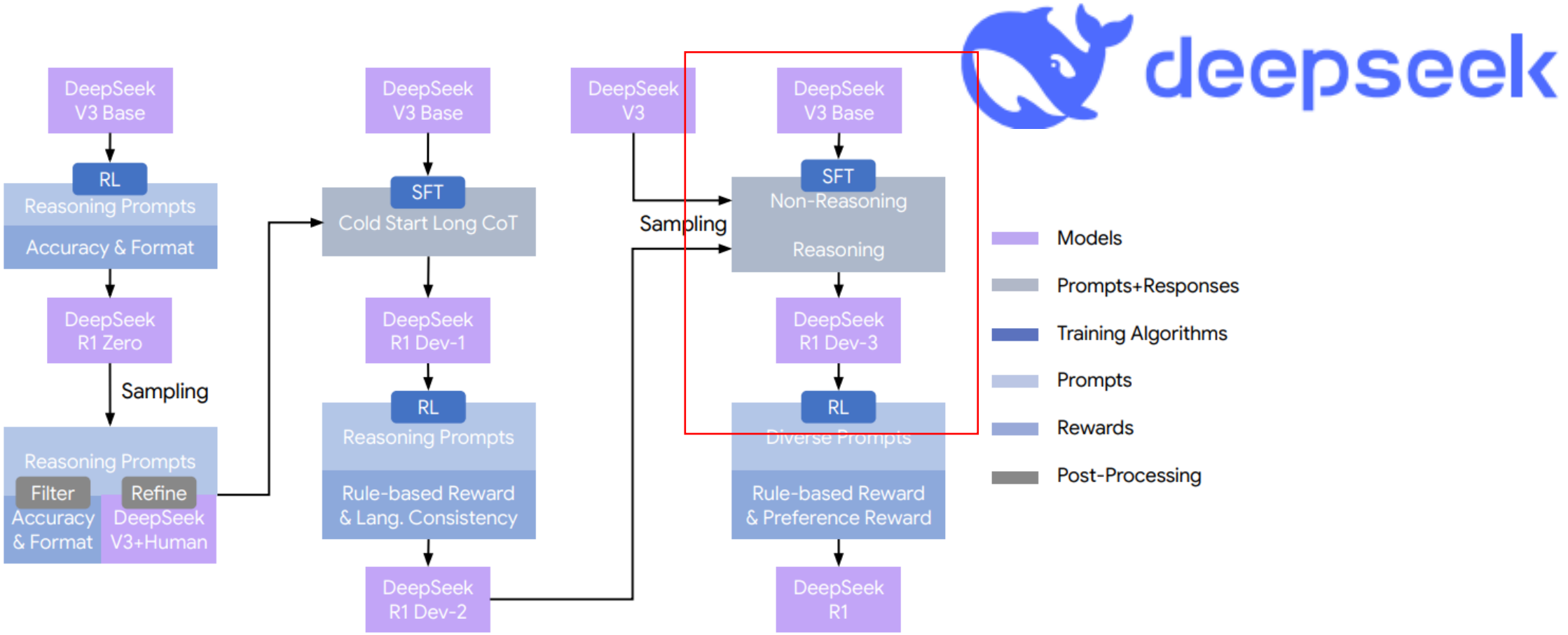
DeepSeek R1：冷启动



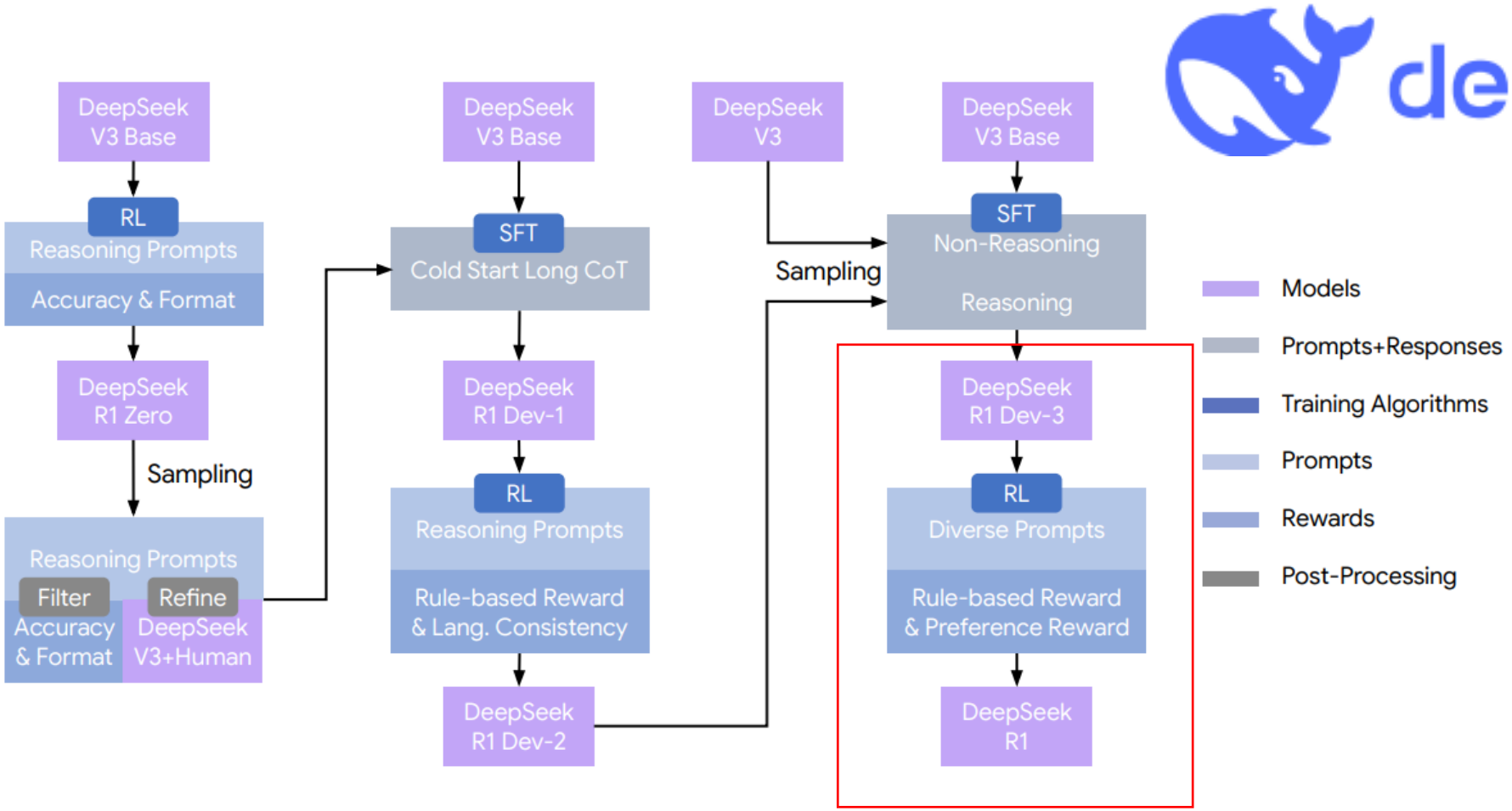
DeepSeek R1：推理增强



DeepSeek R1：联合SFT



DeepSeek R1：对齐



DeepSeek R1

❑ 优点

开源

复杂任务表现好

❑ 缺点

推理速度慢

训练成本高

DeepSeek R1

	Benchmark (Metric)	R1-Zero	R1-Dev1	R1-Dev2	R1-Dev3	R1
English	MMLU (EM)	88.8	89.1	**91.2**	91.0	90.8
	MMLU-Redux (EM)	85.6	90.0	93.0	93.1	92.9
	MMLU-Pro (EM)	68.9	74.1	83.8	83.1	**84.0**
	DROP (3-shot F1)	89.1	89.8	91.1	88.7	**92.2**
	IF-Eval (Prompt Strict)	46.6	71.7	72.0	78.1	**83.3**
	GPQA Diamond (Pass@1)	**75.8**	66.1	70.7	71.2	71.5
	SimpleQA (Correct)	30.3	17.8	28.2	24.9	30.1
	FRAMES (Acc.)	82.3	78.5	81.8	81.9	**82.5**
	AlpacaEval2.0 (LC-winrate)	24.7	50.1	55.8	62.1	**87.6**
	ArenaHard (GPT-4-1106)	53.6	77.0	73.2	75.6	**92.3**
Code	LiveCodeBench (Pass@1-COT)	50.0	57.5	63.5	64.6	**65.9**
	Codeforces (Percentile)	80.4	84.5	90.5	92.1	**96.3**
	Codeforces (Rating)	1444	1534	1687	1746	**2029**
	SWE Verified (Resolved)	43.2	39.6	44.6	45.6	**49.2**
	Aider-Polyglot (Acc.)	12.2	6.7	25.6	44.8	**53.3**
Math	AIME 2024 (Pass@1)	77.9	59.0	74.0	78.1	**79.8**
	MATH-500 (Pass@1)	95.9	94.2	95.9	95.4	**97.3**
	CNMO 2024 (Pass@1)	**88.1**	58.0	73.9	77.3	78.8
Chinese	CLUEWSC (EM)	93.1	92.8	92.6	91.6	92.8
	C-Eval (EM)	**92.8**	85.7	91.9	86.4	91.8
	C-SimpleQA (Correct)	66.4	58.8	64.2	66.9	63.7

Gemini Thinking

Gemini

- 特点：
自适应推理深度
面向产品优化

Gemini Thinking

Gemini

Benchmark		Gemini 3.1 Deep Think Feb 2026	Gemini 3 Pro Preview Thinking (High)	Opus 4.6 Thinking (Max)	GPT-5.2 Thinking (xhigh)
ARC-AGI-2 Abstract reasoning puzzles	ARC prize verified	**84.6%**	31.1%	68.8%	52.9%
Humanity's Last Exam Academic reasoning (full set, text + MM)	No tools	**48.4%**	37.5%	40.0%	34.5%
	Search + code execution	**53.4%**	45.8%	53.1%	45.5%
MMMU-Pro Multimodal understanding and reasoning	No tools	**81.5%**	81.0%	73.9%	79.5%
International Math Olympiad 2025 Mathematics		**81.5%**	14.3%	—	71.4%
Codeforces Coding and algorithms	No tools, Elo	**3455**	2512	2352	—
International Physics Olympiad 2025 (theory) Physics		**87.7%**	76.3%	71.6%	70.5%
CMT-Benchmark Condensed matter theory		**50.5%**	39.5%	17.1%	41.0%
International Chemistry Olympiad 2025 (theory) Chemistry		**82.8%**	69.6%	—	72.0%

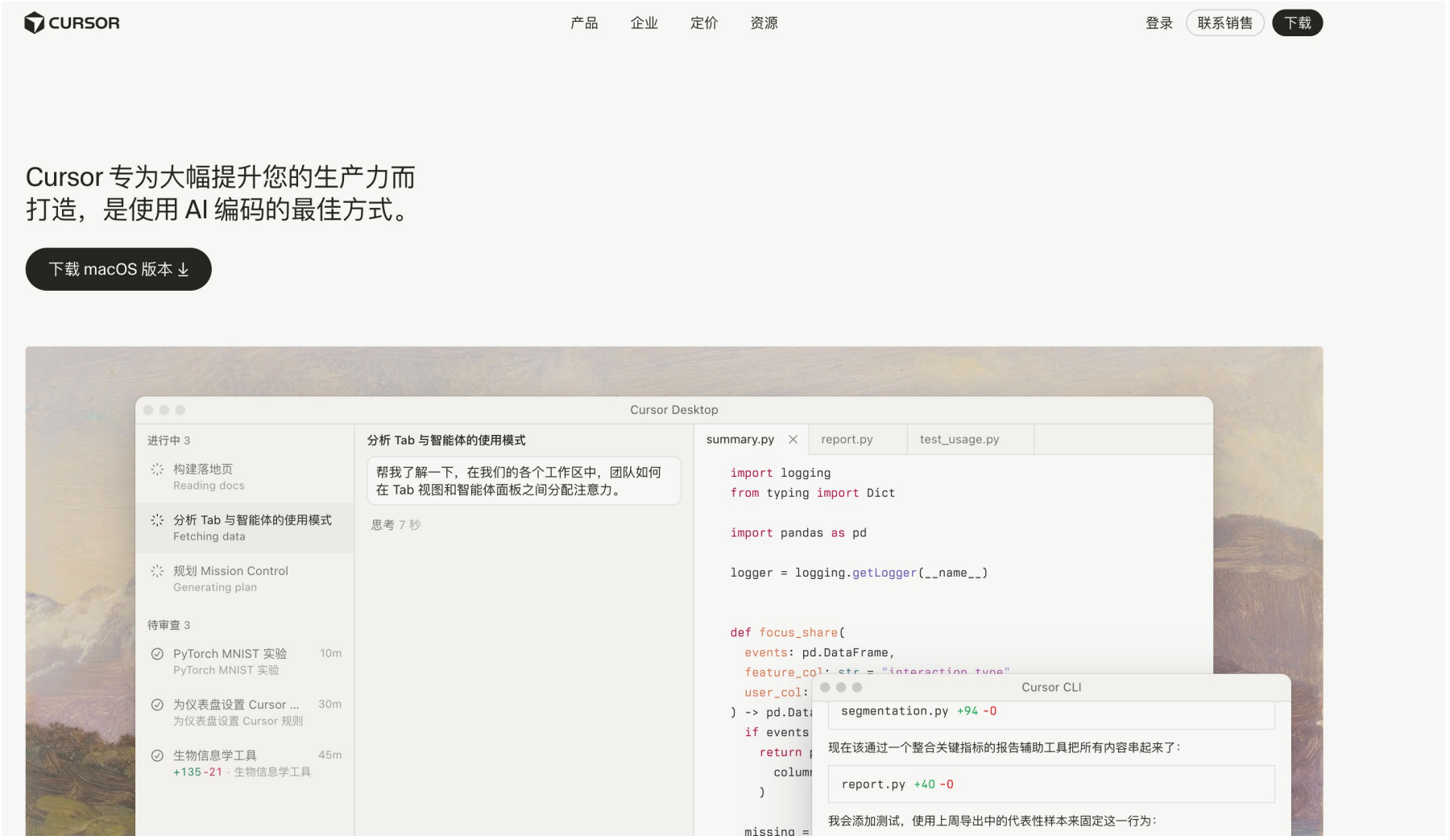
模型差异

模型	O1	R1	Gemini
路线	闭源	开源	闭源
核心方法	RL + 推理 thinking	RL + 整理	动态thinking
推理方式	长链推理	RL驱动推理	自适应推理
特点	强性能	可复现	面向产品
可控性	较弱	中等	强

应用场景

- 数学与科学计算
- 代码生成与调试
- 搜索与研究
- 数据分析
- 复杂决策与规划
- 智能 Agent 执行任务

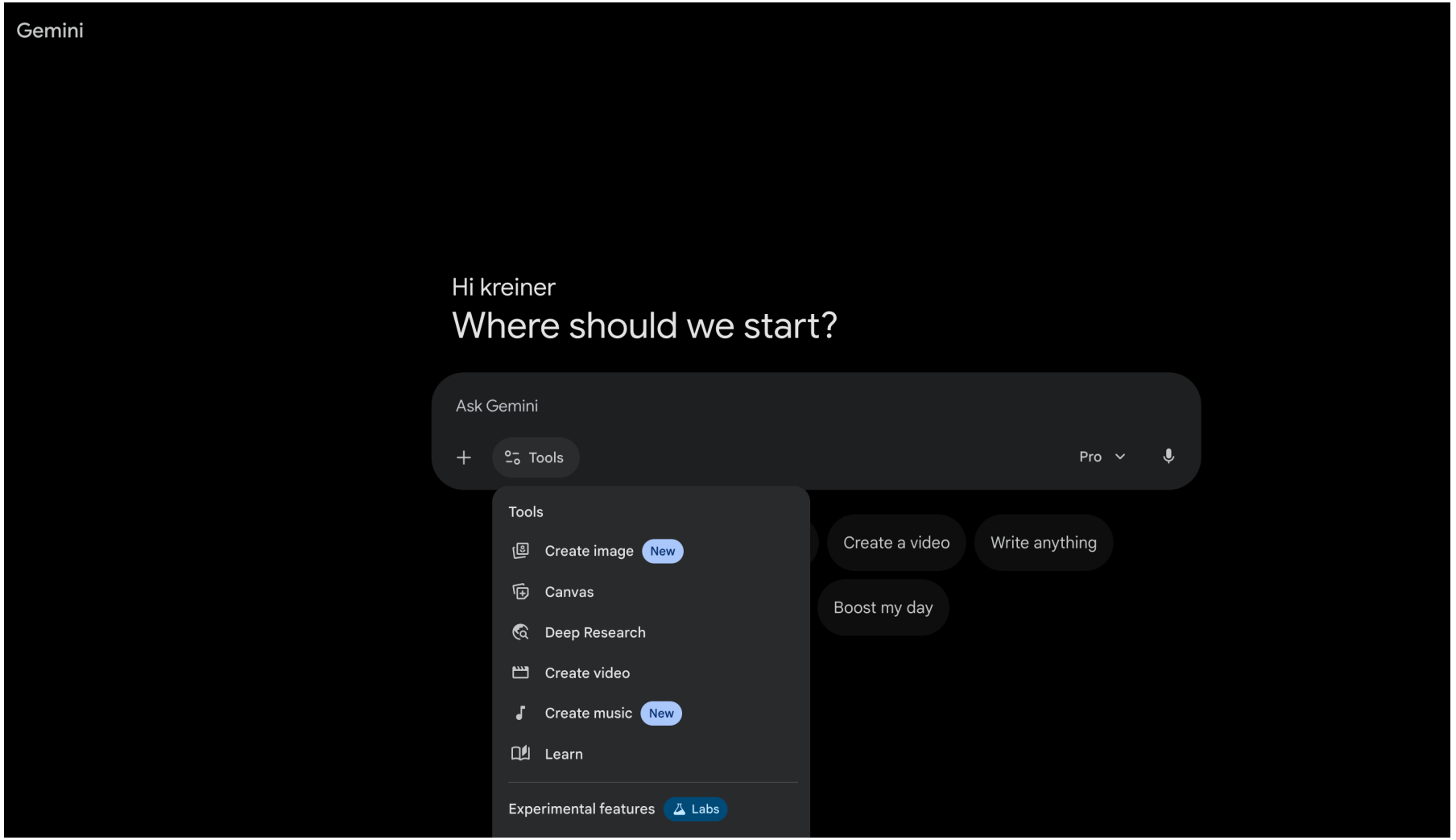
代码补全


CURSOR
产品
企业
定价
资源
登录
联系销售
下载
Cursor 专为大幅提升您的生产力而打造，是使用 AI 编码的最佳方式。
下载 macOS 版本
Cursor Desktop
进行中 3
构建落地页
Reading docs
分析 Tab 与智能体的使用模式
Fetching data
规划 Mission Control
Generating plan
待审查 3
PyTorch MNIST 实验 10m
PyTorch MNIST 实验
为仪表盘设置 Cursor ... 30m
为仪表盘设置 Cursor 规则
生物信息学工具 45m
+135 -21 · 生物信息学工具
分析 Tab 与智能体的使用模式
帮我了解一下，在我们的各个工作区中，团队如何在 Tab 视图和智能体面板之间分配注意力。
思考 7 秒
summary.py
report.py
test_usage.py
import logging
from typing import Dict
import pandas as pd
logger = logging.getLogger(__name__)
def focus_share(
events: pd.DataFrame,
user_col:
) -> pd.Data
if events
return
)
missing =
Cursor CLI
segmentation.py +94 -0
现在该通过一个整合关键指标的报告辅助工具把所有内容串起来了：
report.py +40 -0
我会添加测试，使用上周导出中的代表性样本来固定这一行为：

探索研究


ChatGPT
我们先从哪里开始呢?
有问题，尽管问
思考
添加照片和文件
近期文件
创建图片
深度研究
网页搜索
更多
项目
生成图片
撰写或编辑
查找资料

探索研究


Gemini
Hi kreiner
Where should we start?
Ask Gemini
Tools
Pro
Tools
Create image
New
Canvas
Deep Research
Create video
Create music
New
Learn
Experimental features
Labs
Create a video
Write anything
Boost my day

局限性

- 推理过程可能仍然是错的
- 中间步骤看起来合理，但可能只是伪解
- 长推理会增加成本和延迟
- 开放式任务很难定义唯一正确答案

本节复习

- 什么是推理模型
- 为什么需要推理模型
- 推理能力如何提升
- 代表模型有什么

参考文献

- Hua, Wenyue, and Yongfeng Zhang. "System 1+ system 2= better world: Neural-symbolic chain of logic reasoning." Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2022. 2022.
- Guo, Daya, et al. "Deepseek-r1: Incentivizing reasoning capability in llms via reinforcement learning." arXiv preprint arXiv:2501.12948 (2025).


感谢国科大2023级硕士生黄宇威同学对本节课的贡献
THANKS
https://ictkc.github.io/teaching/2026spring-nlp