浙江大学
ZHEJIANG UNIVERSITY

浙江大学DS系列专题

DeepSeek技术溯源及前沿探索

主讲人：朱强

浙江大学计算机科学与技术学院
人工智能省部共建协同创新中心（浙江大学）
https://person.zju.edu.cn/zhuq

Outline

语言模型：终极目标

Language Modeling

对于任意的**词序列**，计算出这个序列是一句话的**概率**

我们每天都和语言模型打交道：

I saw a cat

I saw a cat on the chair

I saw a cat running after a dog

I saw a cat in my dream

I saw a ca

car ↵

语言模型：基本任务

编码：让计算机理解人类语言

One-hot Encoding

编码：让计算机理解人类语言

Word Embedding

用一个**低维**的词向量表示一个词

能使距离**相近的向量**对应的物体有**相近的含义**

	游泳			飞翔	
鲸鱼	0.99	0.99	0.05	0.1	…
海豚	0.99	0.05	0.93	0.09	…
鹦鹉	0.02	0.01	0.99	0.98	…
企鹅	0.98	0.02	0.94	0.3	…

20维的向量用one-hot和word embedding的方法分别可以表示多少单词？

编码：让计算机理解人类语言

Word Embedding

A bottle of tezgüino is on the table.

Everyone likes tezgüino.

Tezgüino makes you drunk.

We make tezgüino out of corn.

(1) A bottle of _____ is on the table.

(2) Everyone likes _____.

(3) _____ makes you drunk.

(4) We make _____ out of corn.

结合句子语境我们可以猜测：

tezgüino是一种由玉米制作的酒精类饮料

	(1)	(2)	(3)	(4)
 tezgüino	1	1	1	1
 motor oil	1	0	0	0
 tortillas	0	1	0	1
 wine	1	1	1	0

两行内容十分相近

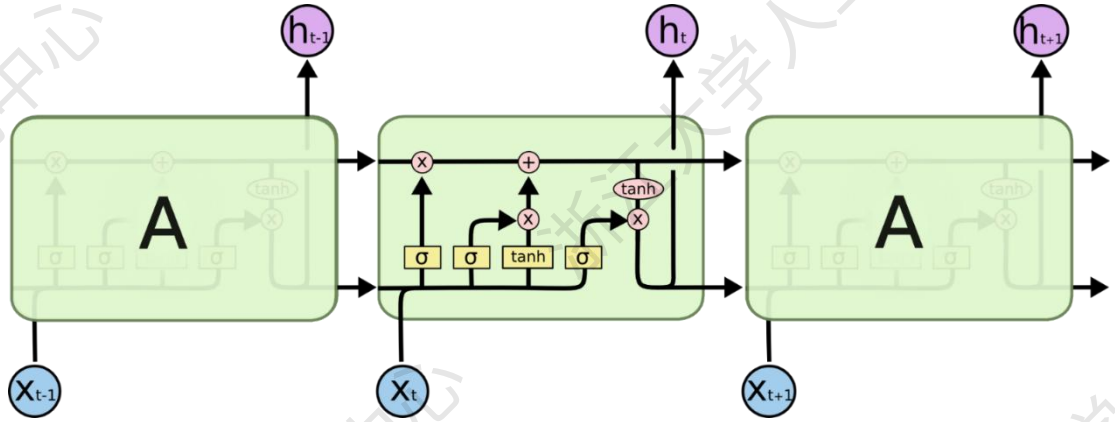
两个单词含义相近

语言模型：技术演化

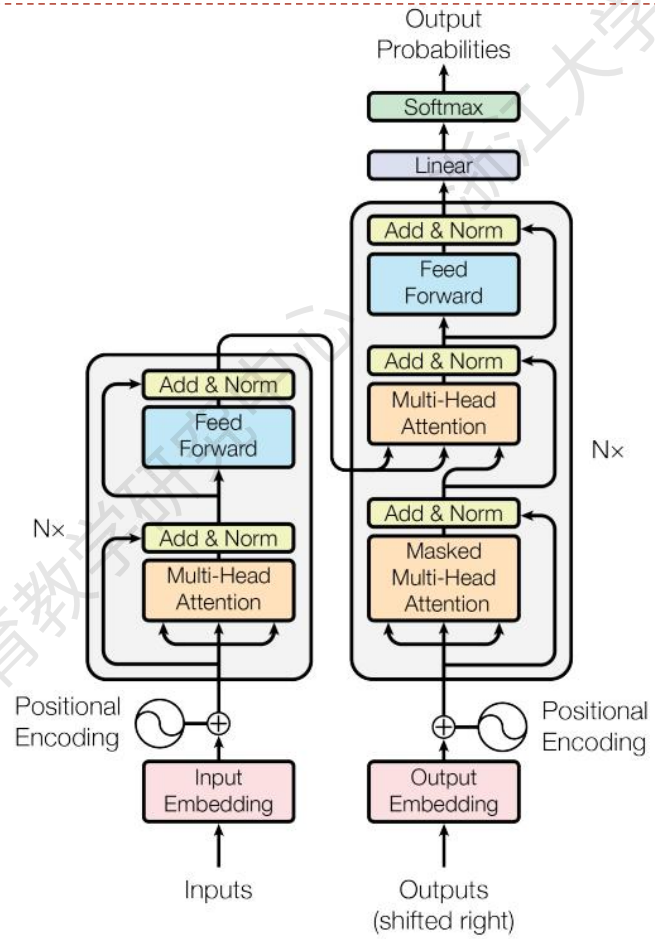
- 基于统计的N-gram （ 1970 after）

Before: P(小) · P (猫|小) · P (抓|小猫) · P (老|小猫抓) · P (鼠|小猫抓老)
2-gram: P(小) · P (猫|小) · P (抓|猫) · P (老|抓) · P (鼠|老)
3-gram: P(小) · P (猫|小) · P (抓|小猫) · P (老|猫抓) · P (鼠|抓老)

- 基于神经网络的LSTM/GRU (2000 after)

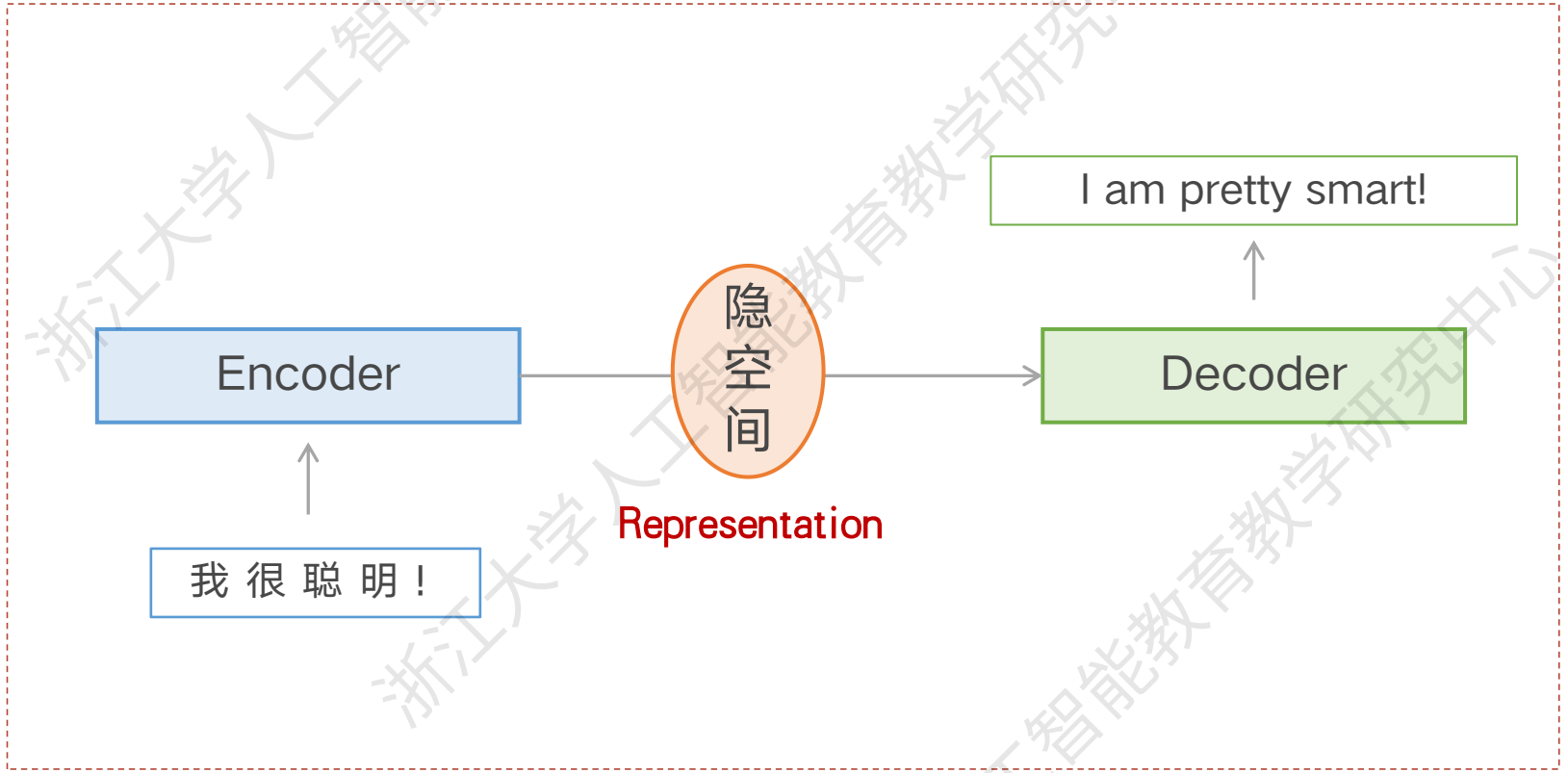


- Transformer (2017 after)



Encoder-Decoder

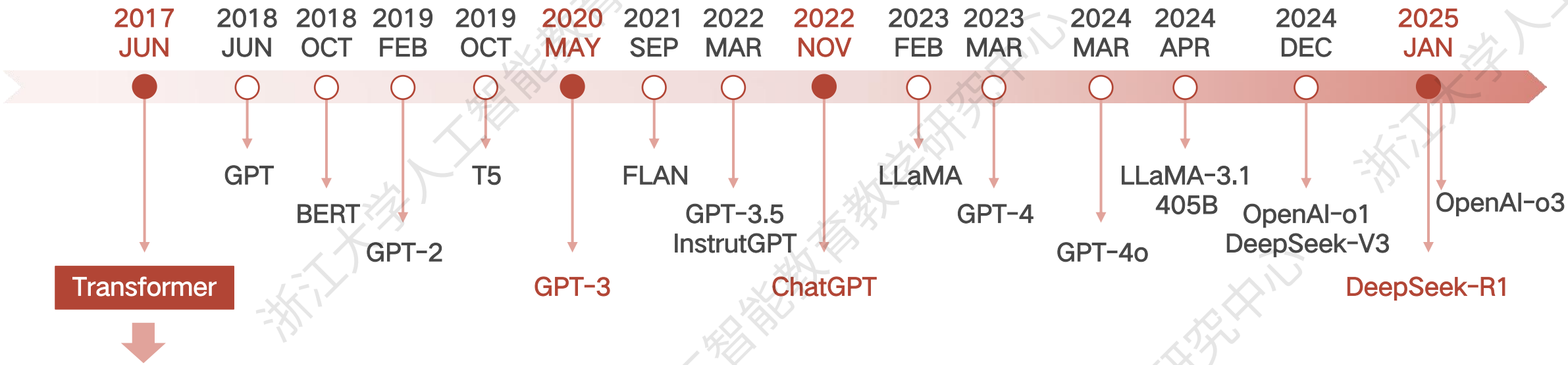
常见的深度学习模型框架，可用于解决 Seq2Seq 问题



可以根据任务选择不同的编码器和解码器（LSTM/GRU/Transformer）

Outline

大型语言模型简史



Transformer：理论架构创新

- **自注意力机制：**支持并行计算/全局上下文的理解能力
- **多头注意力：**从多个角度捕捉复杂的语义关系
- **前馈网络/位置编码/层归一化：**解决了传统模型的诸多局限性

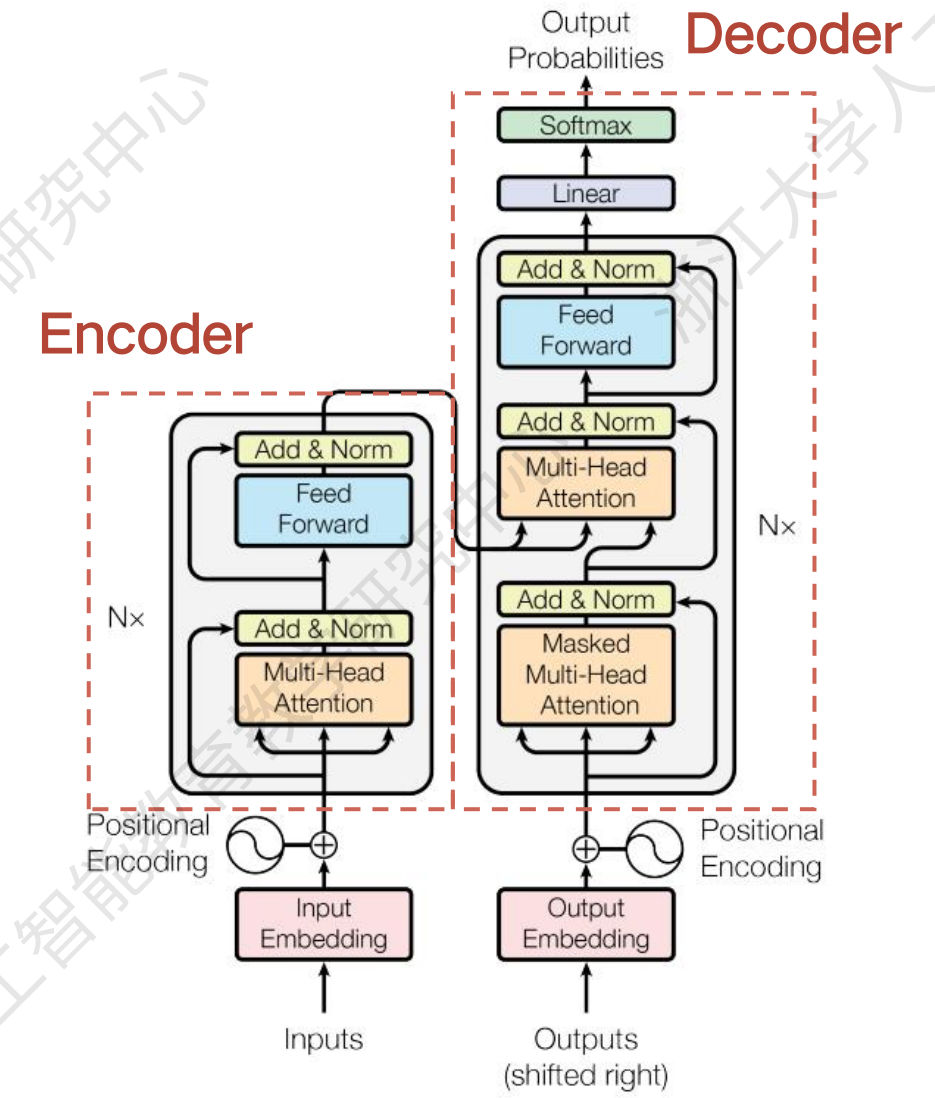
Transformer：大模型的技术基座

Attention Is All You Need

NIPS 2017，引用量**15万+**

引入全新**注意力机制**，改变了深度学习模型的处理方式

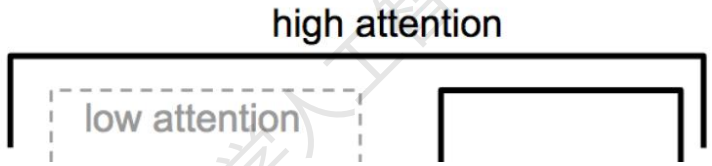
$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}})V$$



Transformer：（自）注意力机制

在理解语言任务时，Attention 机制本质上是捕捉单词间的关系

1 中国 **南北** 饮食文化 **存在差异**，豆花有 **南甜北咸** 之分。**南方人** 一般 喜欢 吃 **甜豆花**



2 She is eating a green apple.

3 The animal didn't cross the street because **it** was too **tired/wide**

Transformer：（自）注意力机制

在理解图像任务时，Attention机制本质上是一种图像特征抽取

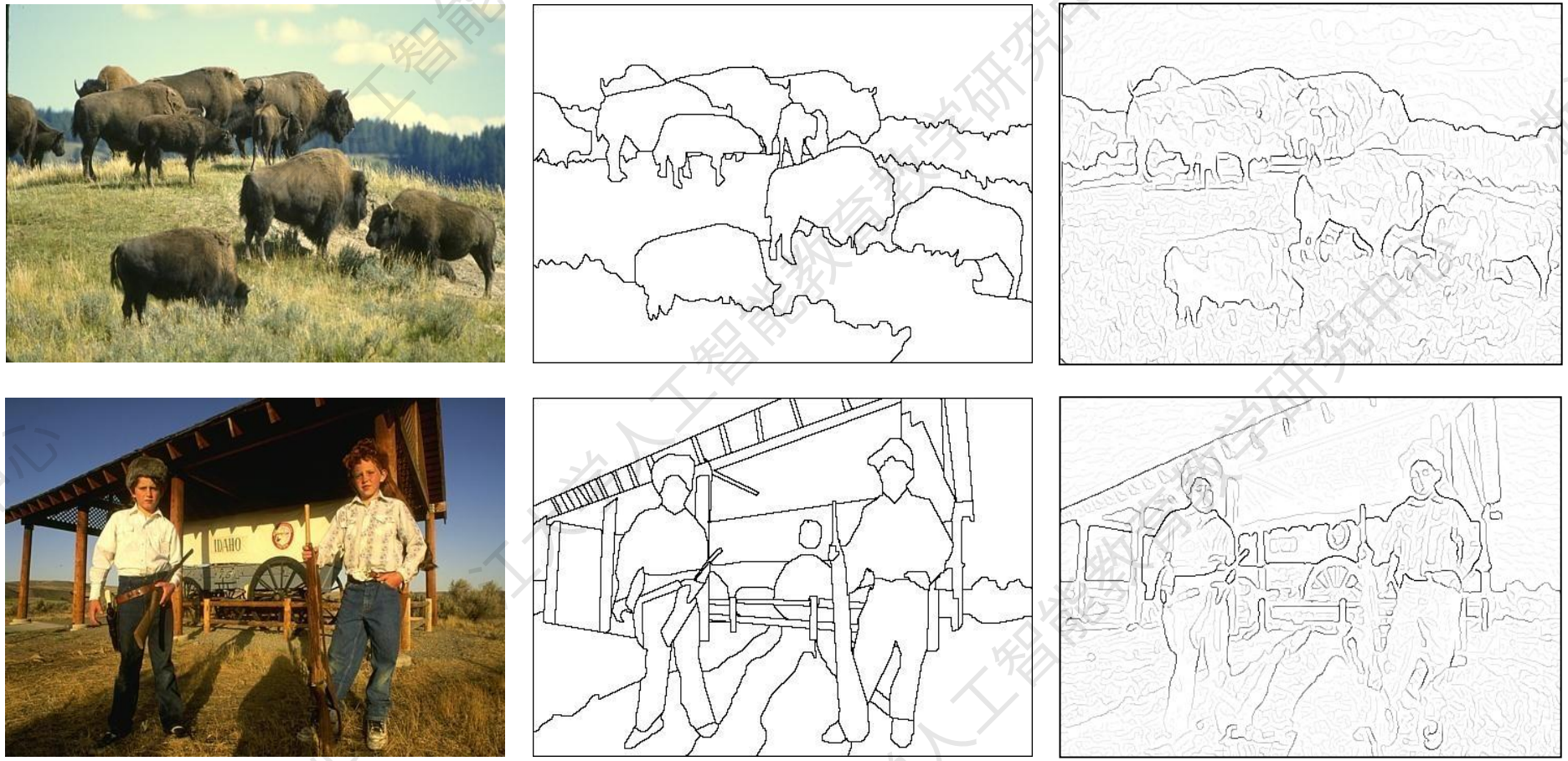
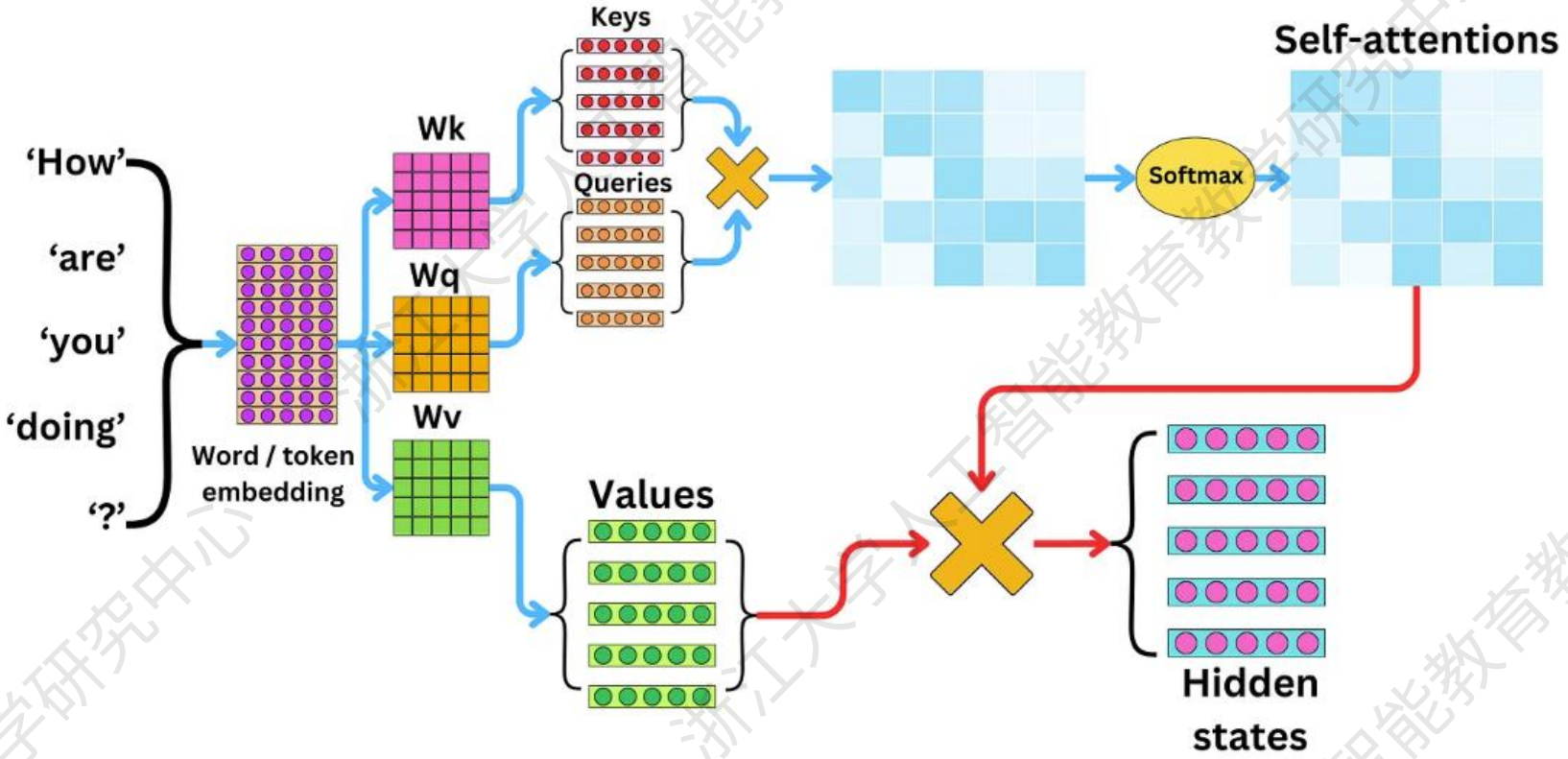


Image　　Sketch　　Gradient

Transformer：训练机制

场景：你在图书馆想找一本关于“机器学习基础”的书



$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}})V$$

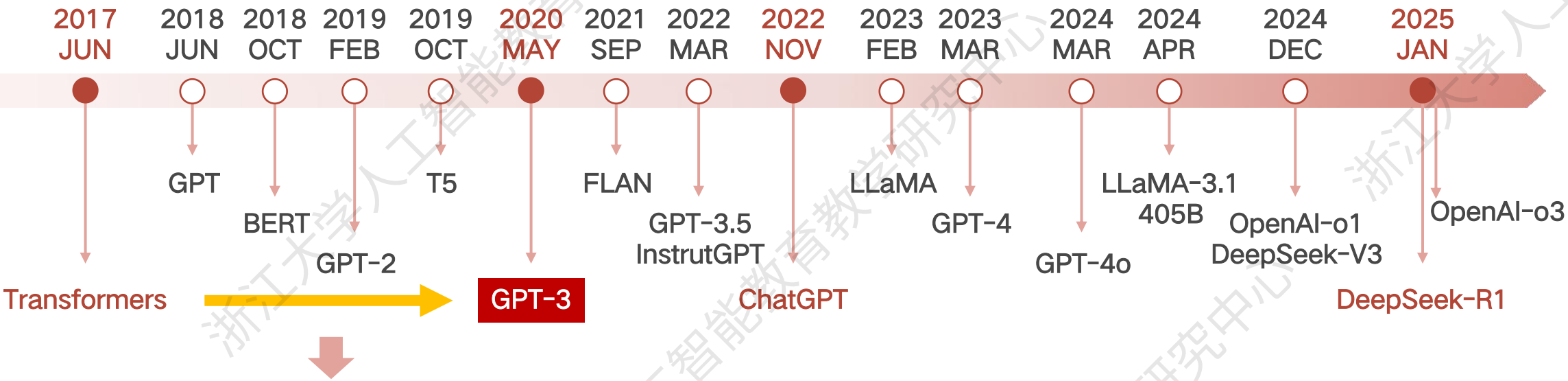
Query：描述要找的书（精准的需求描述）

Key：书的索引编号（高效的书籍定位）

Value：内容的抽取（由目标任务驱动）

https://newsletter.theaiedge.io/p/the-multi-head-attention-mechanism

大型语言模型简史



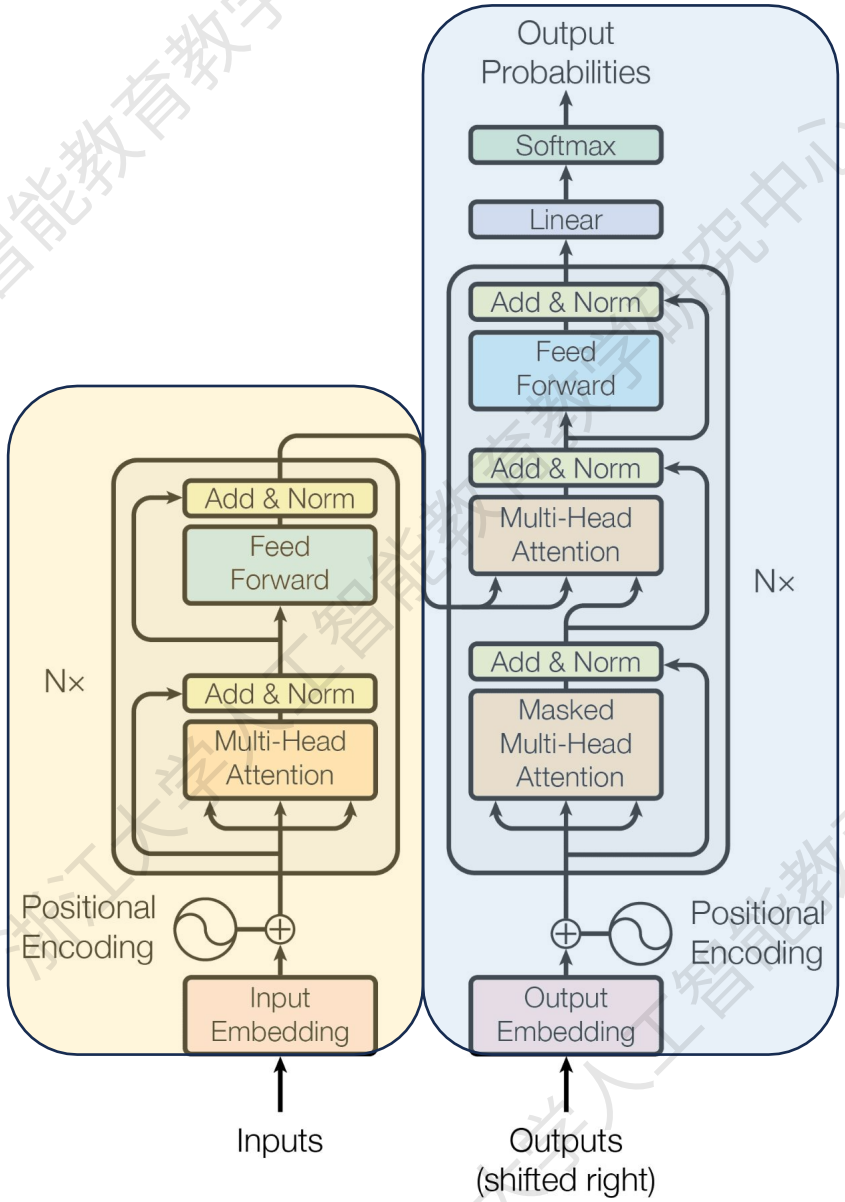
预训练时代：大力出奇迹（“暴力美学”）

- **BERT**：Bidirectional Encoder Representations Transformers
- **GPT**：Generative Pertained Transformer
- **自监督算法**：MLM/NTP/MAE解决海量数据标注问题

The LLM Era – Paradigm Shift in Machine Learning

BERT
Oct
2018

Representatio



GPT
Jun
2018

Generation

The LLM Era – Paradigm Shift in Machine Learning

BERT – 2018
DistilBERT – 2019
RoBERTa – 2019
ALBERT – 2019
ELECTRA – 2020
Representatio
2020
…

T5 – 2019
BART – 2019
mT5 – 2021
…

GPT – 2018
GPT-2 – 2019
GPT-3 – 2020
GPT-Neo – 2021
GPT-3.5 (ChatGPT) – 2022
LLaMA – 2023
GPT-4 – 2023
…
Generation

自监督学习（语言）

Masked Langauge Modeling（MLM） 模型会不断地在句子中‘挖去’一个单词，根据剩下单词的上下文来填空，即预测最合适的‘填空词’出现的概率，这一过程为‘**自监督学习**’

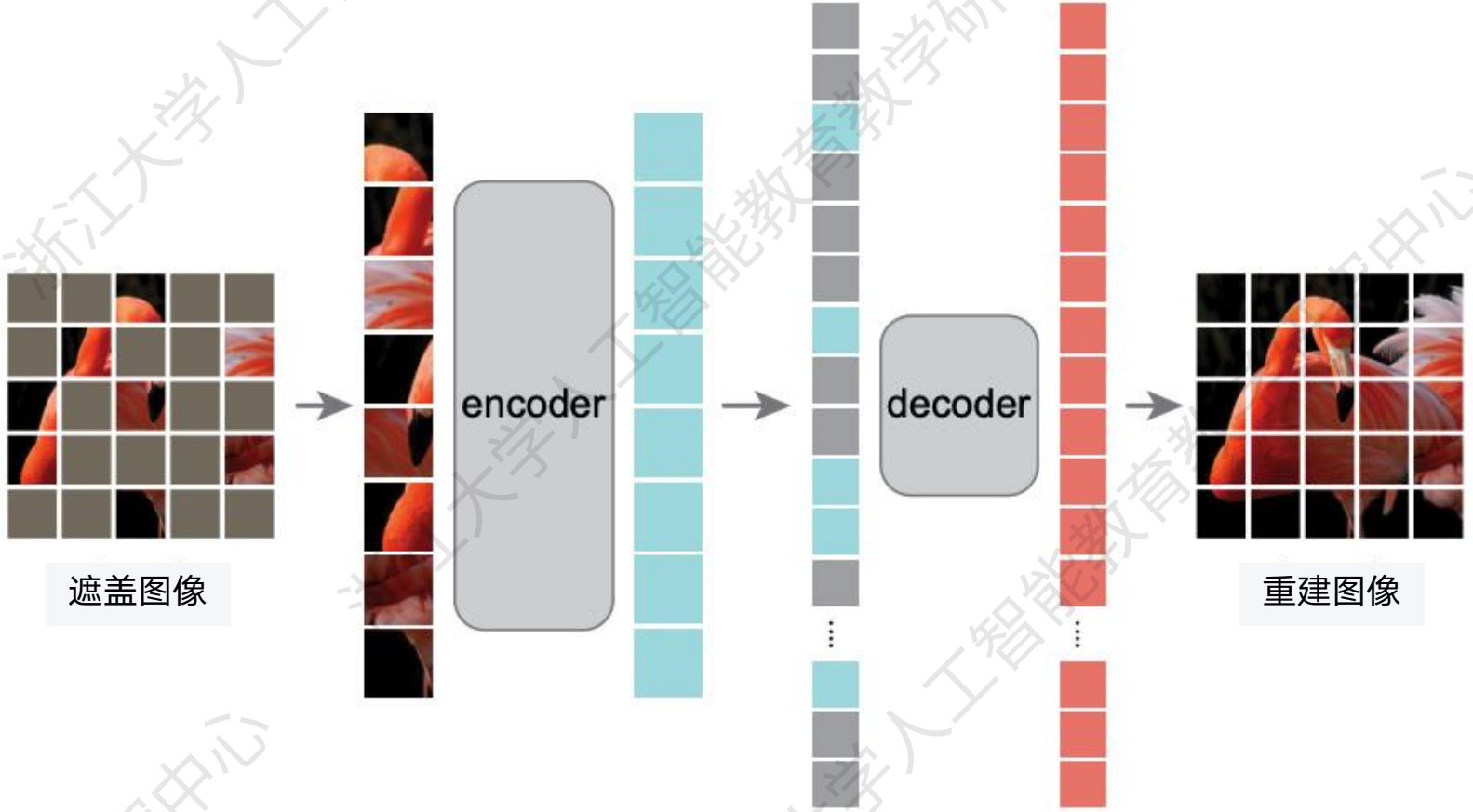
原话： 一辆 列车 缓慢 行驶 在 崎岖 的 山路上

移除单词： 一辆 列车 _____ 行驶 在 崎岖 的 山路上

预测填空： 一辆 列车 缓慢 行驶 在 崎岖 的 山路上

自监督学习（图像）

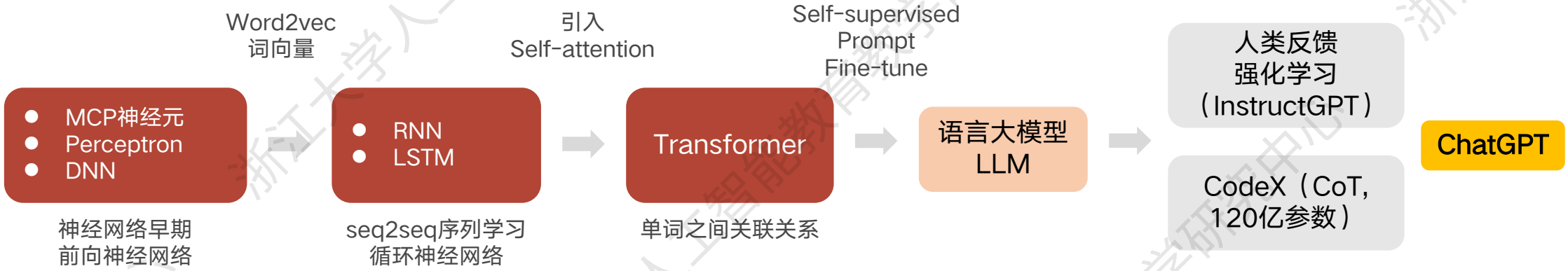
Masked AutoEncoders（MAE）通过随机遮盖部分输入数据（如图像）并重建缺失内容，让模型从上下文中学到图像的深层特征，常用于计算机视觉任务。



https://arxiv.org/pdf/2111.06377

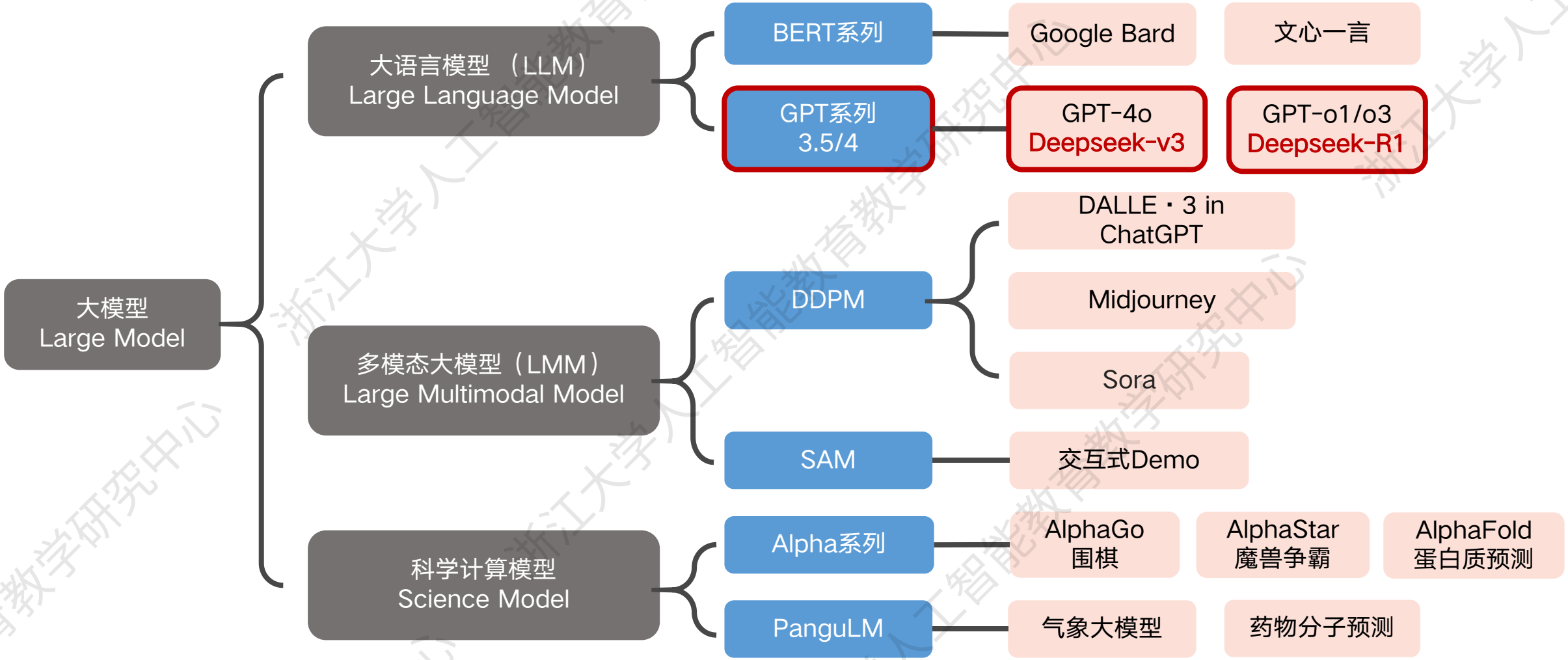
训练 transformer 的通用之力

数据是燃料、模型是引擎、算力是加速器



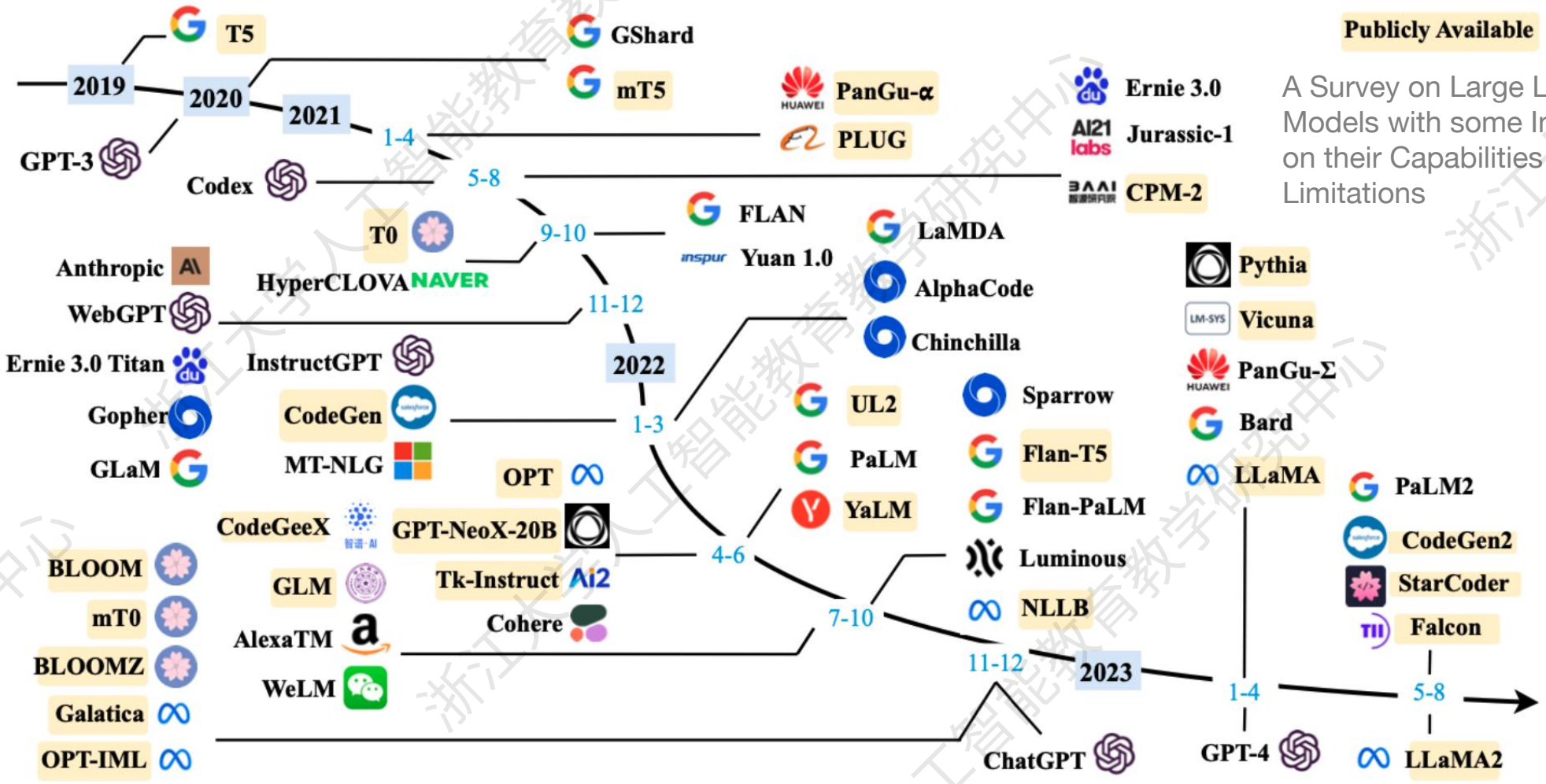
- **数据**：训练中使用了45TB数据、近 1 万亿个单词（约1351万本牛津词典所包含单词数量）以及数十亿行源代码。
- **模型**：包含了1750亿参数，将这些参数全部打印在A4纸张上，一张一张叠加后，叠加高度将超过上海中心大厦632米高度。
- **算力**： ChatGPT的训练门槛是1万张英伟达V100芯片、约10亿人民币。
- **大数据、大模型、大算力下以“共生则关联”原则实现了统计关联关系的挖掘。**

大模型脉络



机理 技术 产品

群雄（中美）争霸



OpenAI最新15页报告：DeepSeek缩小中美AI差距

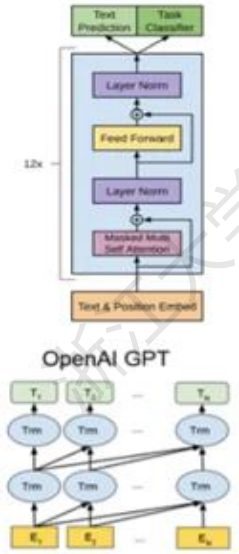
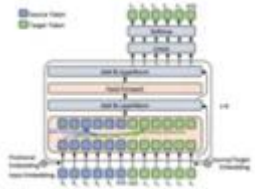
闭源 vs 开源

国际企业	微软	投资OpenAI的GPT-4.0系列	闭源
		自研开源小模型Phi-3 Mini	开源
	亚马逊	自研Titan系列	闭源
		投资Anthropic的Claude 3.5系列	闭源
	谷歌	Gemini系列	闭源
		Gemma系列	开源
	META	Llama3系列	开源
	Mistral AI	Mistral-Large	闭源
		Mistral-Medium	开源
中国企业	阿里	通义千问2.5系列基础模型、行业模型	开源
		Qwen 0.5b-110b系列开源模型	开源
	华为	盘古系列	闭源
	腾讯	混元基础模型、行业模型	闭源
		混元开源模型	开源
	百度	文心一言4.0模型	闭源

DeepSeek以一己之力改变了开源和闭源的力量对比：从6~12个月的代差缩短到1~3个月

摩尔定律（大模型时代）

浙江大学 ZHEJIANG UNIVERSITY

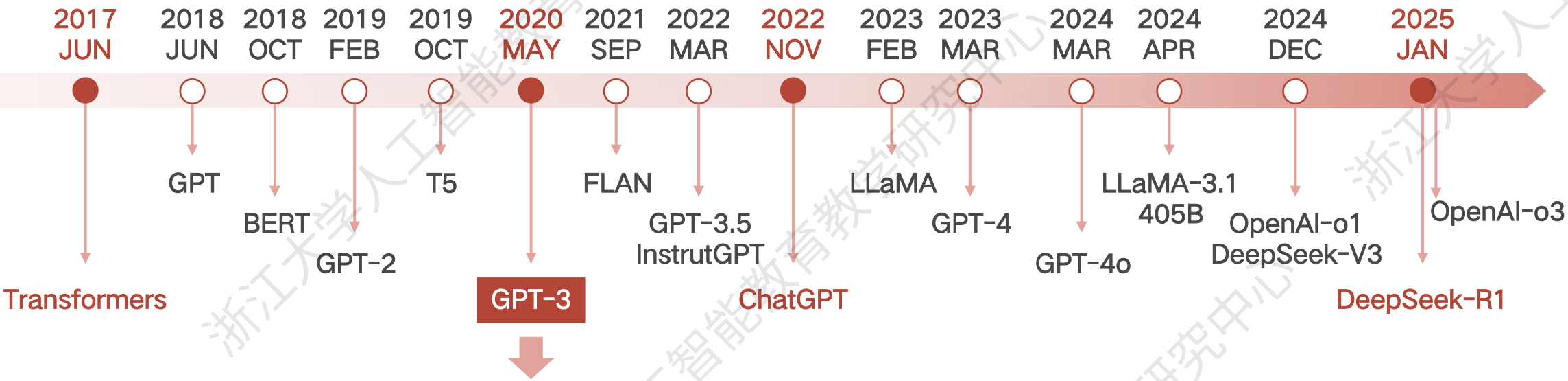
GPT-1（2018）	GPT-2（2019）	GPT-3（2020）	ChatGPT（2022）
12层，每层12个注意头  	GPT-2做了以下改进： 1. 增加到48层，使用1600维向量进行词嵌入； 2. 将层归一化移动到每个子块的输入，并在最终的自注意块后增加一层归一化； 3. 修改初始化的残差 层权重，缩放为原来的1/$\sqrt{N}$，其中，N是残差层的数量； 4. 特征向量维数从768扩展到1600，词表扩大到50257。	GPT-3做了以下优化： 1. 增加到96层，每层有96个注意头； 2. 单词嵌入大小从1600增加到12888； 3. 上下文窗口大小从GPT-2 的1024增加到2048，并采用交替密度和局部带状稀疏注意模式。 	ChatGPT基于GPT-3.5： 1. ChatGPT使用来自人类反馈的强化学习进行训练； 2. 通过近端策略优化算法进行微调，为信任域策略优化算法带来成本效益。 

模型	发布时间	参数量	预训练数据量
GPT-1	2018年6月	1.17亿	约5GB
GPT-2	2019年2月	15亿	40G
GPT-3	2020年5月	1750亿	45TB
ChatGPT	2022年11月	千亿级?	百T级?

DeepSeek通过大幅提升模型训练、推理效率，缓解(???)了算力需求？

Outline

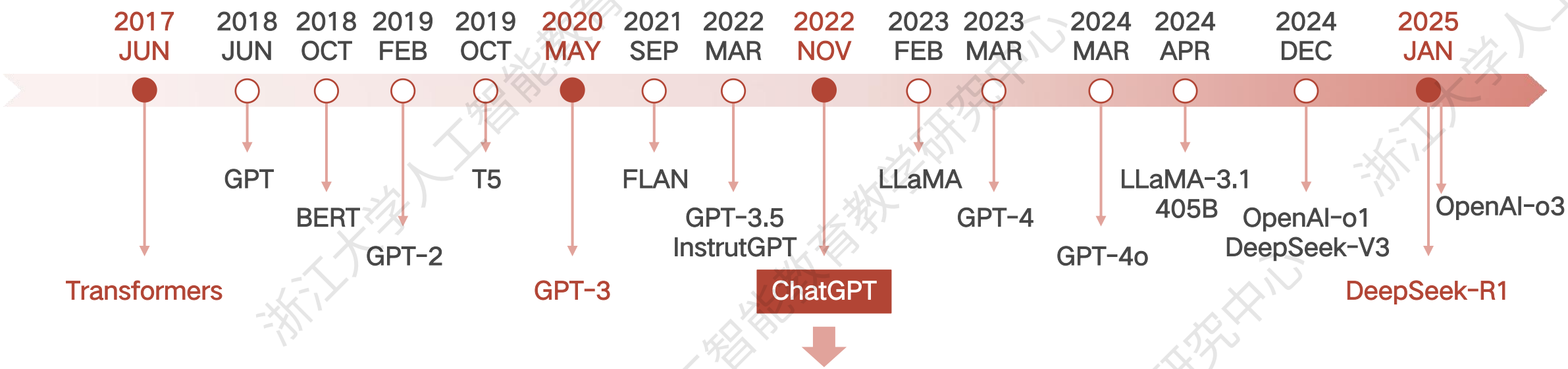
大型语言模型简史



GPT-3：语言模型的转折点

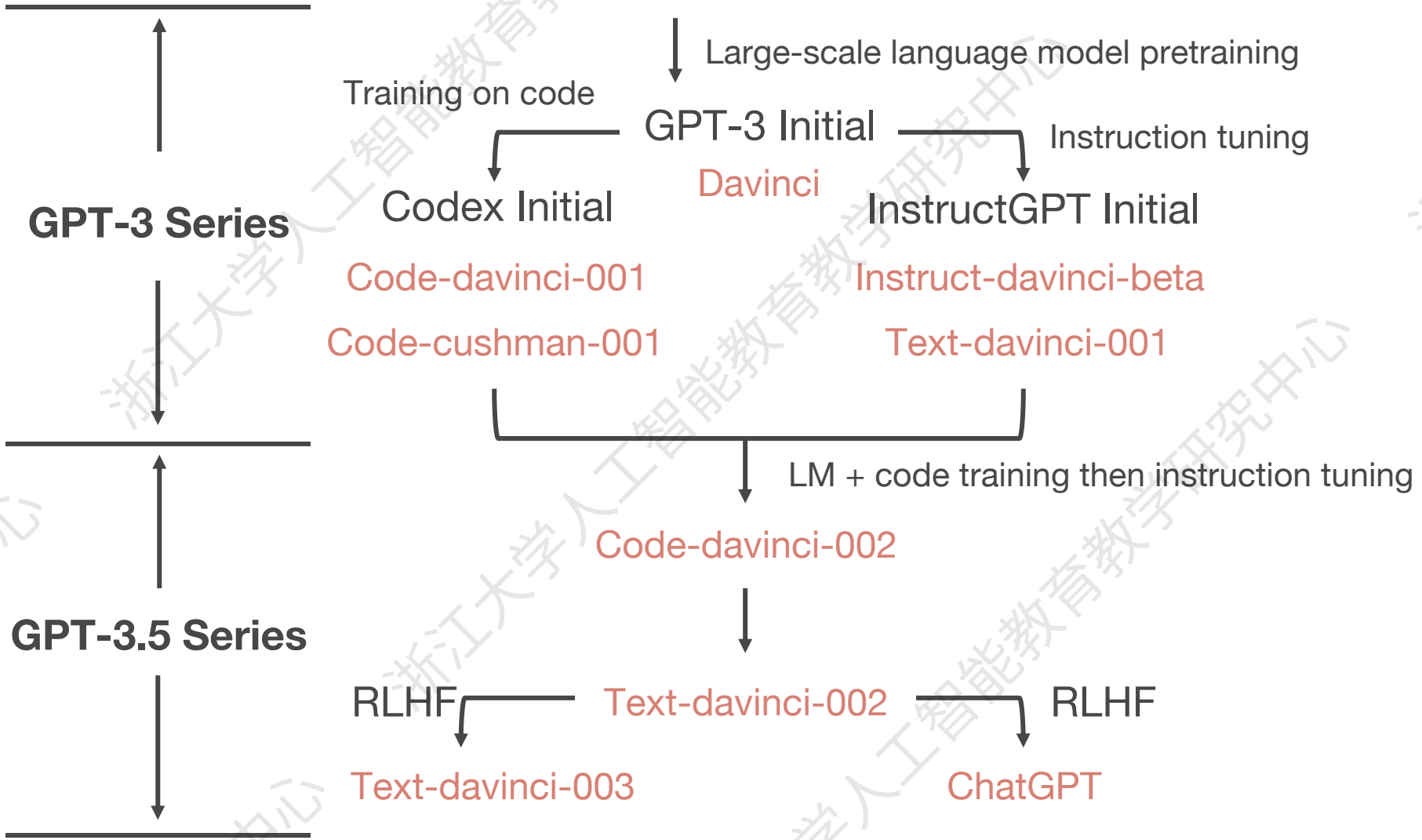
- **大语言模型：**1750亿参数
- **涌现能力：**随着模型规模增大而出现的新能力
- **生成/创造：**Artificial Intelligence （人工 => 艺术）

大型语言模型简史

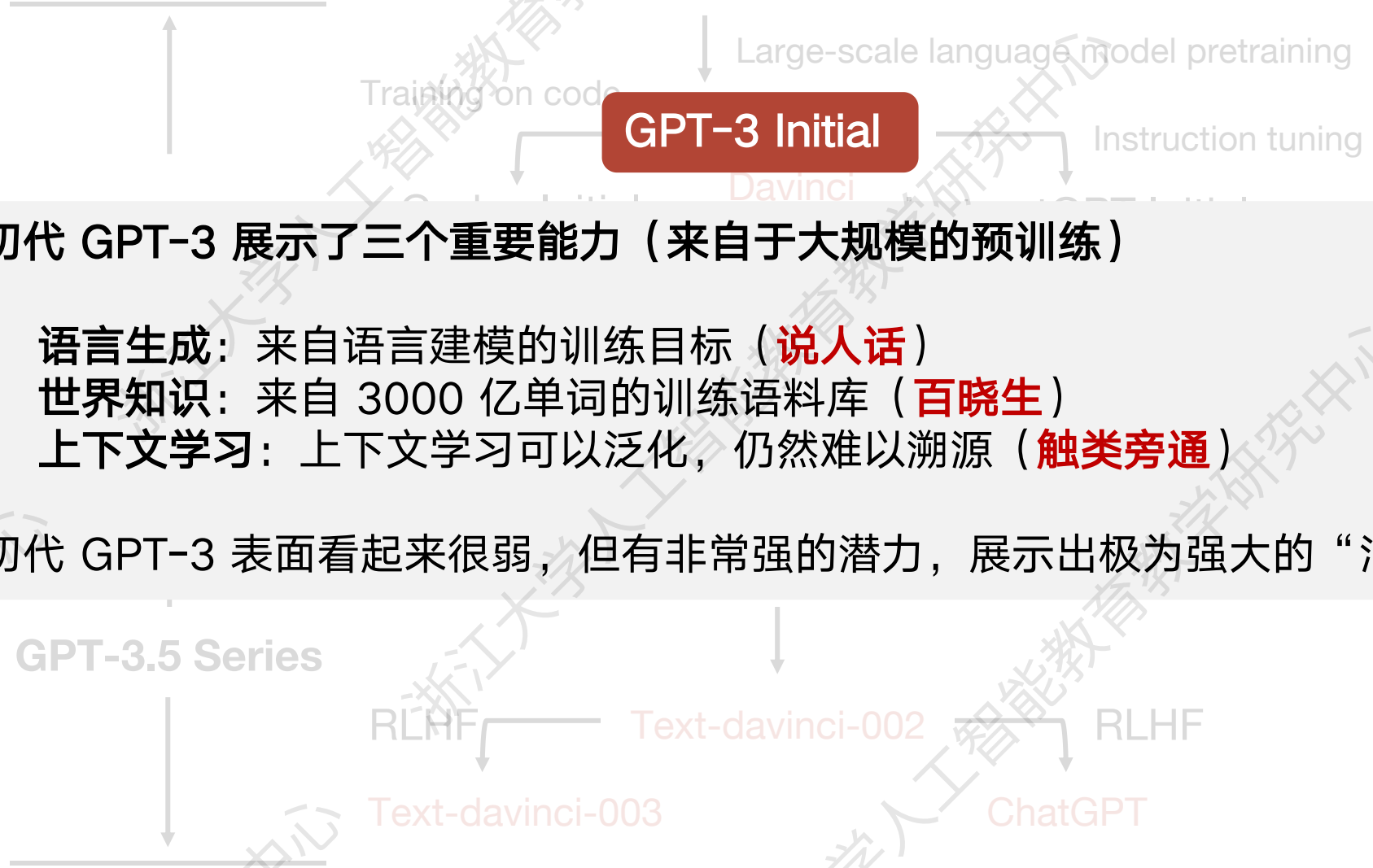


ChatGPT： 人工智能的IPHONE时刻

OpenAI技术白皮书



GPT3 Initial

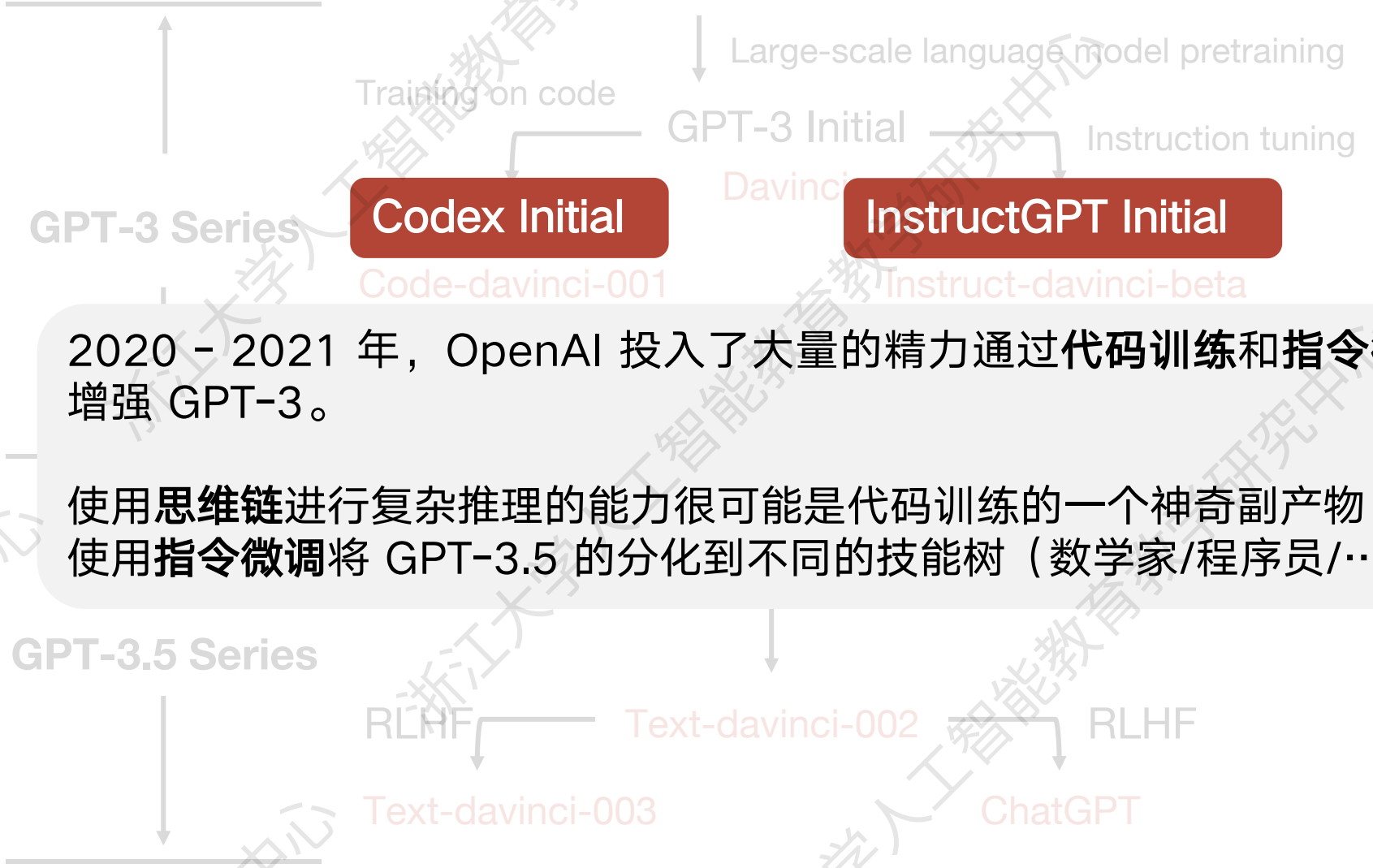


初代 GPT-3 展示了三个重要能力（来自于大规模的预训练）

- **语言生成**：来自语言建模的训练目标（**说人话**）
- **世界知识**：来自 3000 亿单词的训练语料库（**百晓生**）
- **上下文学习**：上下文学习可以泛化，仍然难以溯源（**触类旁通**）

初代 GPT-3 表面看起来很弱，但有非常强的潜力，展示出极为强大的“涌现”能力

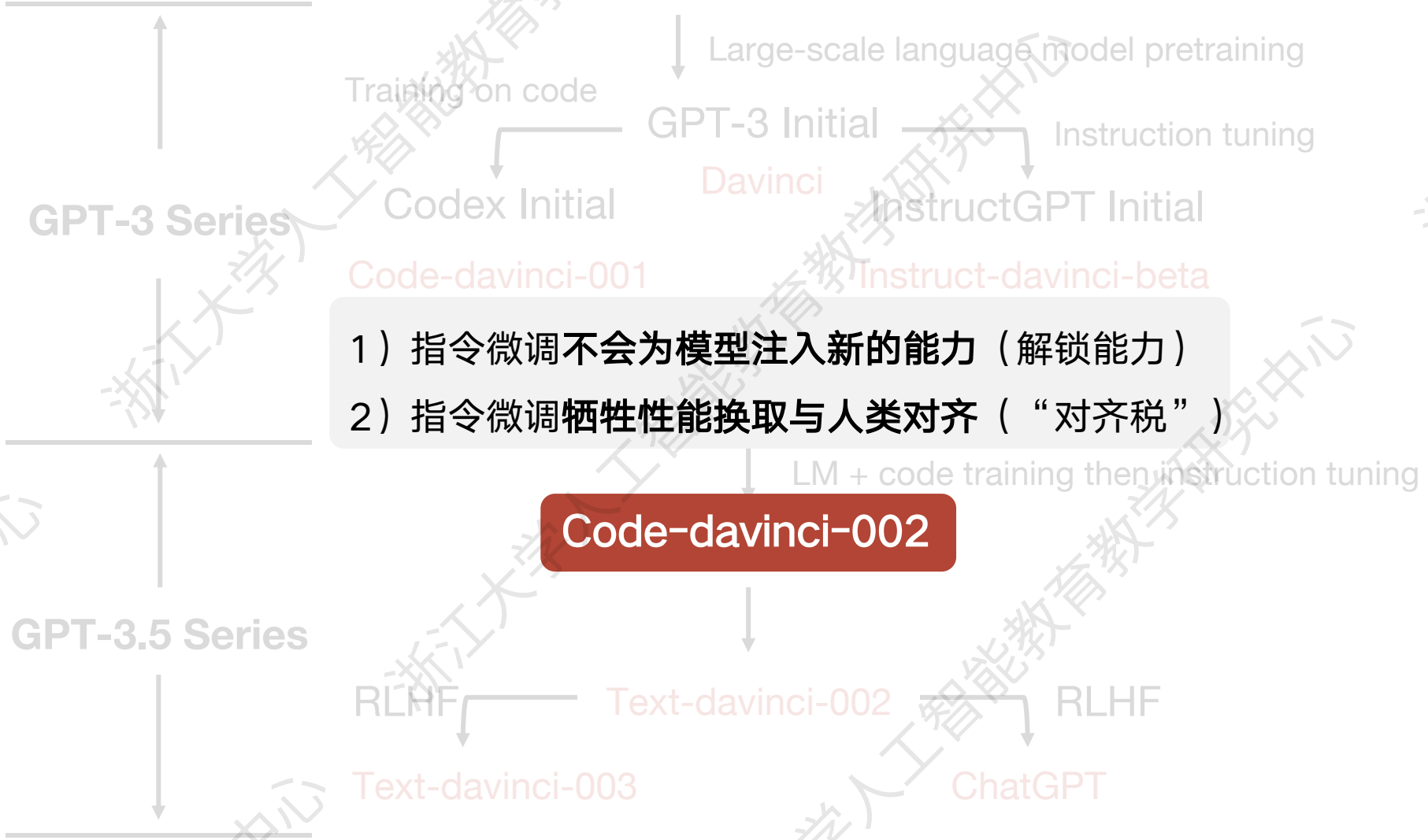
Codex + Instruct



2020 - 2021 年，OpenAI 投入了大量的精力通过**代码训练**和**指令微调**来增强 GPT-3。

使用**思维链**进行复杂推理的能力很可能是代码训练的一个神奇副产物
使用**指令微调**将 GPT-3.5 的分化到不同的技能树（数学家/程序员/…）

GPT3.5

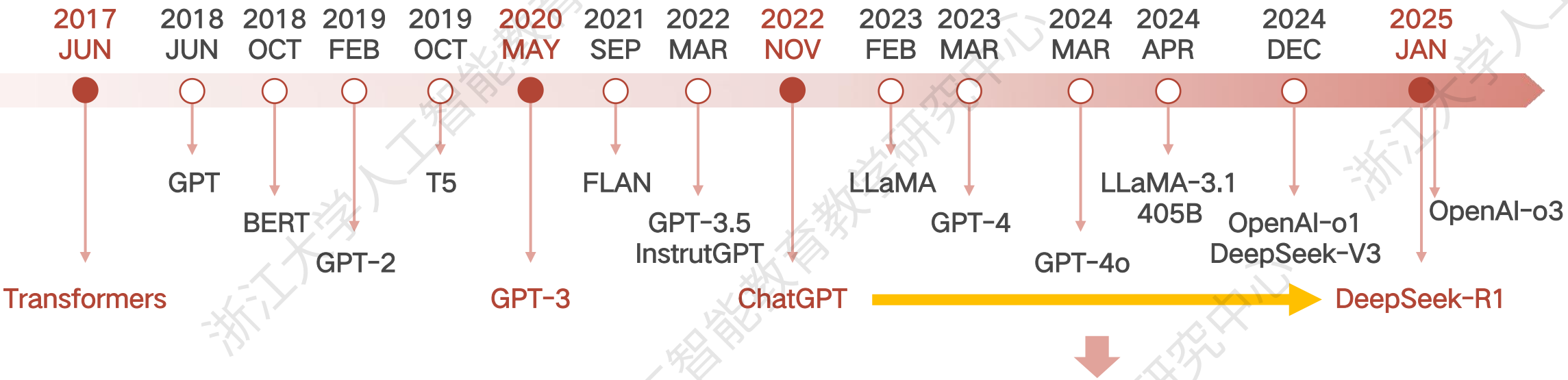


1）指令微调**不会为模型注入新的能力**（解锁能力）

2）指令微调**牺牲性能换取与人类对齐**（“对齐税”）

ChatGPT（技术到产品）

大型语言模型简史



多模态模型：连接文本、图像及其他

- **开源：**Meta的LLaMA系列（普惠学术领域）
- **GPT-4v:** 视觉遇见语言（跨模态）
- **GPT-4o:** 全模态前沿（交互能力）

GPT-4v（听、说⇨ 看）

2023.06

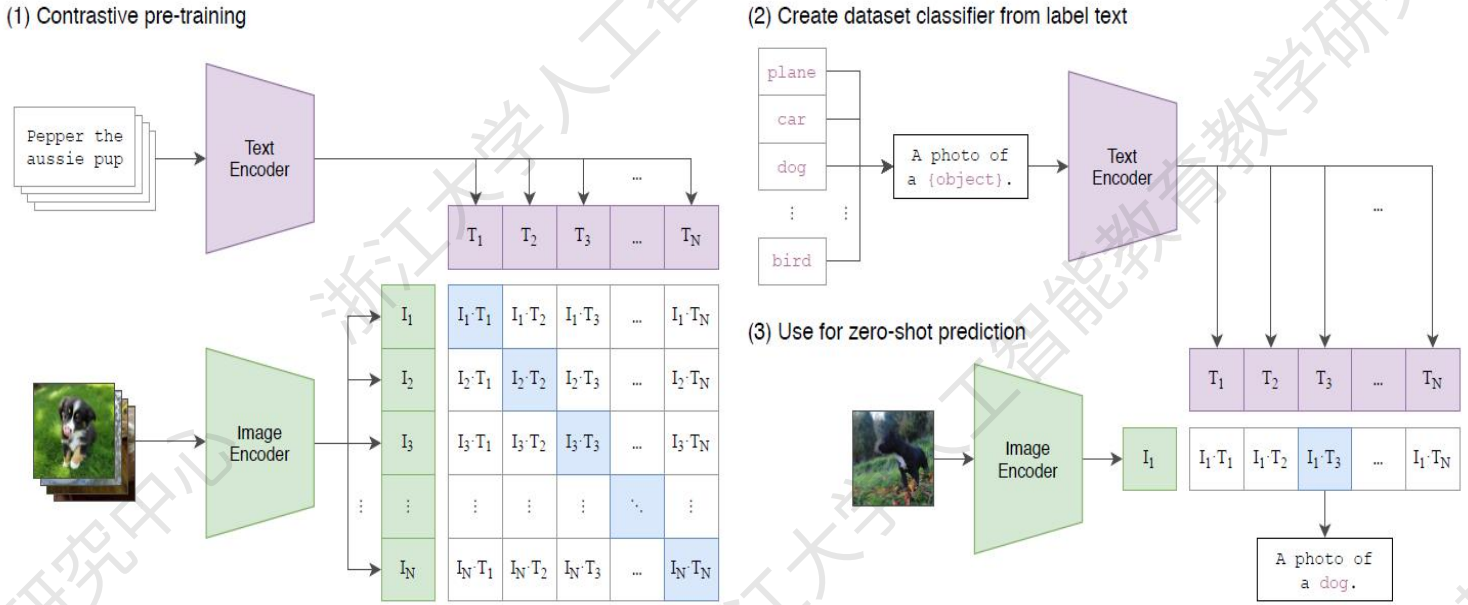


Figure 1. Summary of our approach. While standard image models jointly train an image feature extractor and a linear classifier to predict some label, CLIP jointly trains an image encoder and a text encoder to predict the correct pairings of a batch of (image, text) training examples. At test time the learned text encoder synthesizes a zero-shot linear classifier by embedding the names or descriptions of the target dataset's classes.

- ✓ GPT-4可提供多模态能力
- ✓ zero-shot及few-shot的能力
- ✓ GPT-4逻辑推理能力的飞跃
- ✓ GPT-4的安全性已经大幅提升
- ✓ 更强的专属能力（如编程）
- ✓ 处理其它语言的能力
- ✓ 处理更长序列的能力

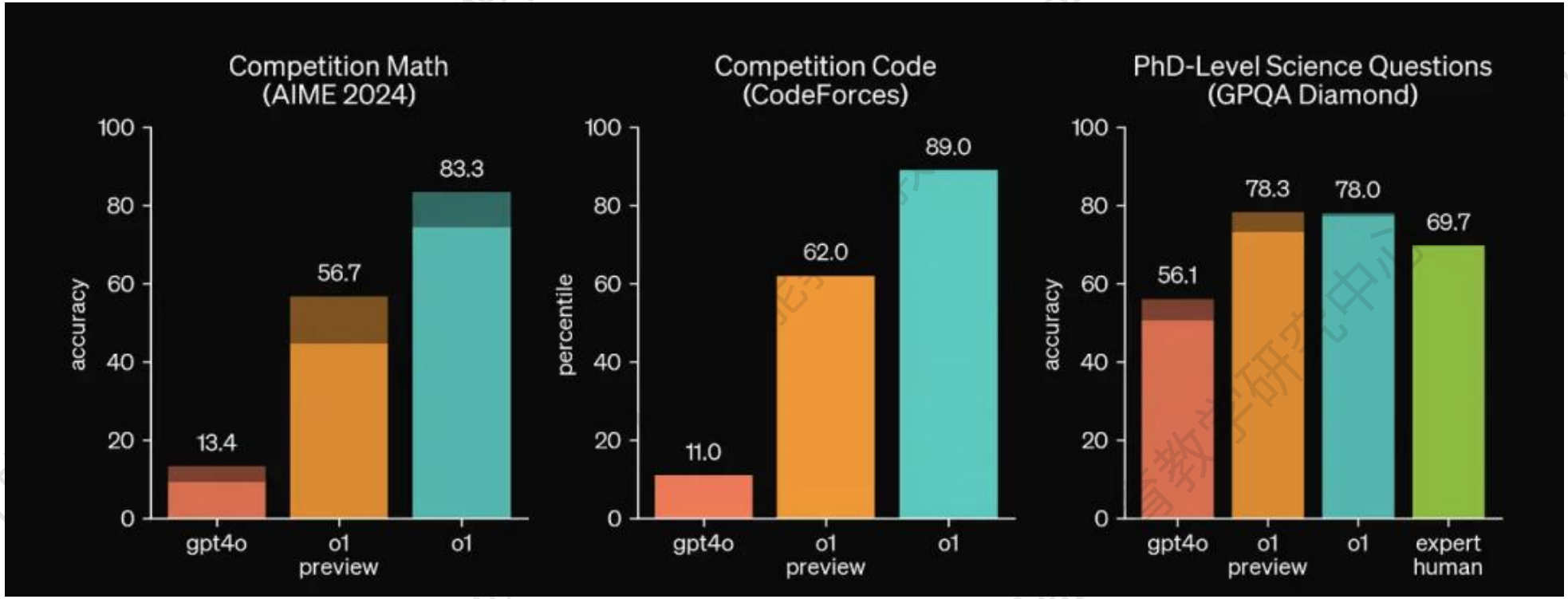
GPT-4o（文科博士生）

2024.06

- ✓ 多模态输入输出（交互能力）
- ✓ 响应速度（接近人类响应）
- ✓ 数学推理、编程等能力提升
- ✓ 非英文文本性能大幅提升
- ✓ 视觉和音频理解能力
- ✓ 成本优势

GPT-o1（理科博士生）

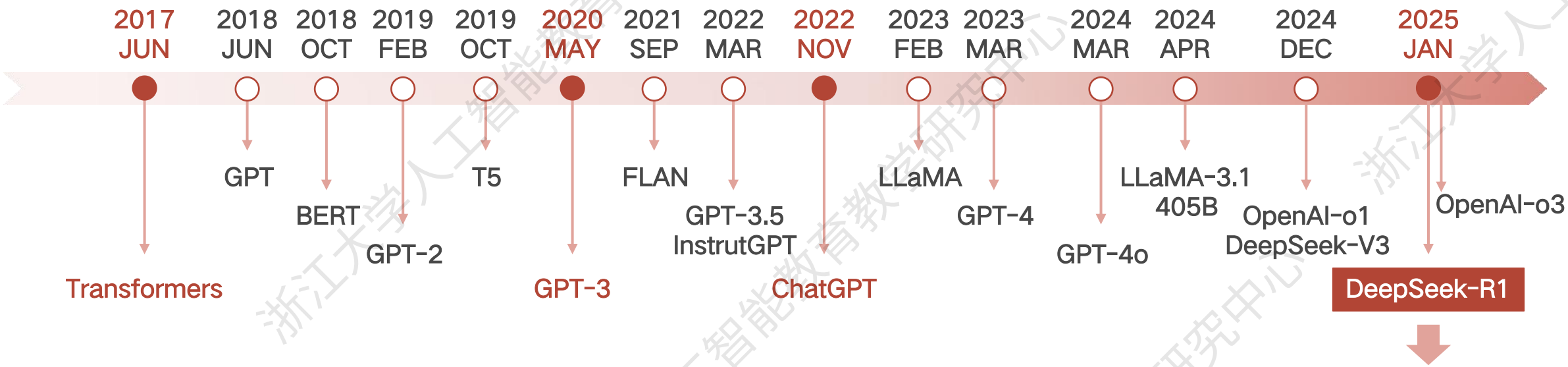
2024.09



- ✓ 推理能力大幅提升：数学和编程能力爆表
- ✓ 更像人类一样思考：全新安全训练方法 & 更强的“越狱”抵抗力

Outline

大型语言模型简史



推理模型：从「生成」到「推理」的重心转变

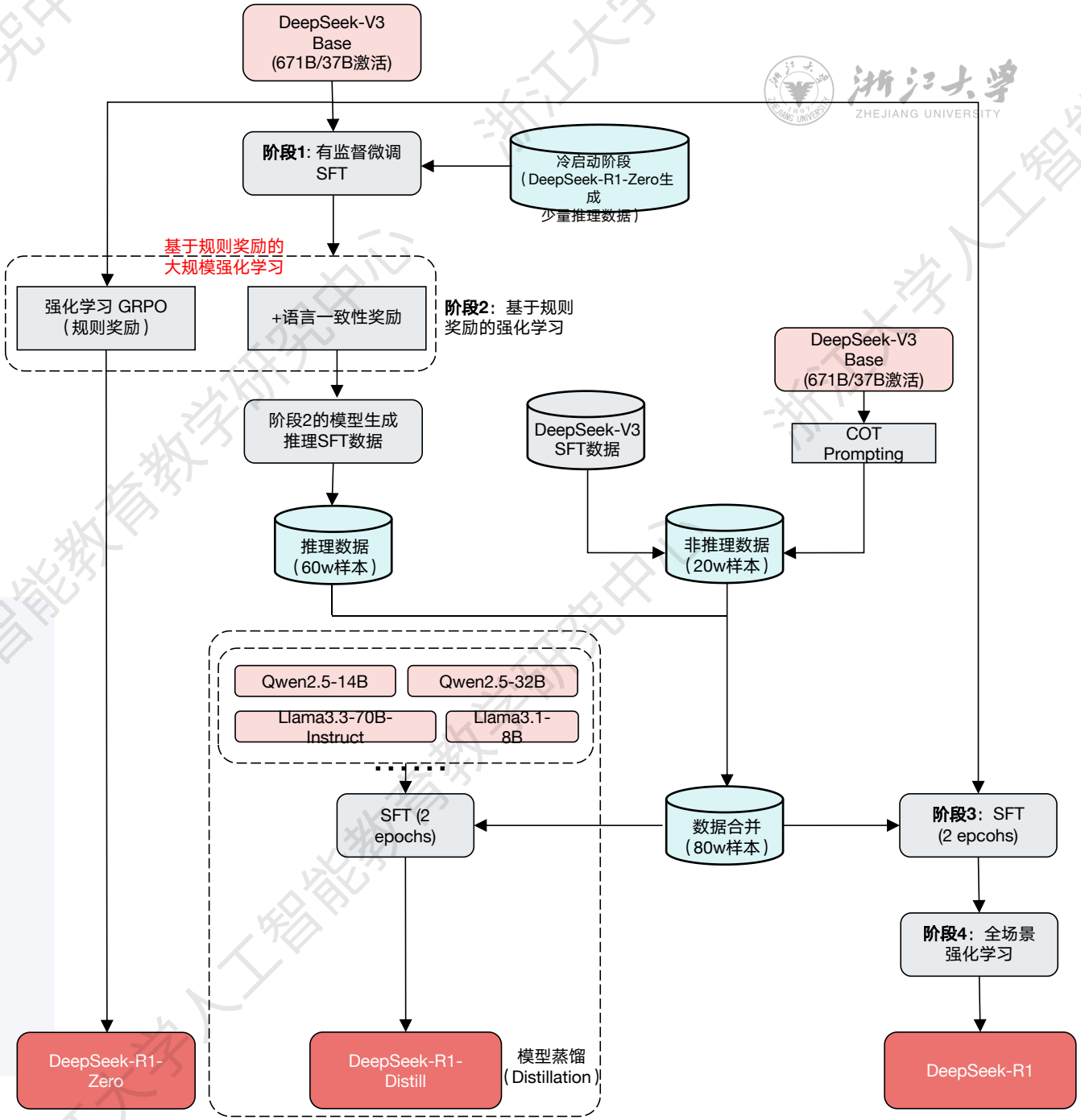
- OpenAI-o1/o3：推理能力的一大飞跃
- DeepSeek-V3/R1：专家模型、强化学习，开源，效率

DeepSeek 技术全景图

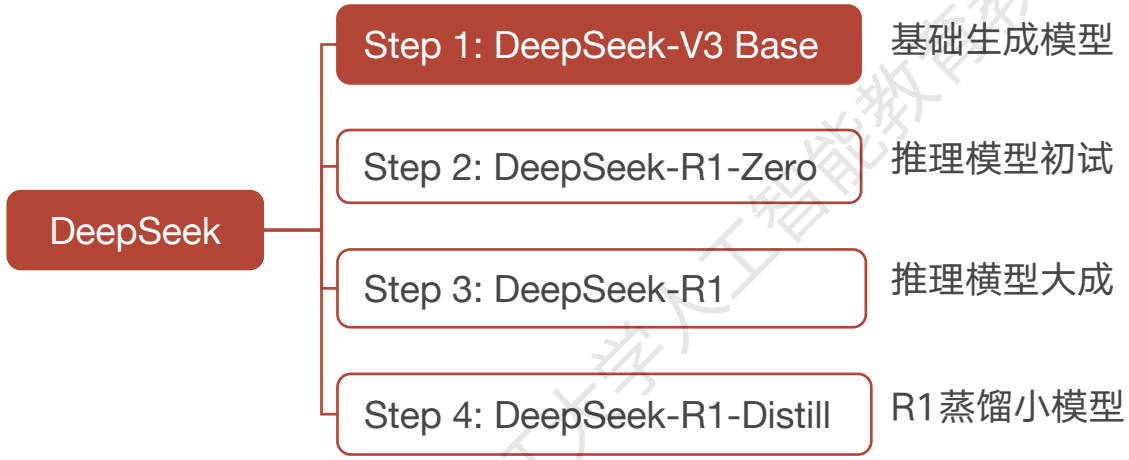
DeepSeek

- Step 1: DeepSeek-V3 Base — 基础生成模型
- Step 2: DeepSeek-R1-Zero — 推理模型初试
- Step 3: DeepSeek-R1 — 推理横型大成
- Step 4: DeepSeek-R1-Distill — R1蒸馏小模型

DeepSeek模型并非是颠覆性基础理论创新（Transformer-based），其对算法、模型和系统等进行的**系统级协同工程创新**，打破了大语言模型以大算力为核心的预期天花板，为**受限资源下探索通用人工智能**开辟了新的道路。



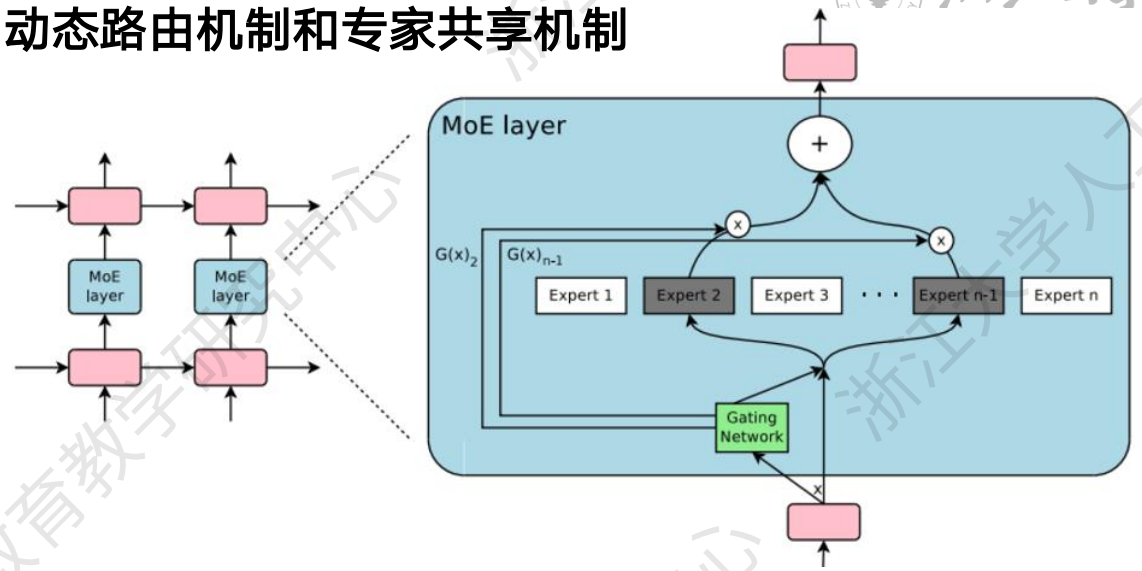
DeepSeek 技术揭秘

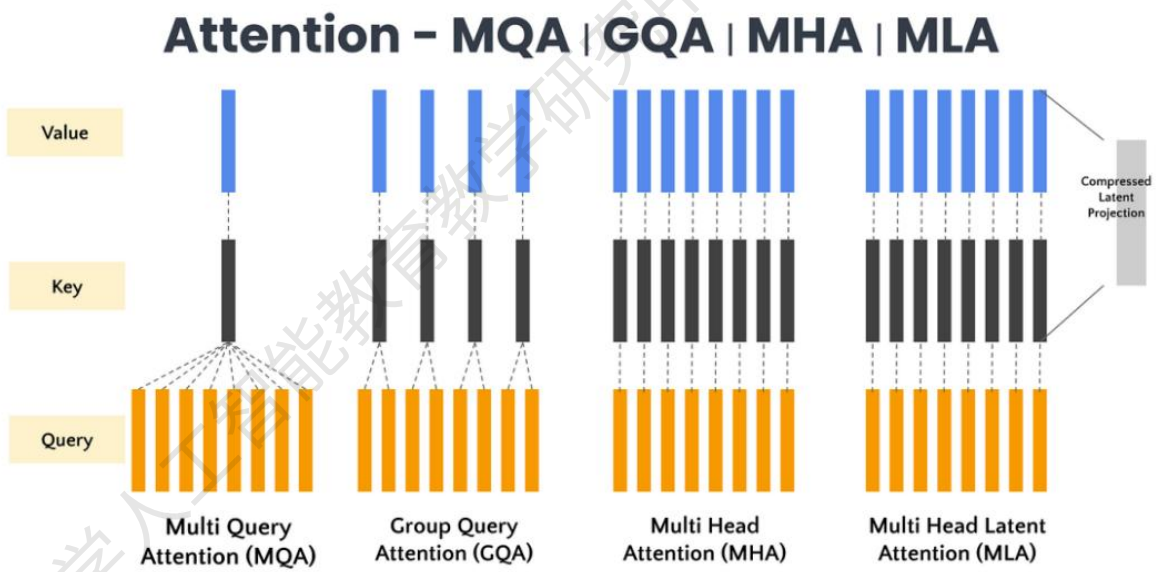


DS-V3对标GPT-4o（文科博士生）：

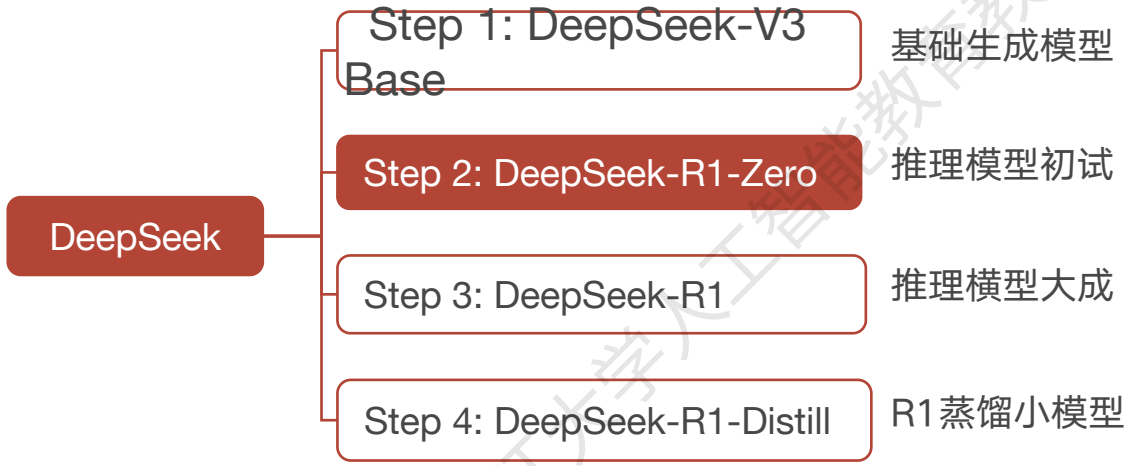
- **混合专家模型：**V3基座模型总共有6710亿参数，但是每次token仅激活8个专家、370亿参数（~5.5%）。
- **极致的工程优化：多头潜在注意力机制(MLA)**，使用FP8混合精度，DualPipe算法提升训练效率，将训练效率优化到极致，显存占用为其他模型的5%-13%。

动态路由机制和专家共享机制





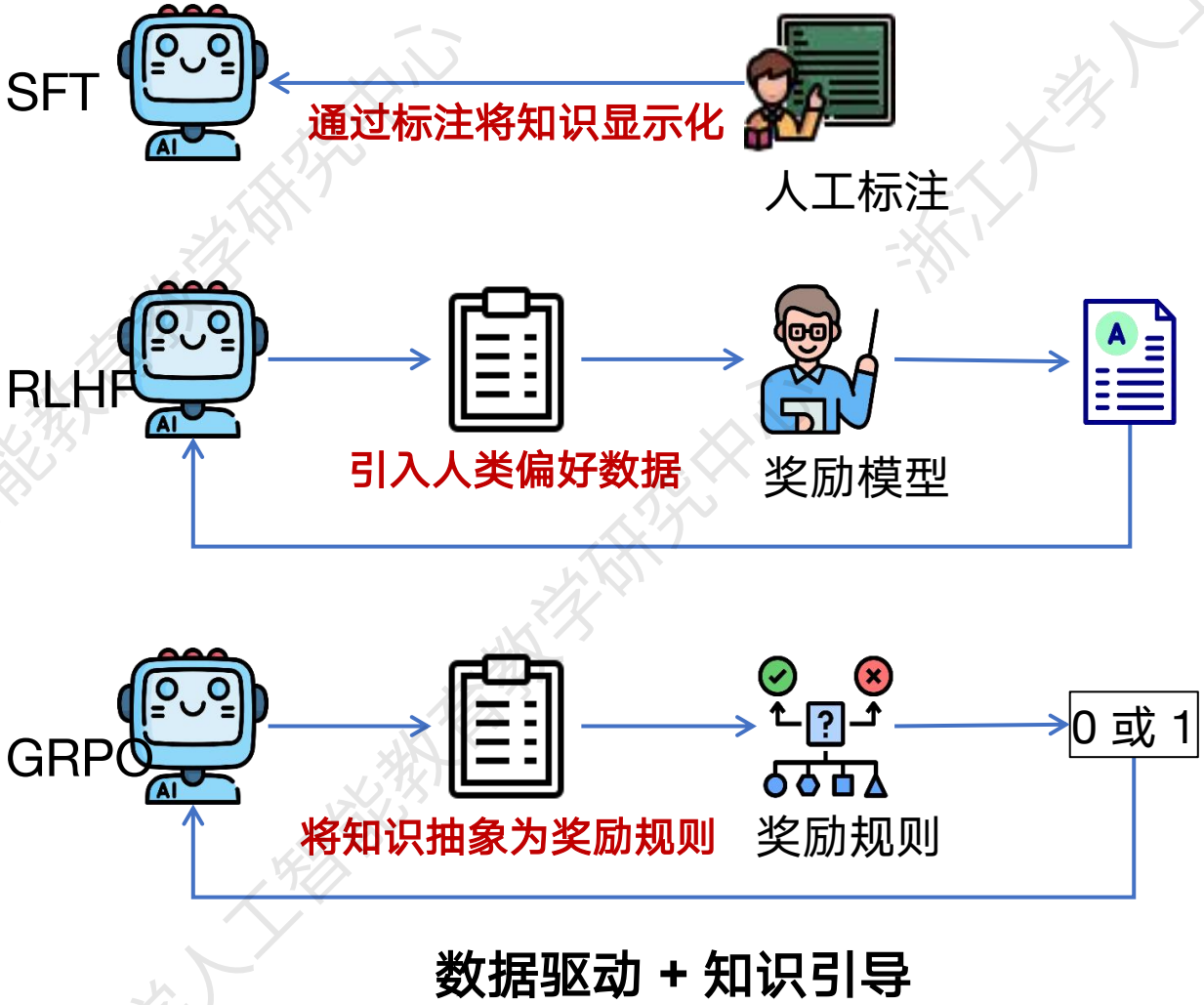
DeepSeek 技术揭秘



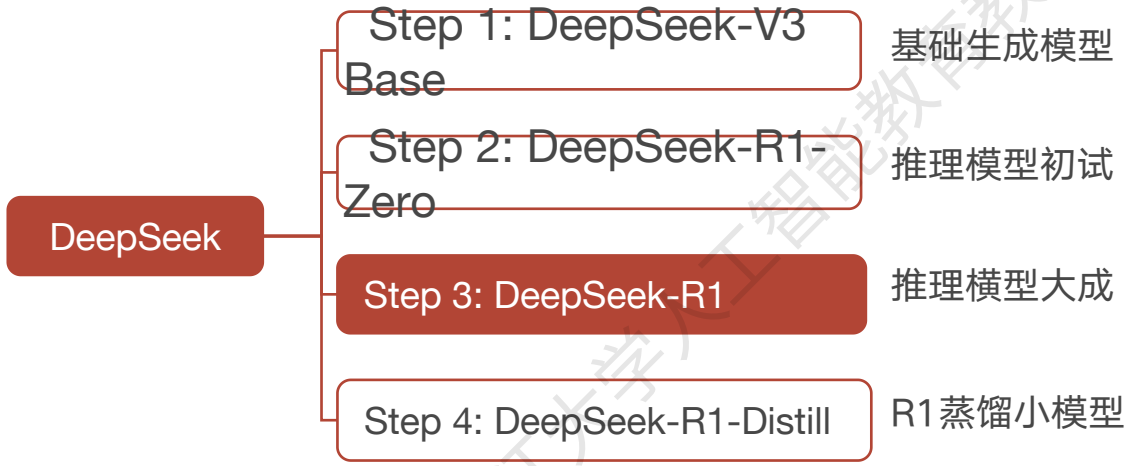
赋予DeepSeek-V3最基础的推理能力：

R1-Zero使用DeepSeek-V3-Base作为基础模型，直接使用**GRPO**进行强化学习来提升模型的推理性能：

- 准确度奖励（Accuracy rewards）
- 格式奖励（Format rewards）

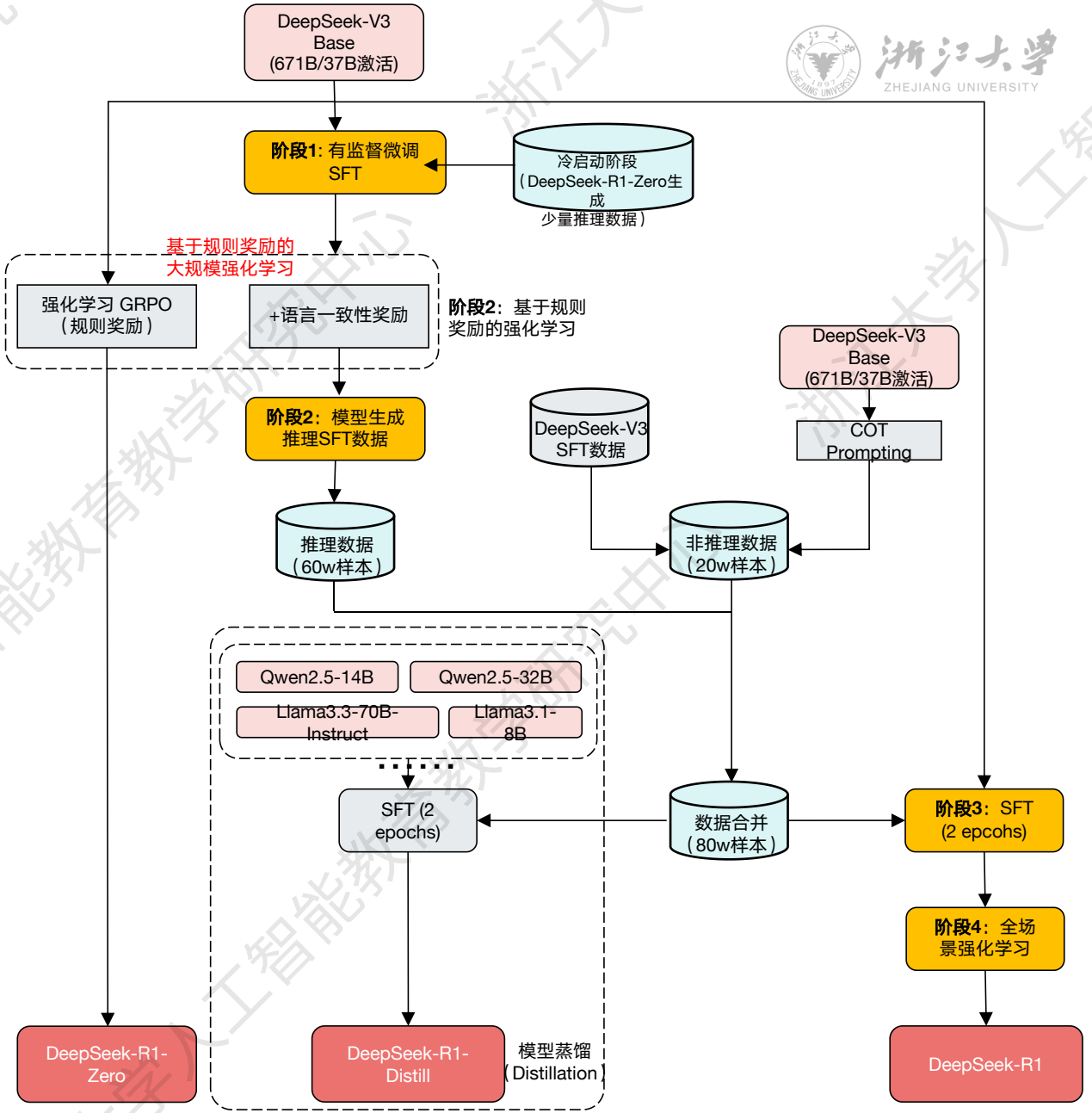


DeepSeek 技术揭秘

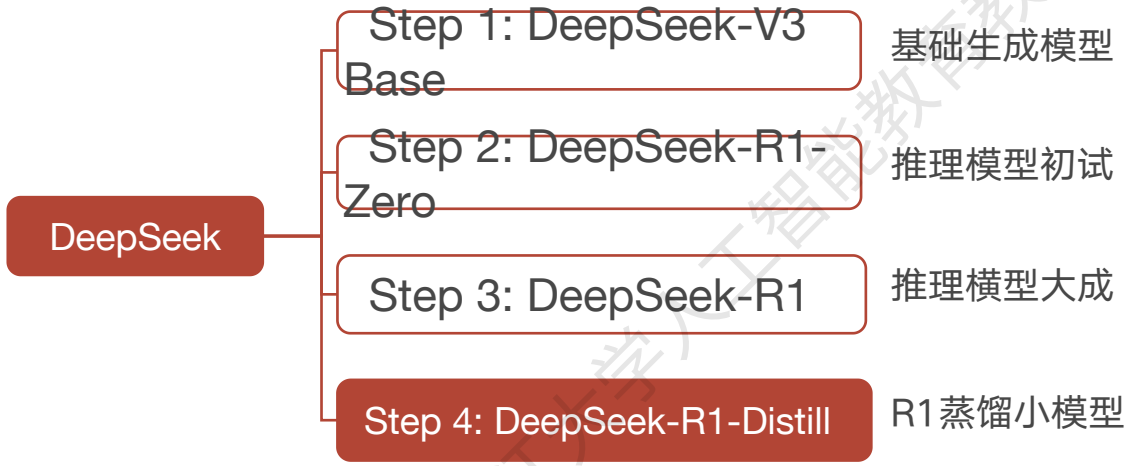


DS-R1对标OpenAI-o1（理科博士生）：

- **阶段1**：DeepSeek-R1-Zero生成**少量推理数据** + SFT => 为V3植入初步推理能力（**冷启动**）
- **阶段2**：根据规则奖励直接进行强化学习（GRPO）训练=> 提升推理能力（多轮迭代，获取**大量推理数据**）
- **阶段3**：迭代生成推理/非推理样本微调 => 增强**全场景能力**
- **阶段4**：全场景强化学习 => 人类偏好对齐 （**RLHF**）



DeepSeek 技术揭秘

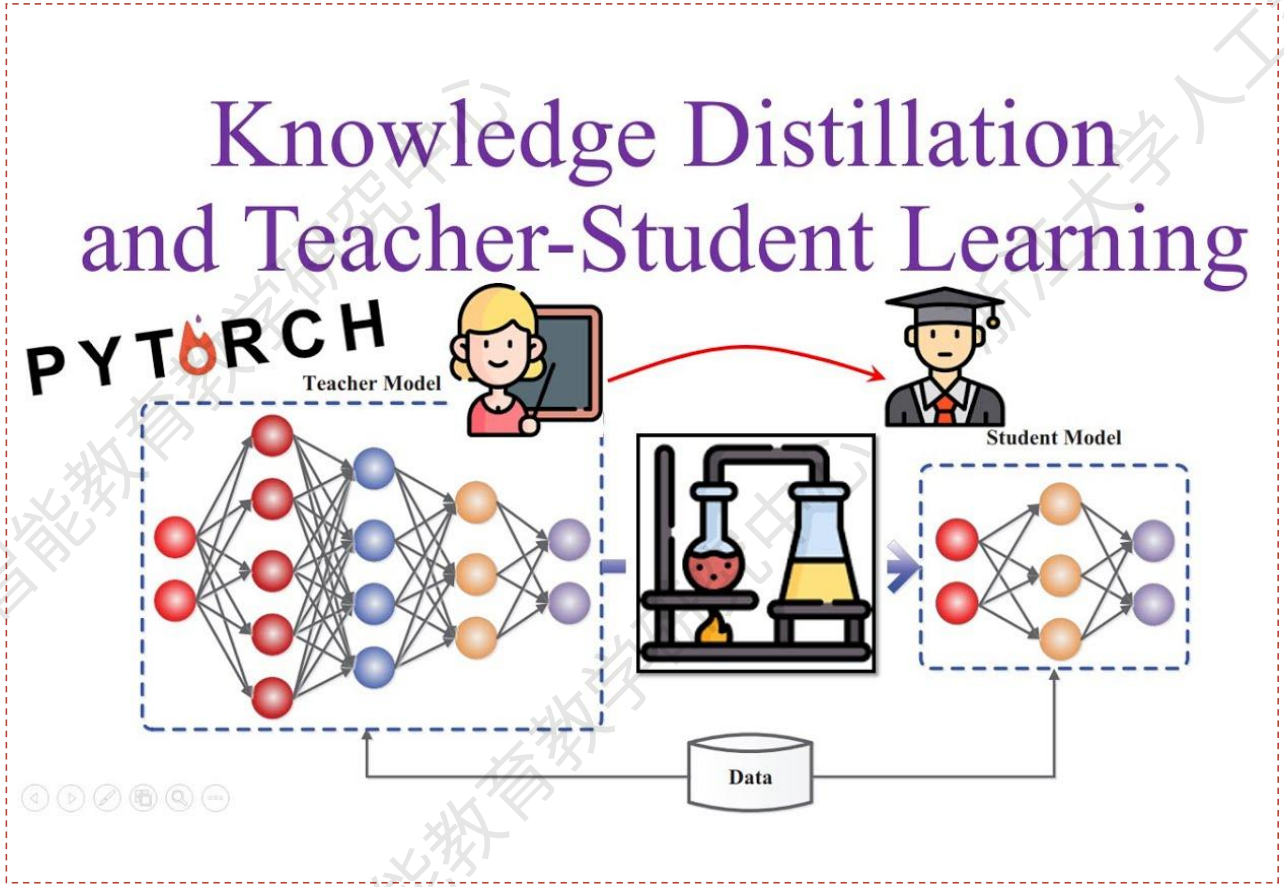


DeepSeek-R1-Distill模型：

（1）基于各个低参数量通用模型（千问、Llama等）

（2）使用DeepSeek-R1同款数据微调

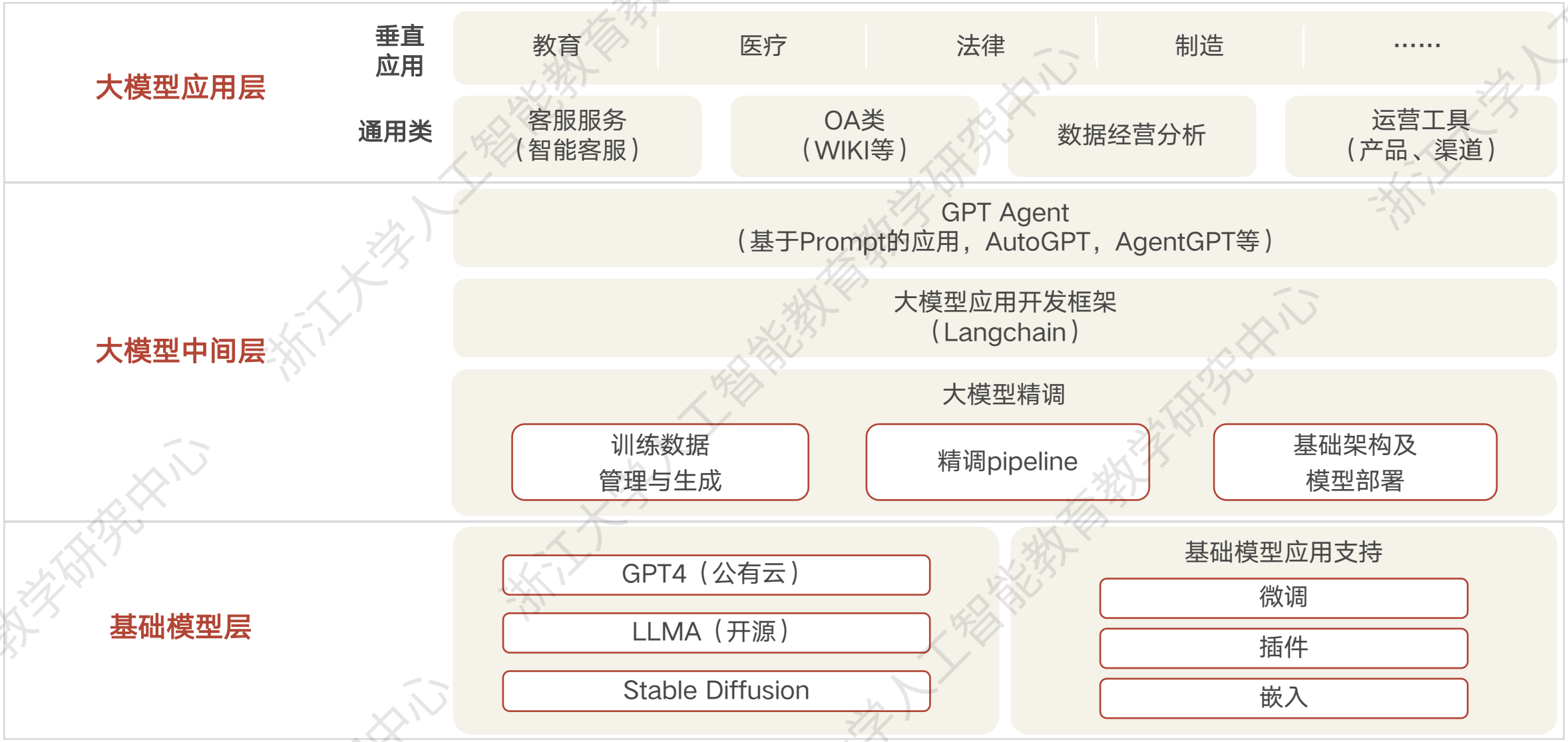
（3）大幅提升低参数量模型性能



知识蒸馏：

- **老师教学生**：“解题思路”，不仅给答案（硬标签），还教“为什么”（软标签）
- **模型瘦身**：大幅压缩参数（如671亿→7亿参数），手机也能跑AI

DeepSeek 带来的全栈影响



Outline

从 LLM 到 Agent

浙江大学 ZHEJIANG UNIVERSITY

01 **技术架构**

Transformer (2017)
Bert/GPT (2018)

02 **通用LLM**

ChatGPT (2022)
LLaMA (2023)
Vicuna (2023)

03 **大模型开发工具**

LangChain (2022)
LlamaIndex (2023)

04 **垂类LLM**

Code Llama (2023)
MathGLM (2023)
LawBench (2023)

05 **垂类应用**

LLM VSCode (2023)
DB GPT-Hub (2023)
Kore.ai (2023)
Uchat (2024)

06 **基于LLM的Agent**

HuggingGPT (2023)
AutoGPT (2023)
JARVIS (2024)

07 **Agent开发平台**

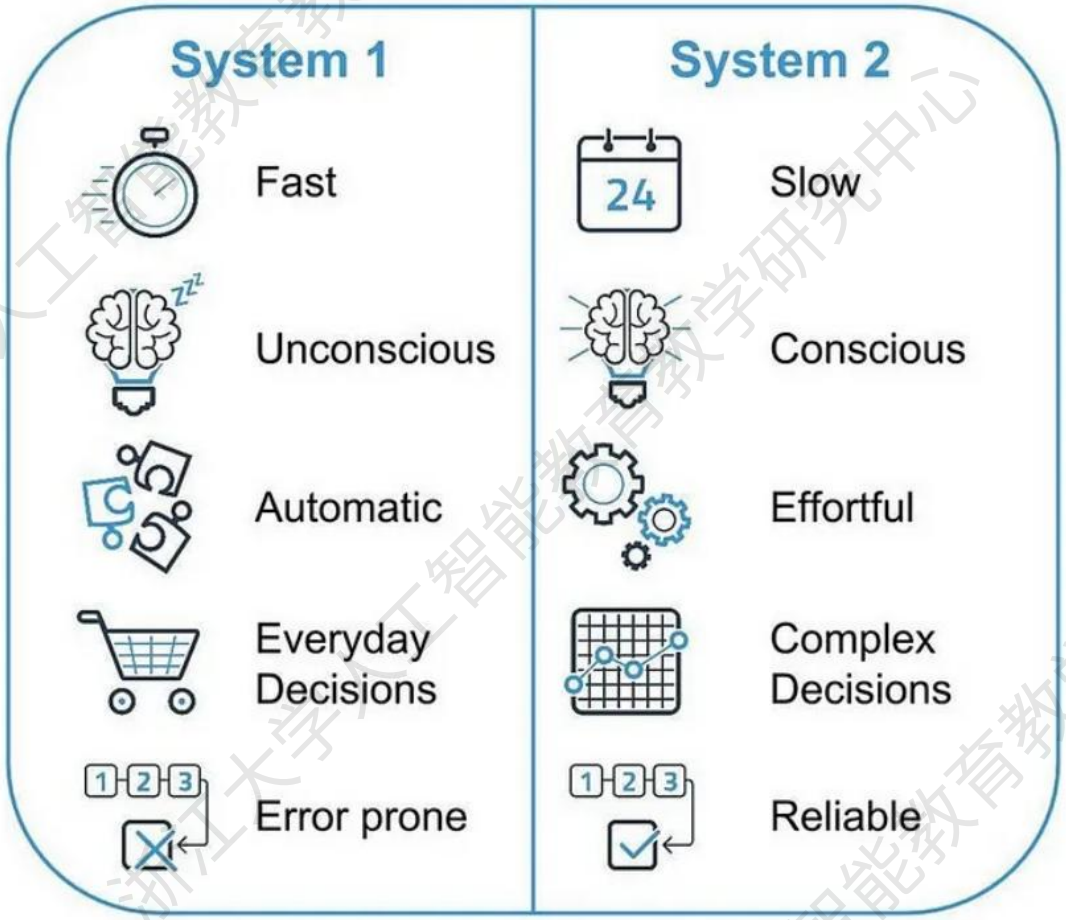
GPTs (2023)
Coze (2024)
Agent Builder (2024)
Agent OS (2024)

Deepseek

生成大模型「系统1」到推理大模型「系统2」

GPT-4v/4o

DeepSeek-V3



GPT-o1/o3

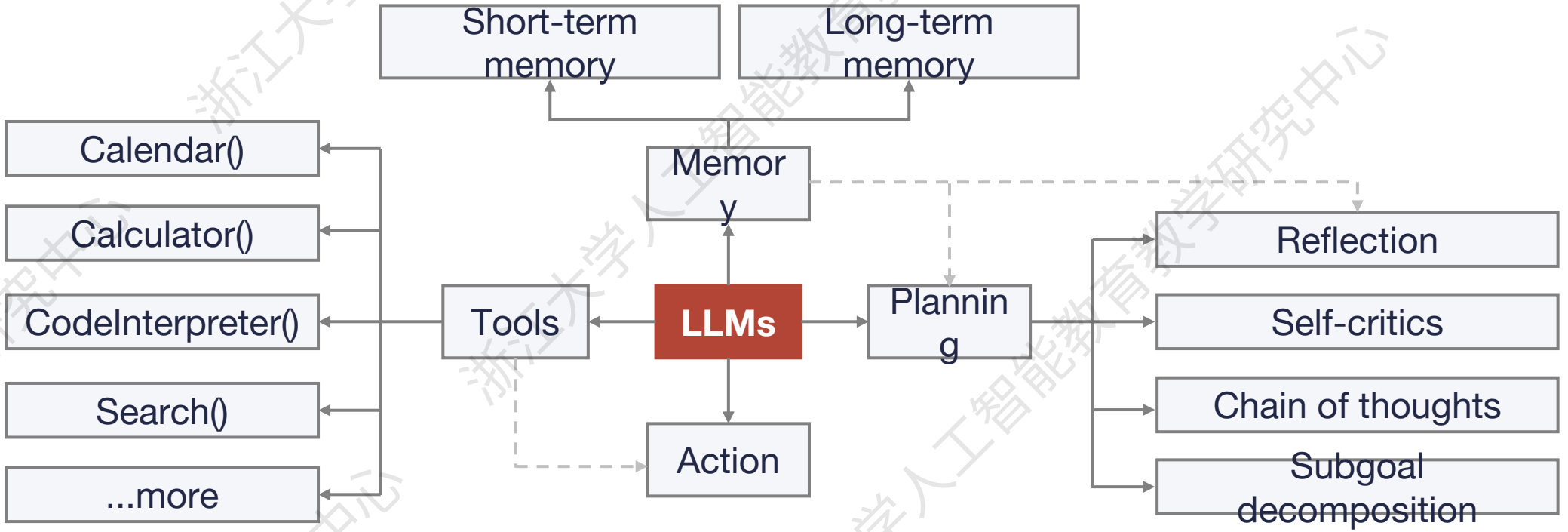
DeepSeek-R

「系统1」（**快速、直觉**）和「系统2」（**缓慢、分析**）

新一代智能体 = Agent + LLM

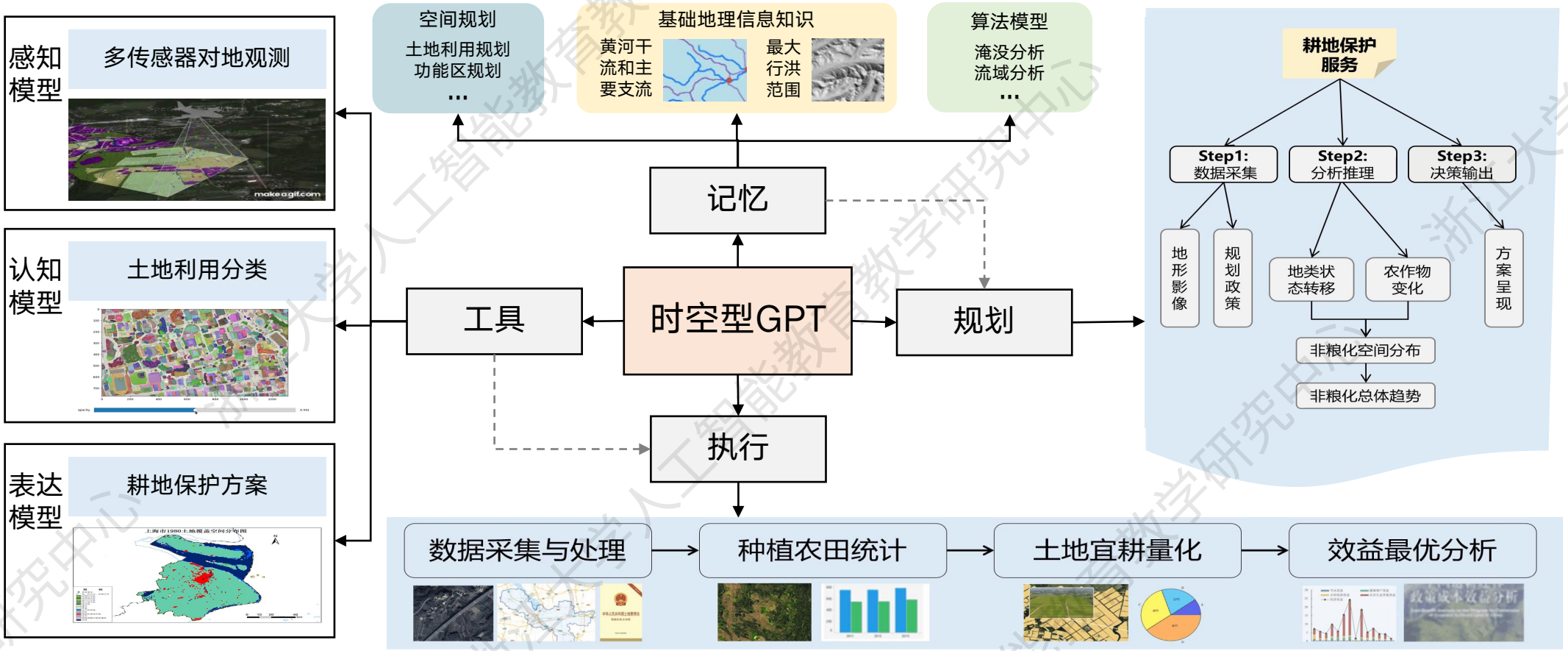
LLM是Agent的大脑，其核心能力是“逻辑推理” 「系统2」

Planning Skills：对问题进行拆解得到解决路径，既进行任务规划
Tool Use：评估自己所需的工具，进行工具选择，并生成调用工具请求
Memory：短期记忆包括工具返回值，已完成推理路径；长期记忆包括可访问的外部长期存储等



Lilian Yung, Director of Applied Research at OpenAI

时空智能的自主化服务（国自然基金重大课题）



由“**时空型GPT**”作为决策大脑驱动，构成一个闭环多智能体协同系统

实现流程**自**组织、任务**自**执行、内容**自**生成，即时空智能的**自主化构建**

浙江大学
ZHEJIANG UNIVERSITY

THANKS

感 谢 观 看