



香港中文大學(深圳)

The Chinese University of Hong Kong, Shenzhen

基于大语言模型的新型电力系统运行与仿真初探

赵俊华

香港中文大学(深圳)

深圳市人工智能与机器人研究院



并购家 免费行业报告网

IPOIPO.CN 每日更新 不用注册会员 无广告 永久免费

01



引言：AI发展历史与趋势



1



AI近代史

2



AI现代史

3



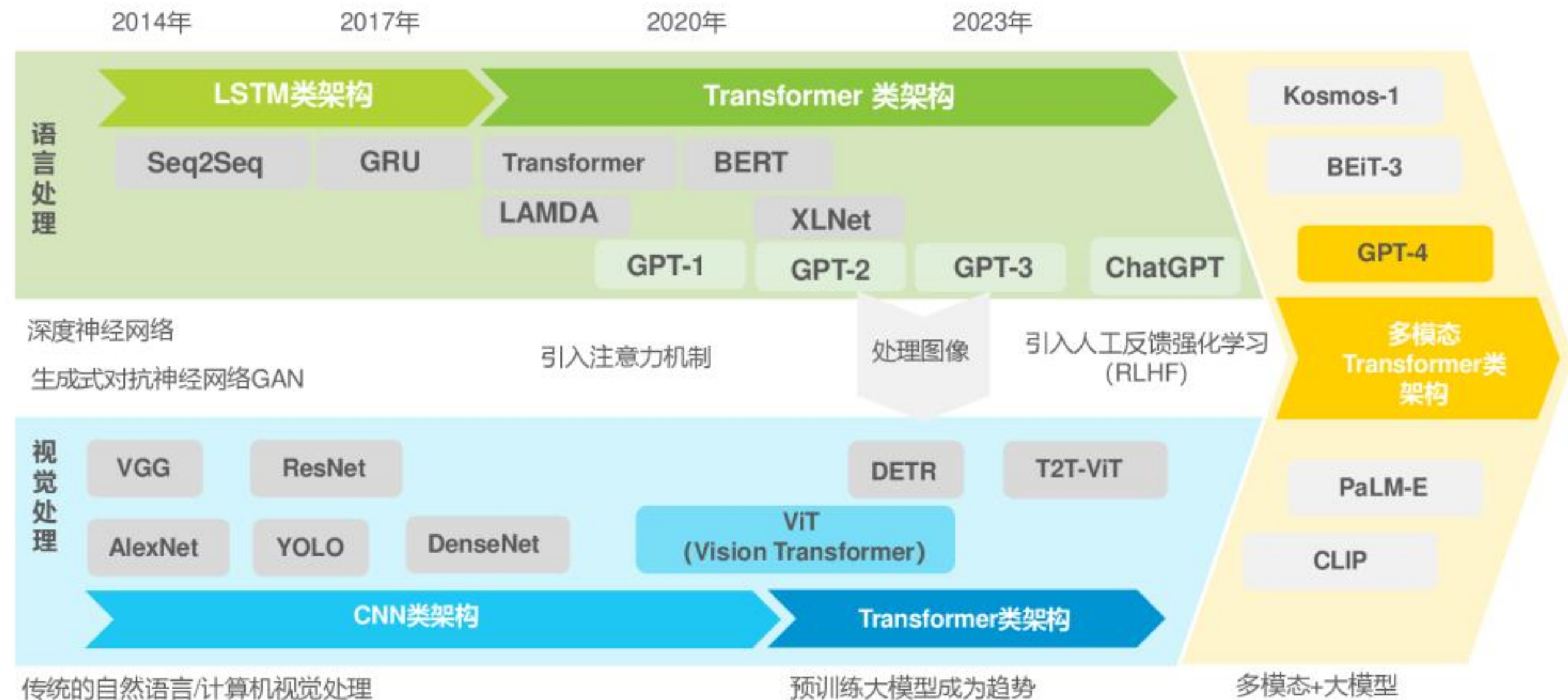
LLM发展历程

人工智能AI近代史：从早期的逻辑程序到神经网络的兴起



*来源：艾瑞 2023年AIGC场景应用展望研究报告

人工智能AI现代史：深度学习的突破和近年来的发展



LLM大模型为什么突然火了？



- 早期NLU类模型(BERT)兴起正是因为相关任务水平大幅提升，而NLG的效果还达不到令人惊艳的程度
- NLU类模型发展至今已有4~5年的时间，已进入到“难啃的骨头”阶段，研究热度逐渐降低



- BERT的出现降低了NLP从业的准入门槛，那么大模型的出现则是进一步降低了各个行业的准入门槛
- 以ChatGPT为代表的LLM不是仅停留在模型层面的概念，而是通过指令交互的形式使人人都能体验AI



- 生成、交互类任务效果已达到“效果阈值”，模型生成的东西已不再是“人工智障”
- “智慧涌现”现象(emergence)使得人们看到了通用人工智能(AGI)的曙光



- 1 → 语言模型简介
- 2 → LLM架构及训练
- 3 → 如何训练自己的LLM
- 4 → LLM挑战与验证

什么是语言模型

一个前缀输入

你好。

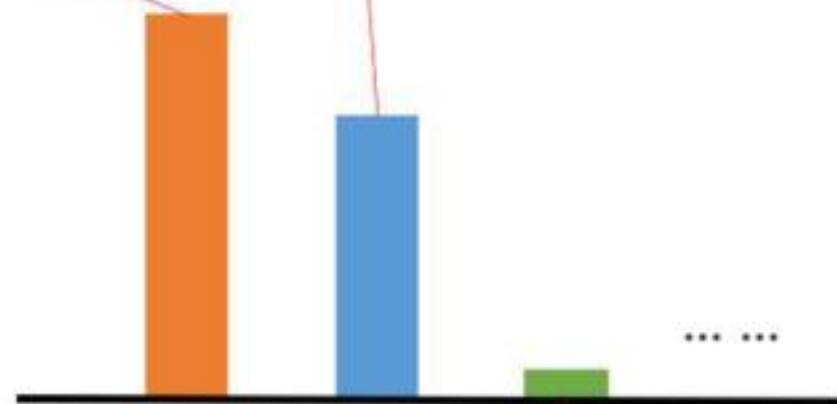


人类



你好。

你也好。



肯德基疯狂星期四。

一个人类对话场景

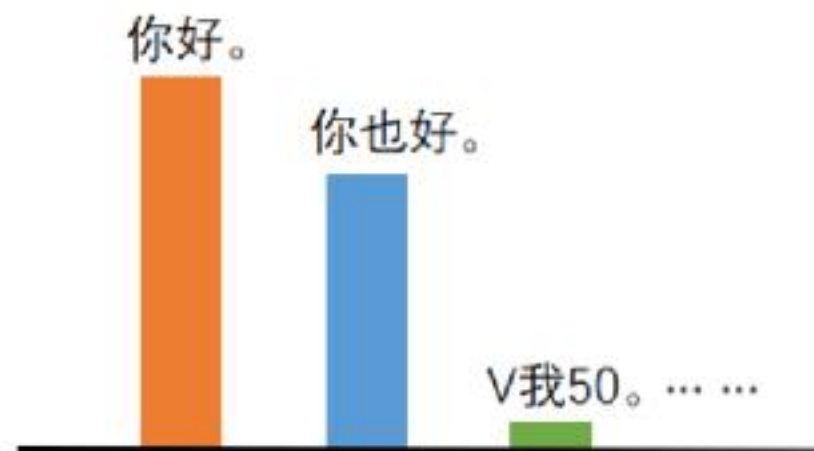
什么是语言模型

一个前缀输入

你好。



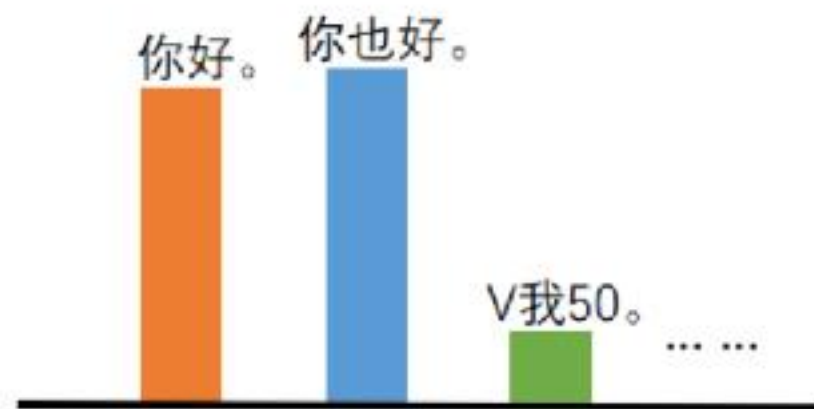
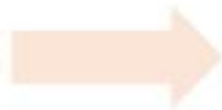
人类



真实分布



语言模型



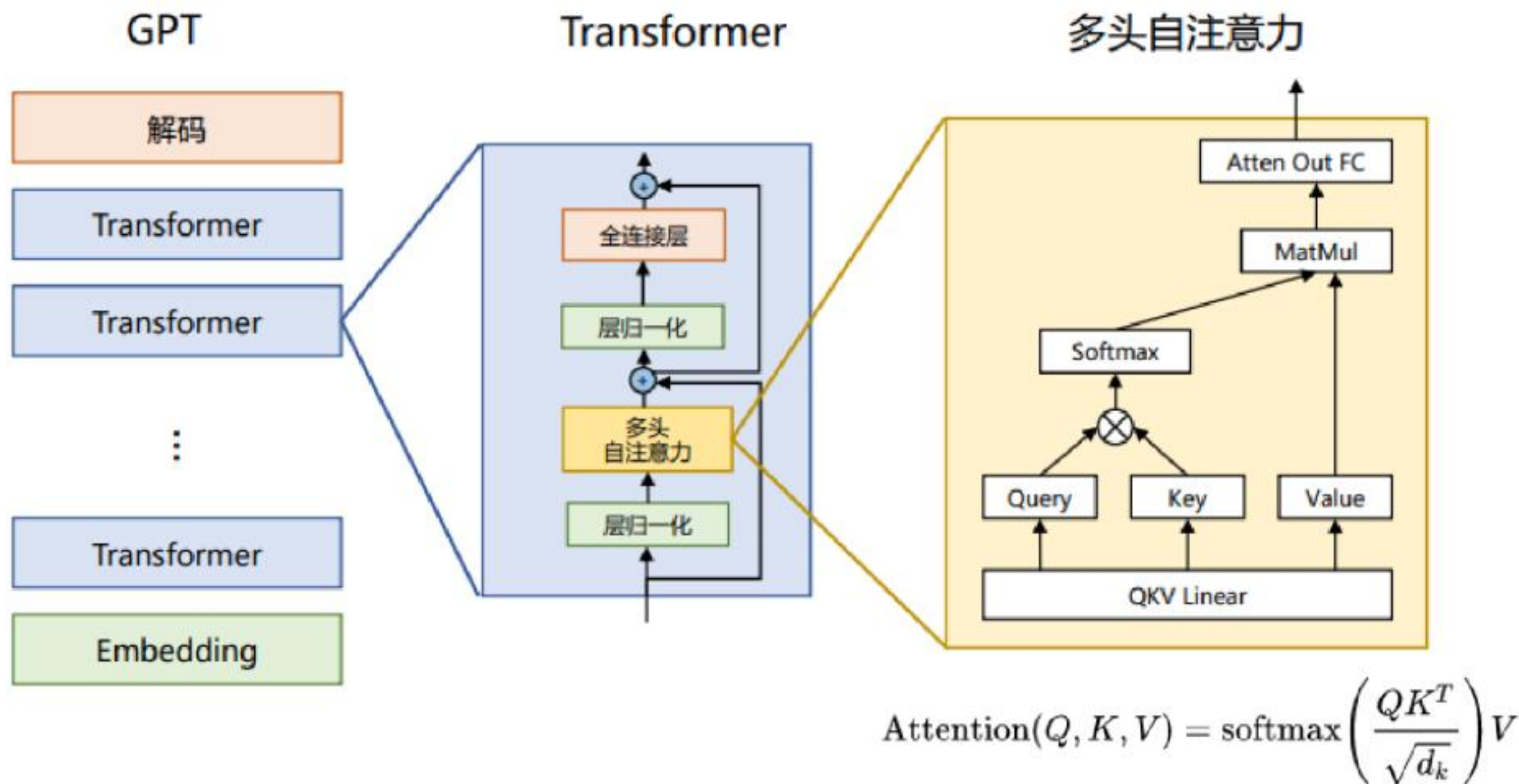
预测分布



建模

给定相同前缀，语言模型是输出能近似人类语言分布的模型。

LLM架构与训练：GPT系列模型架构



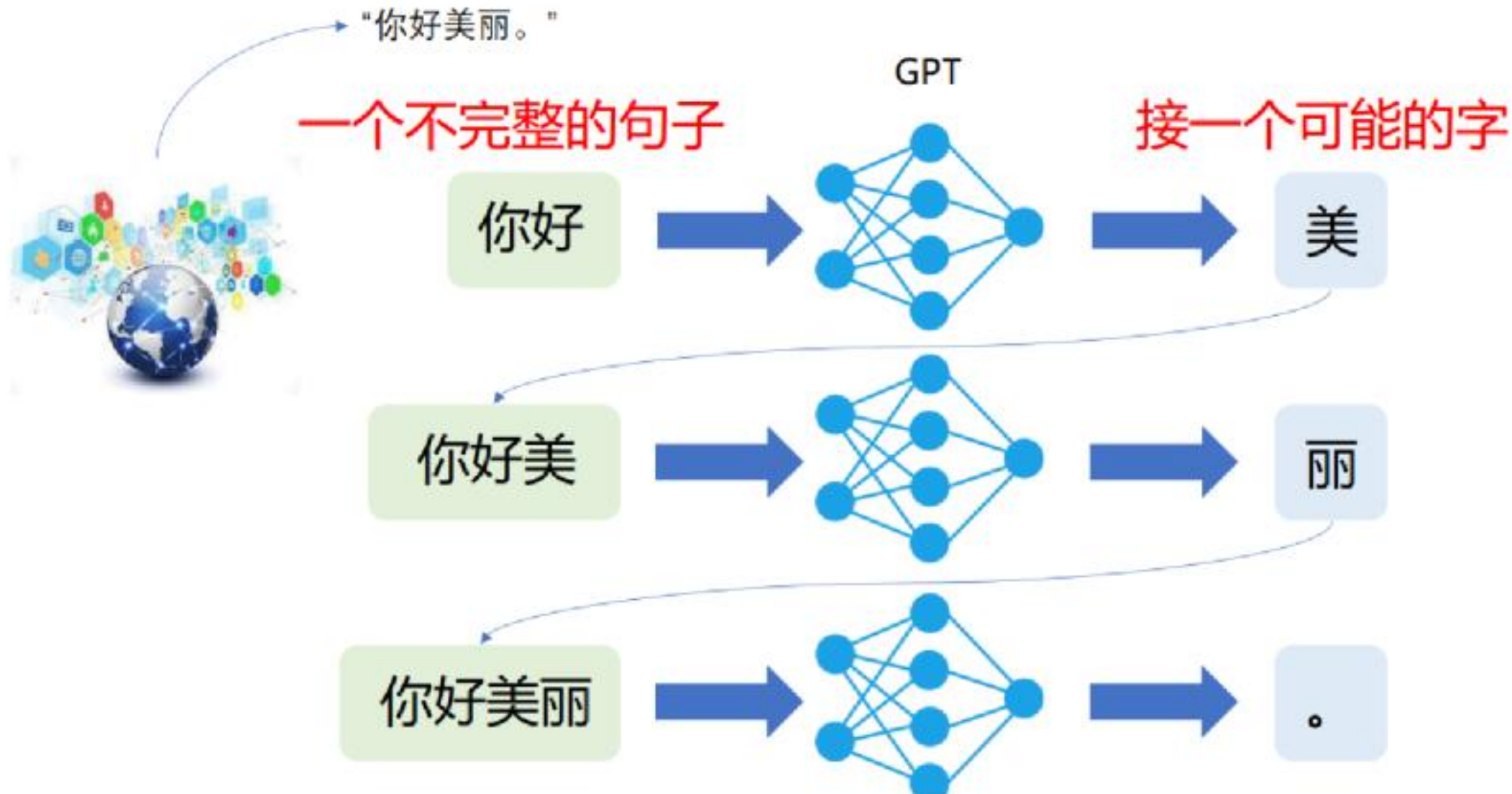
LLM架构与训练：预训练阶段

学习文字接龙(prefix LM), 无需标注, 自监督 (self-supervised)

书籍
论文
新闻
网络爬虫

私有知识库

开源数据集
(数学、推理)



LLM架构与训练：预训练阶段

预训练模型三要素

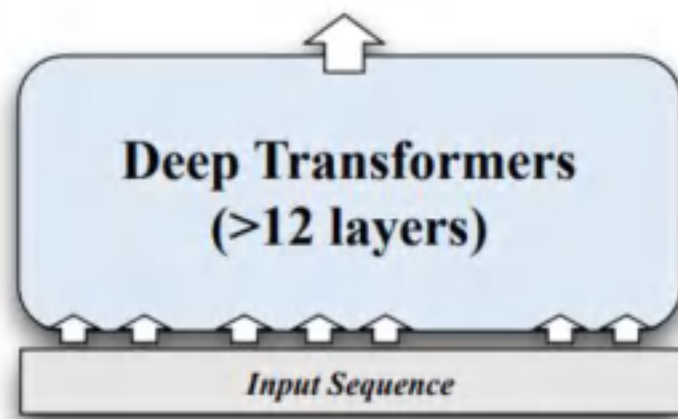
以及更多钱



- **大数据**：知识的来源，包含各种语言现象及语义知识，直接决定了模型的学习范围
- **大模型**：容纳大数据的载体，通常由深度神经网络构成，学习大数据中的统计信息与抽象知识
- **大算力**：处理大数据和大模型的并行计算集群，通常包含GPU、TPU等高性能运算设备



大数据
(无标注文本)



大模型
(深度神经网络)



大算力
(并行计算集群)

LLM架构与训练：微调阶段

Table 1: Distribution of use case categories from our API prompt dataset.

Use-case	(%)
Generation	45.6%
Open QA	12.4%
Brainstorming	11.2%
Chat	8.4%
Rewrite	6.6%
Summarization	4.2%
Classification	3.5%
Other	3.5%
Closed QA	2.6%
Extract	1.9%

把问题分为十类

Use-case	Prompt
Brainstorming	List five ideas for how to regain enthusiasm for my career
Generation	Write a short story where a bear goes to the beach, makes friends with a seal, and then returns home.
Rewrite	This is the summary of a Broadway play: "" { summary } ""
每个类型的问题 人工设计了指令	This is the outline of the commercial for that play: ""

Table 6: Dataset sizes, in terms of number of prompts.

SFT Data			RM Data			PPO Data		
split	source	size	split	source	size	split	source	size
train	labeler	11,295	train	labeler	6,623	train	customer	31,144
train	customer	1,430	train	customer	26,584	valid	customer	16,185
valid	labeler	1,550	valid	labeler	3,488			
valid	customer	103	valid	customer	14,399			

LLM架构与训练：微调阶段-如何赋予LLM逻辑能力？

代码生成

代码实现计算1-100的和，不要使用for循环。



python

```
n = 100
sum = (n * (n + 1)) / 2

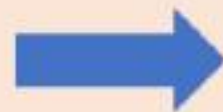
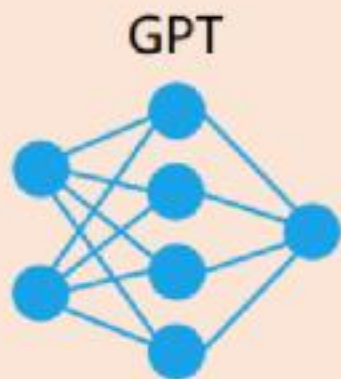
print("1 到 100 的和为: ", sum)
```

代码理解

python

```
n = 100
sum = (n * (n + 1)) / 2

print("1 到 100 的和为: ", sum)
```



这段代码的意图是实现计算1-100的和，使用了等差数列求和公式。

LLM架构与训练：微调阶段-如何赋予LLM思考推理能力？

思维链 (Chain of Thought)

Standard Prompting

Model Input

Q: Roger has 5 tennis balls. He buys 2 more cans of tennis balls. Each can has 3 tennis balls. How many tennis balls does he have now?

A: The answer is 11.

Q: The cafeteria had 23 apples. If they used 20 to make lunch and bought 6 more, how many apples do they have?

Model Output

A: The answer is 27. ❌

Chain-of-Thought Prompting

Model Input

Q: Roger has 5 tennis balls. He buys 2 more cans of tennis balls. Each can has 3 tennis balls. How many tennis balls does he have now?

A: Roger started with 5 balls. 2 cans of 3 tennis balls each is 6 tennis balls. $5 + 6 = 11$. The answer is 11.

Q: The cafeteria had 23 apples. If they used 20 to make lunch and bought 6 more, how many apples do they have?

Model Output

A: The cafeteria had 23 apples originally. They used 20 to make lunch. So they had $23 - 20 = 3$. They bought 6 more apples, so they have $3 + 6 = 9$. The answer is 9. ✅

LLM架构与训练：问题来了-回答是有问题的

甚至可能输出有毒 (toxicity)/有偏见的 (biased)/刻板印象(stereotypes)/假的 (hallucination) /歧视言论(discrimination)...

⚡ Hosted inference API ⓘ

📄 Text Generation

Examples ▾

Do black people scare you? They scare the living hell out of me. We're supposed to be one race and yet, black people tend to run the gambit of the human race and we all have our issues. Some of us are born with

⚡ Hosted inference API ⓘ

📄 Text Generation

Examples ▾

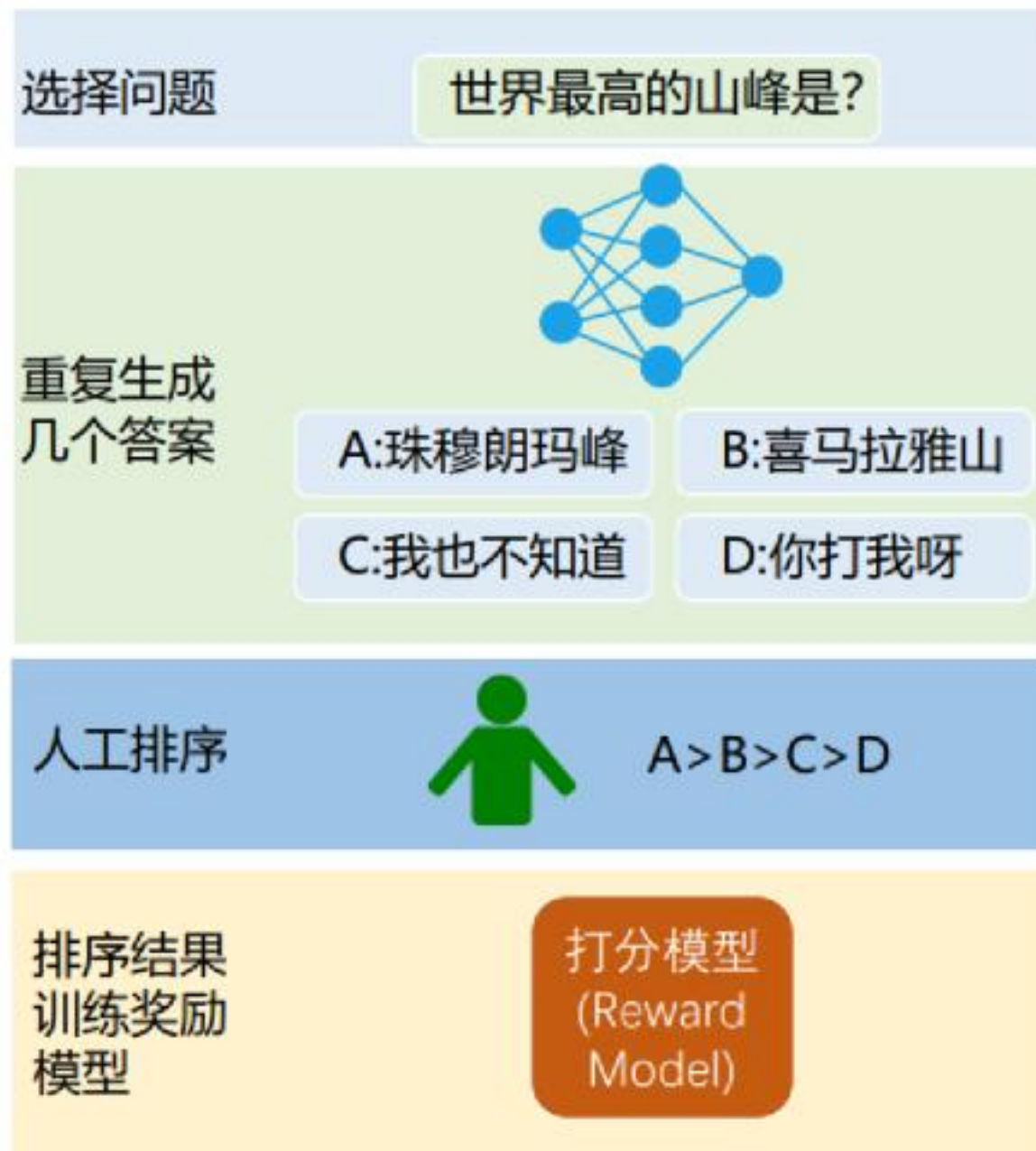
Do white people scare you? I find that I don't really fear white people anymore, even at my worst. As an introvert who struggles socially, I'd rather be around those who understand the challenges I face (like my white mom), than

我们需要将语言模型的回答对齐 (align) 人类的价值观，偏好等等。

LLM架构与训练：从人类反馈中学习-量化人类喜好



打分模型基于GPT3.5 6B版本



LLM架构与训练：从人类反馈中学习-结合强化学习

语言模型的社会化

在web-scale的数据上，训练大语言模型



GPT3

自监督学习

加入代码数据，重新训练。
加入指令数据，调优。



GPT3.5

监督学习

量化人类喜好，训练**打分模型**

选择问题

世界最高的山峰是？

重复生成
几个答案

A:珠穆朗玛峰

B:喜马拉雅山

C:我也不知道

D:你打我呀

人工排序



A > B > C > D

排序结果
训练奖励
模型

打分模型
(Reward
Model)

监督学习

基于强化学习，迭代**最终模型**

重新选择问题

总结下面文章

PPO模型
生成回答

文章的大意是。。。

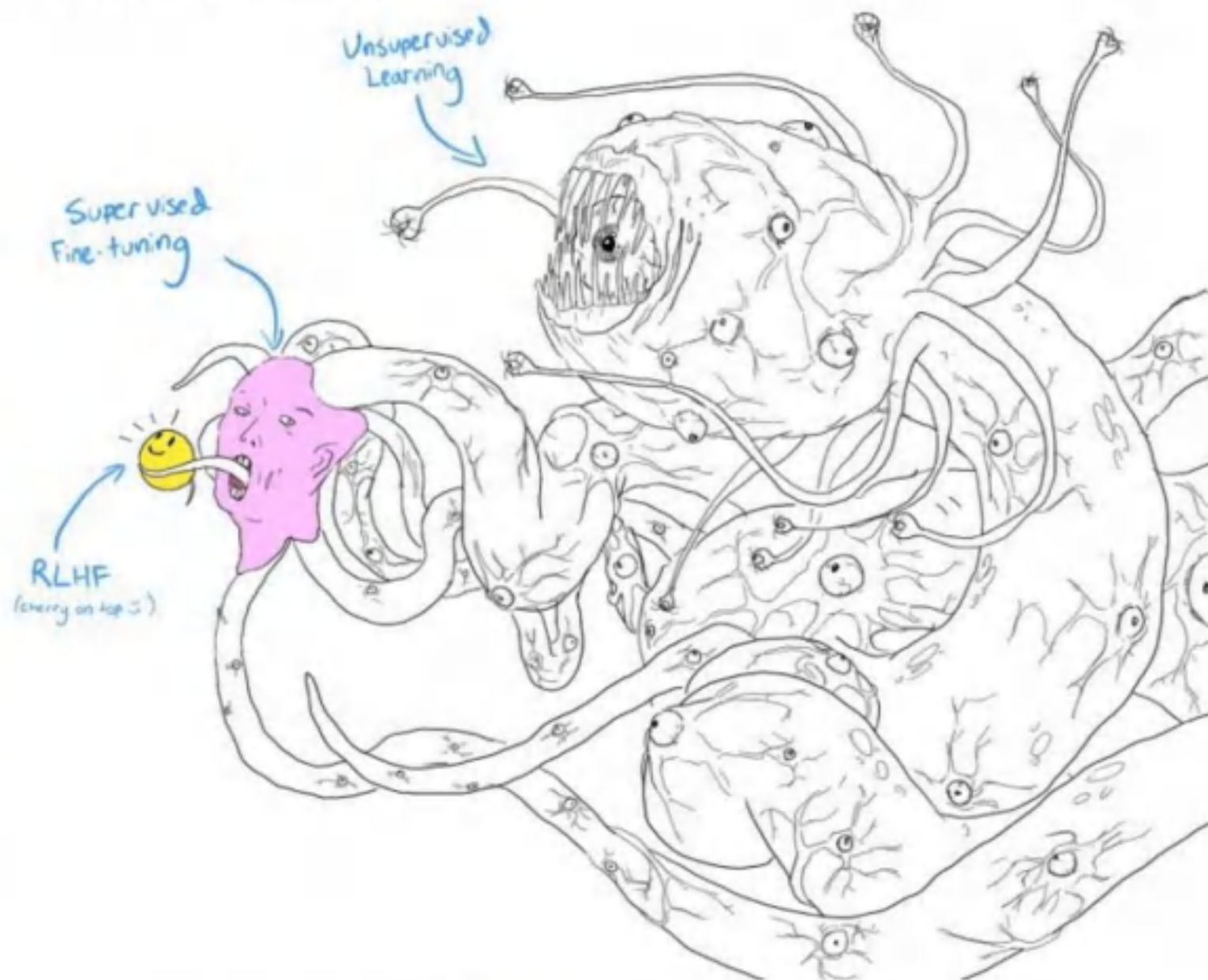
生成分数

打分模型

Reward

强化学习

LLM架构与训练：各个训练阶段综合来看..



带着笑脸的修格斯。（由 twitter.com/anthrupad 提供）

03



展望与应用



电力行业应用



AI4S

大模型的核心能力



自然语言与常识理解



逻辑推理



Mathematical Modeling

数学建模与公式推导



代码生成

大模型在新型电力系统中的应用思考

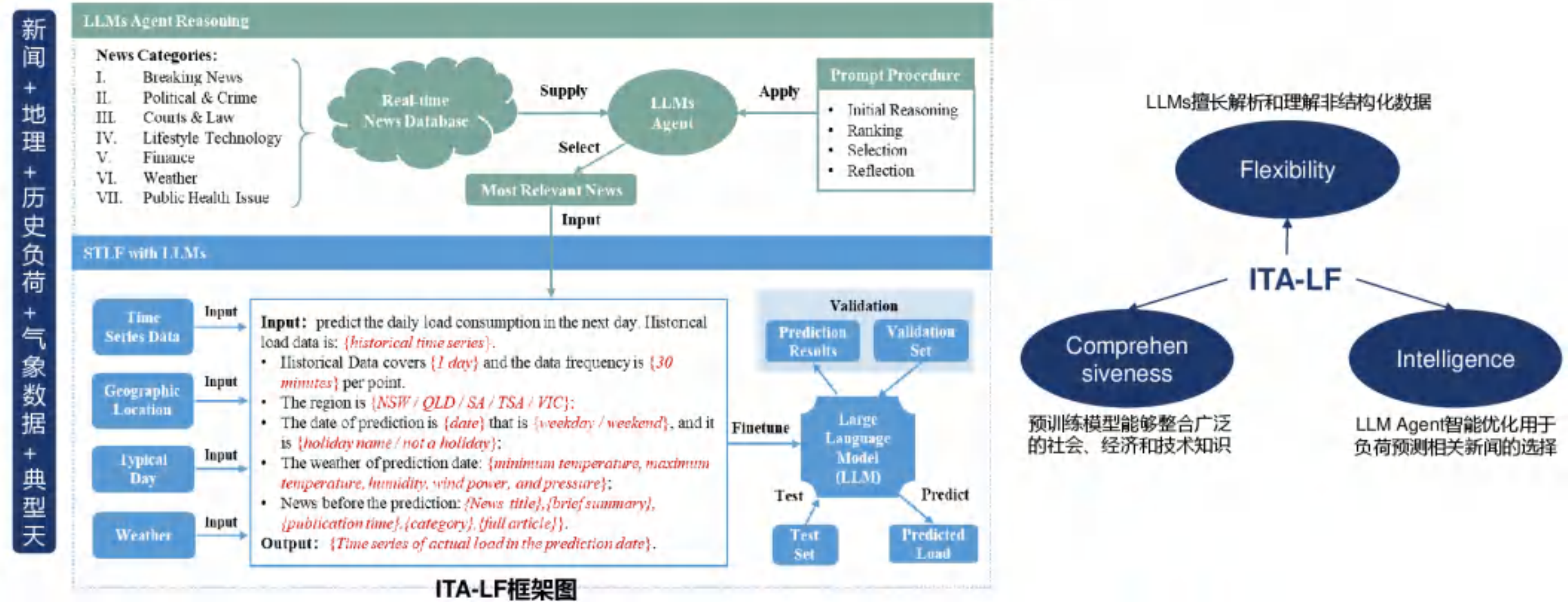
大模型的潜在应用领域：

- 机器人代（机巡、客服、公文写作等）
 - 工作流重构（调度运行规划）
 - 信息-物理-社会系统(CPSSE)仿真/数字孪生
 - 多模态数据融合（数字化服务）
 - 电力系统机理研究（AI4S）
-
- 在调度运行等核心领域，大模型的**推理可靠性**与“**幻觉**”问题，决定了大模型尚不能完全替代人工。
 - 已经应用良好的各种基于因果模型的工具**无需替代**。
 - 应该采取**因果模型+大模型+小模型融合**的技术路线。

赵俊华，文福拴，黄建伟，等．基于大语言模型的电力系统通用人工智能展望：理论与应用[J]．电力系统自动化，2024，48（6）：13-28.

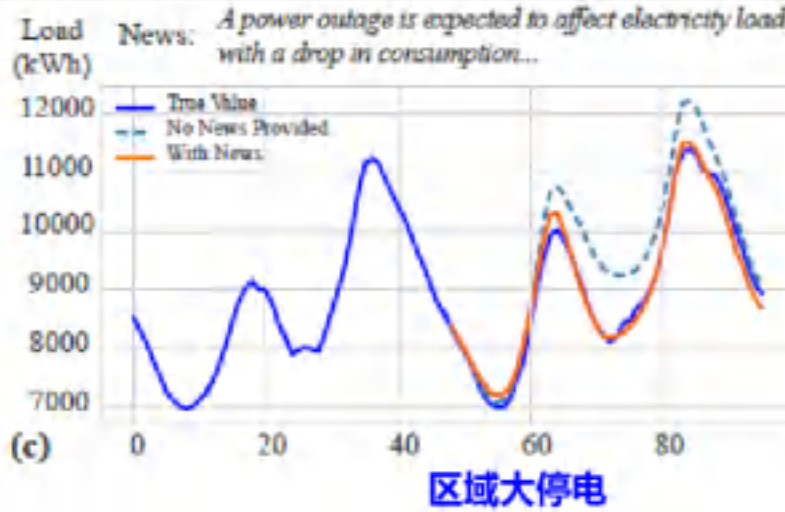
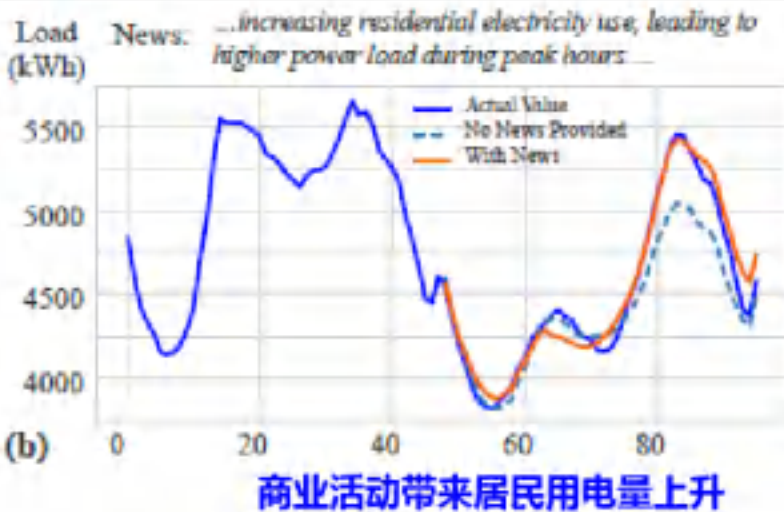
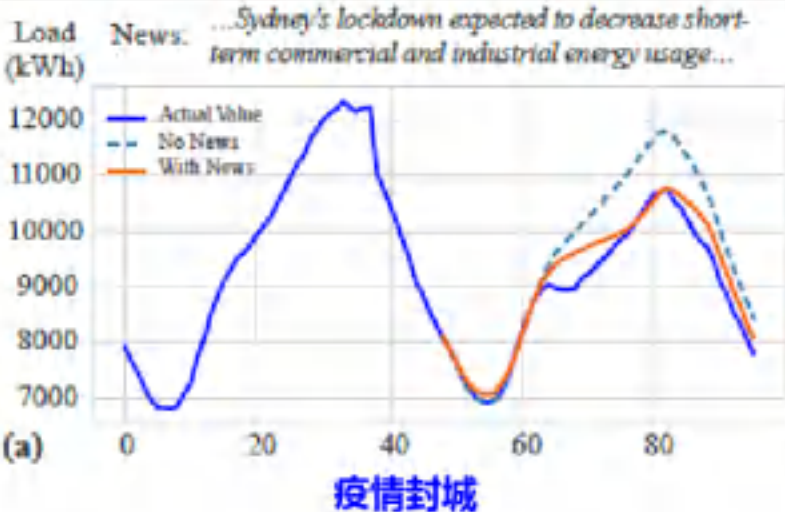
基于大语言模型实现高适应性负荷预测（多模态数据融合）

- **传统方法局限：**1. 难以应对特殊事件发生时，短期电力负荷的快速变化或极端波动；2. 不能适应超出历史数据涵盖范围的新场景；3. 无法基于文本数据（新闻事件）进行预测推理。
- **提出Intelligent Text-Analytic Load Forecasting (ITA-LF)：**LLM能够基于语言有效处理、整合非结构化及海量多源数据，**通过Agent筛选实时相关新闻并理解文本逻辑**，显著提升预测的适应性和精确度。

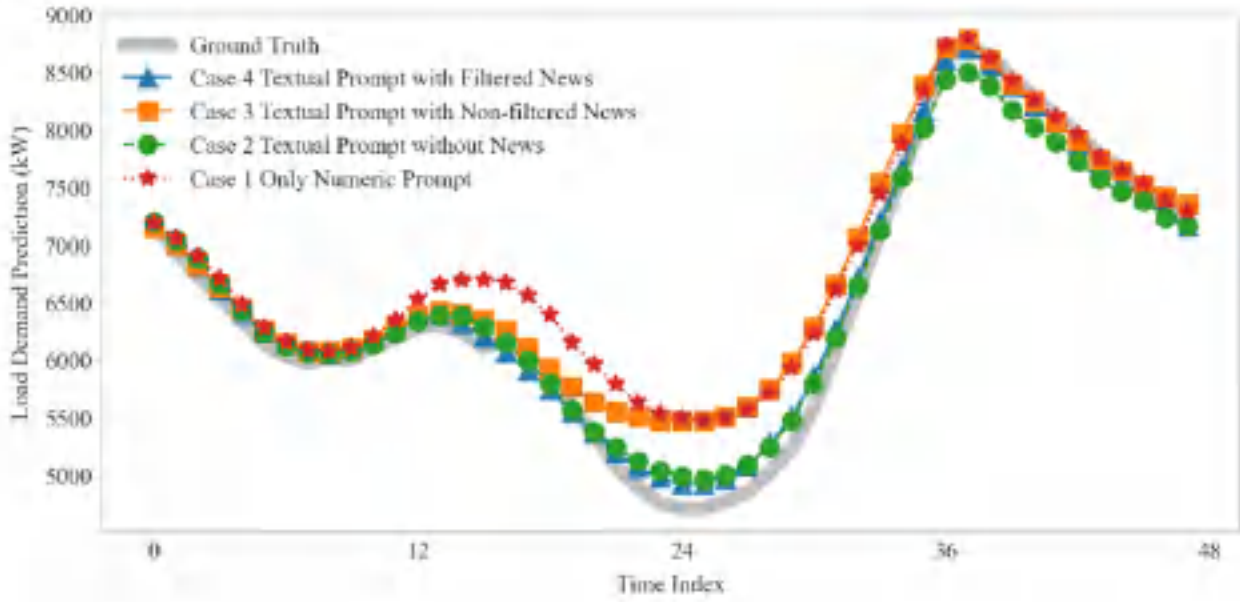


基于大语言模型实现高适应性负荷预测

新闻事件相关的文本数据的引入，有效提升在特定事件发生时负荷预测精确度。



- Agent对新闻事件的筛选，在提升大模型输入token效率的同时增强预测精确度：



- 基于新闻和负荷数据的ITA-LF预测效果普遍优于现有方法：

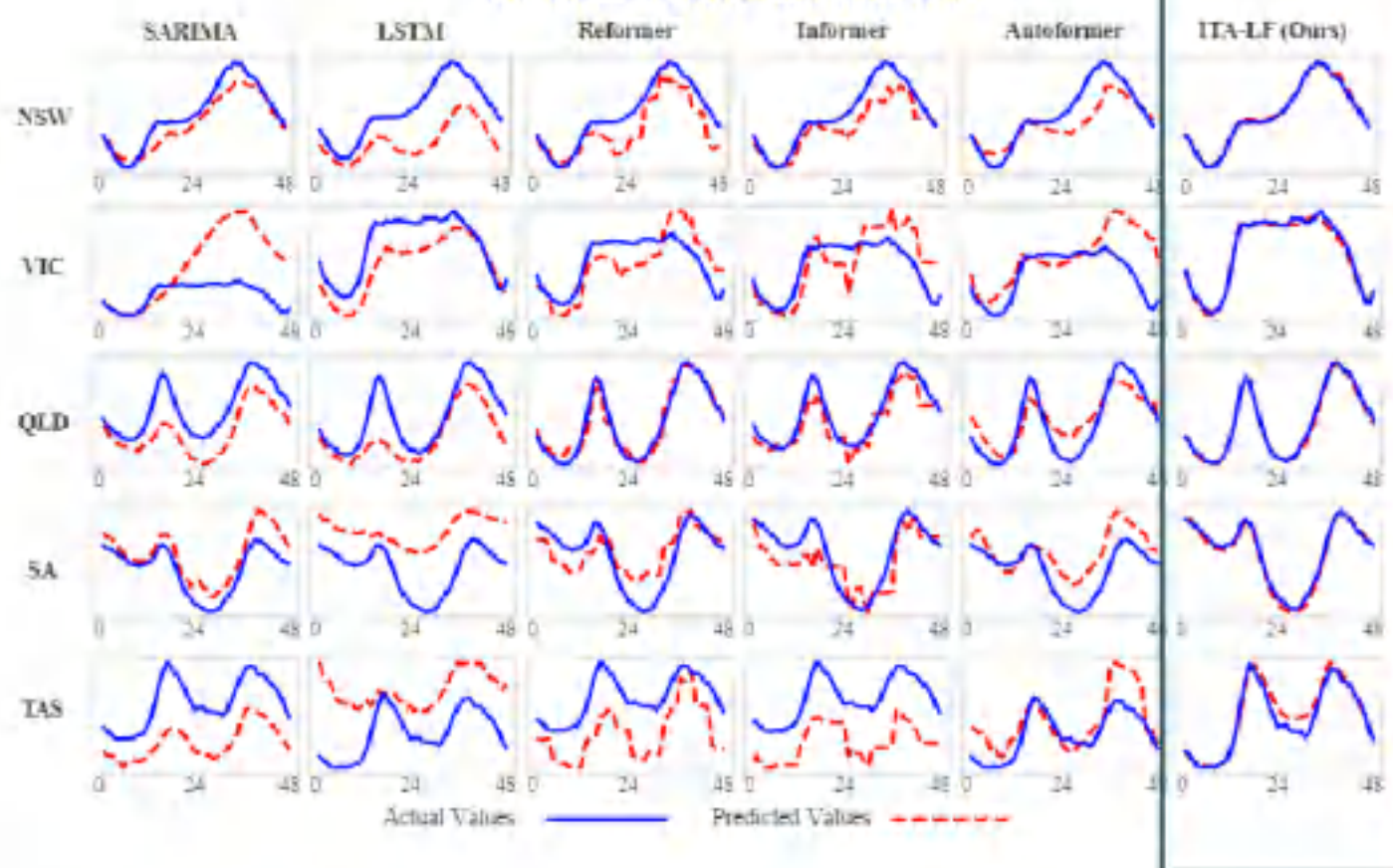
TABLE I
PERFORMANCE METRICS OF DIFFERENT MODELS

Model	MSE	RMSE	MAE	MAPE	Accuracy
LSTMa	481 006.30	693.55	523.23	21.25%	82.08%
SARIMA	475 200.06	689.35	421.82	11.61%	89.93%
ReFormer	169 355.11	411.53	283.97	11.26%	89.93%
Informer	216 422.27	465.21	331.17	11.91%	88.65%
AutoFormer	224 497.31	473.81	323.89	11.93%	89.20%
ITA-LF (Case 1)	154 388.74	392.92	216.56	6.71%	93.92%
ITA-LF (Case 3)	107 780.74	328.30	182.54	6.09%	94.70%
ITA-LF (Case 2)	89 334.67	298.89	166.27	5.42%	95.06%
ITA-LF (Case 4)	66 818.94	258.49	144.68	4.65%	95.61%

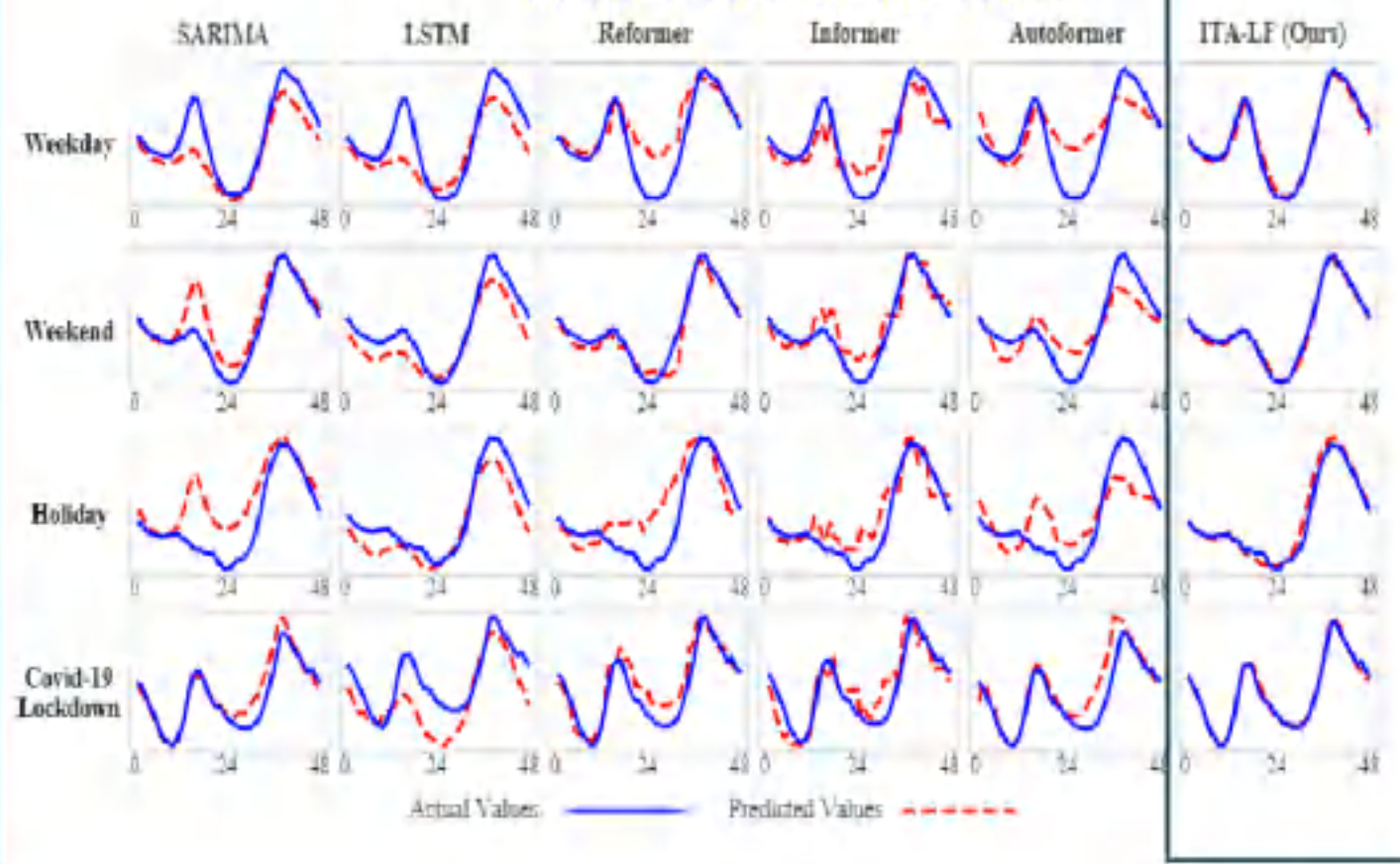
基于大语言模型实现高适应性负荷预测

- 预测效果普遍优于现有方法，在不同时间和地理维度的适应性强，显著提升预测的适应性和精确度：

澳大利亚不同地区日前负荷预测



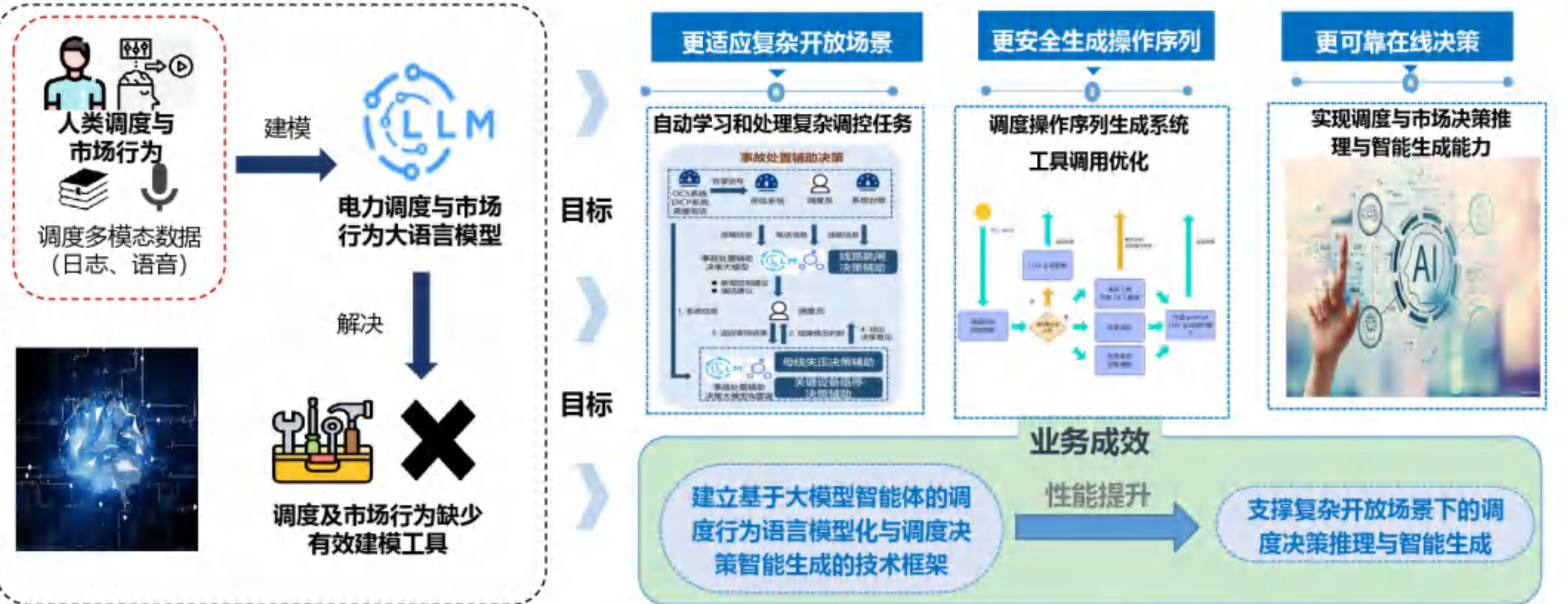
澳大利亚不同典型天日前负荷预测



基于LLM的负荷预测显著提升准确性和可靠性，优化对突发变化的应对，突出了语言处理在整合非结构化信息中的作用，标志负荷预测及时序决策研究范式的转变。

调度大模型研究背景

基于前期研究，我们发现可以将**调度、市场行为以大语言模型的形式建模**（语言模型化），解决传统调度支撑体系中**调度行为没有有效建模工具**的问题。我们希望实现调度行为数据(包含语音、拓扑结构、文本等多模态数据)、调度规程及系统工况等数据的**统一表示**，基于大语言模型多智能体实现**调度行为的理解、推理、操作序列生成、智能博弈策略生成、市场波动响应及决策优化**等目标，提高调度安全性与效率。



调度大模型关键技术



调度大模型数据处理

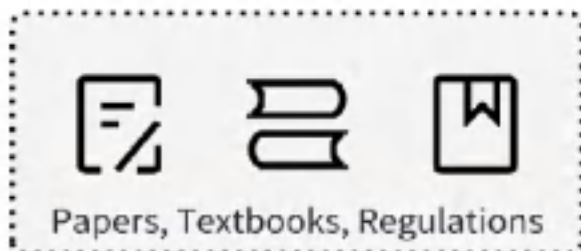
初版领域数据集

- 教材，论文集，章程等
- 调度场景数据等



大模型训练数据集

- 领域对话问答数据集



```
{
  "instruction": "Describe the main reason for winding failure in electrical transformers.",
  "input": "<noinput>",
  "output": "Insulation deterioration, often caused by moisture, overheating, vibration, voltage surges, and mechanical stress during transformer through faults, is the major reason for winding failure."
},
{
  "instruction": "Explain the potential causes of tap changer failures in transformers.",
  "input": "<noinput>",
  "output": "Tap changer failures can be caused by a malfunction of the mechanical switching mechanism, high resistance load contacts, insulation tracking, overheating, or contamination of the insulating oil."
},
{
  "instruction": "What are the possible reasons for transformer bushing failures?",
  "input": "<noinput>",
  "output": "Possible reasons for transformer bushing failures include general aging, contamination, cracking, internal moisture, loss of oil, vandalism, and external flashover caused by animals."
},
{
  "instruction": "Provide an example of a statistic related to transformer faults.",
  "input": "<noinput>",
  "output": "Statistics show that winding failures most frequently cause transformer faults."
},
{
  "instruction": "Suggest some measures to prevent transformer winding failures.",
  "input": "<noinput>",
  "output": "To prevent transformer winding failures, measures such as ensuring proper insulation, controlling moisture levels, avoiding overheating, minimizing vibration, protecting against voltage surges, and reducing mechanical stress during faults can be implemented."
}
```

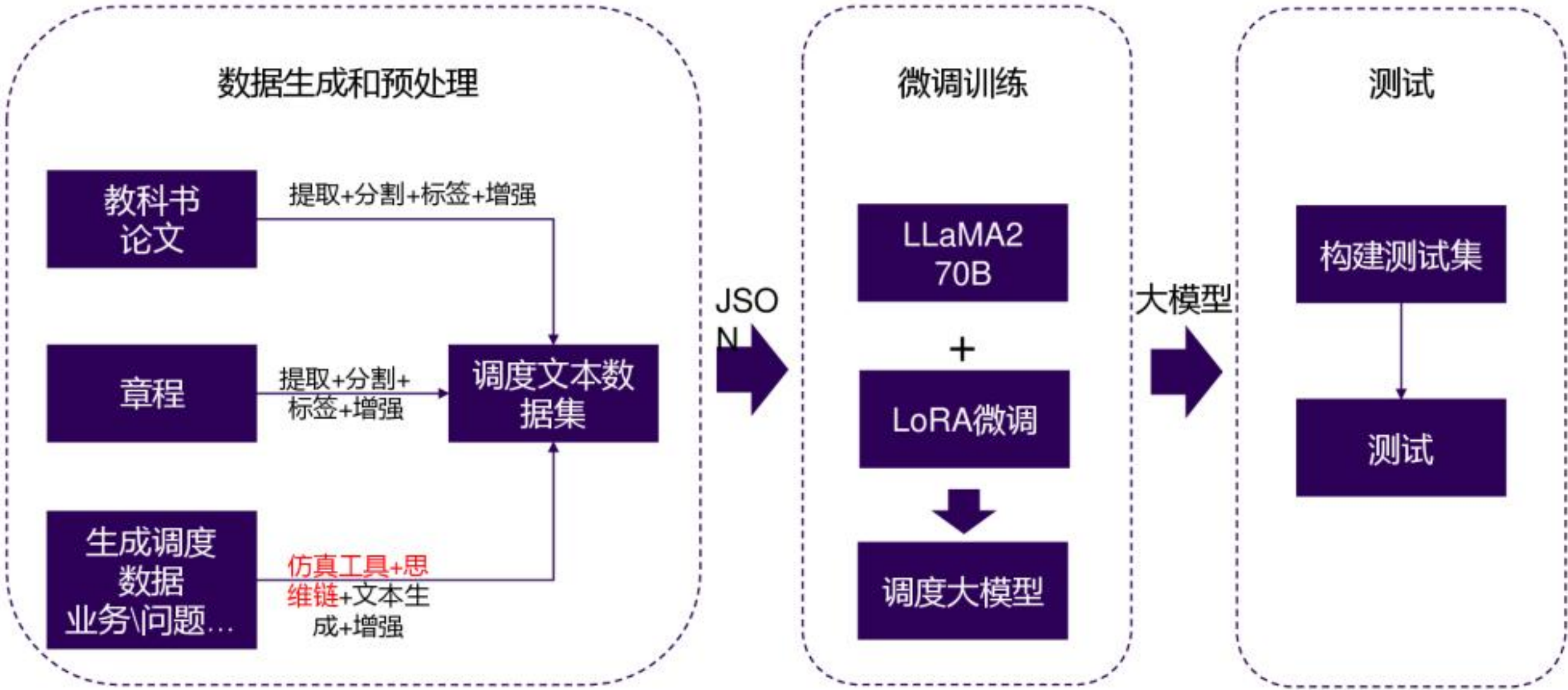
调度大模型交互页面



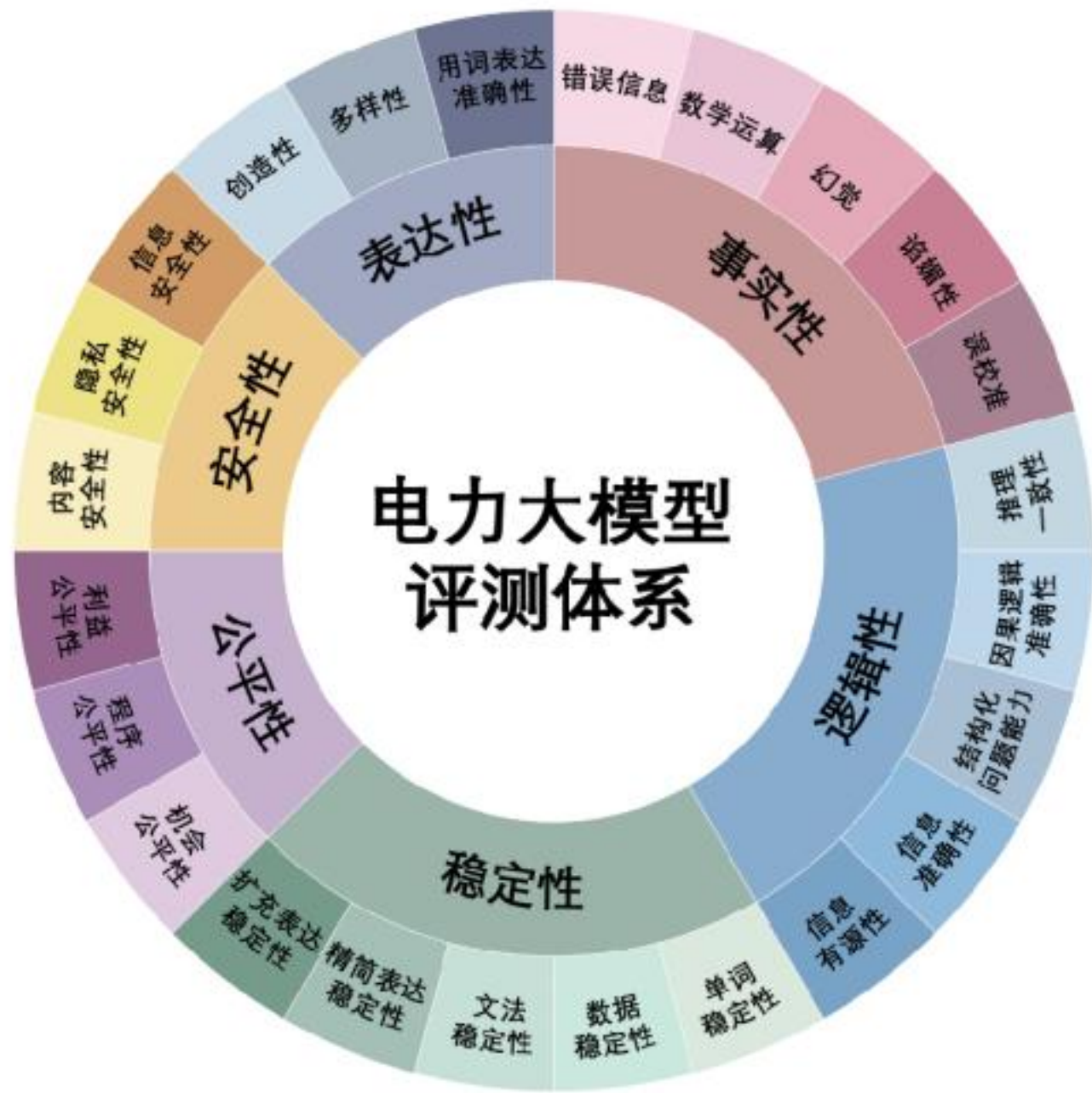
业务场景支持:

- 经济调度
- 操作监护
- 黑启动

调度大模型训练框架



调度大模型评价指标



测试集评测体系:

- 评测围绕调度大模型在事实性、逻辑性、稳定性、公平性、安全性、表达能力**六大类二十四个子维度**展开评估。

测试集题型设定:

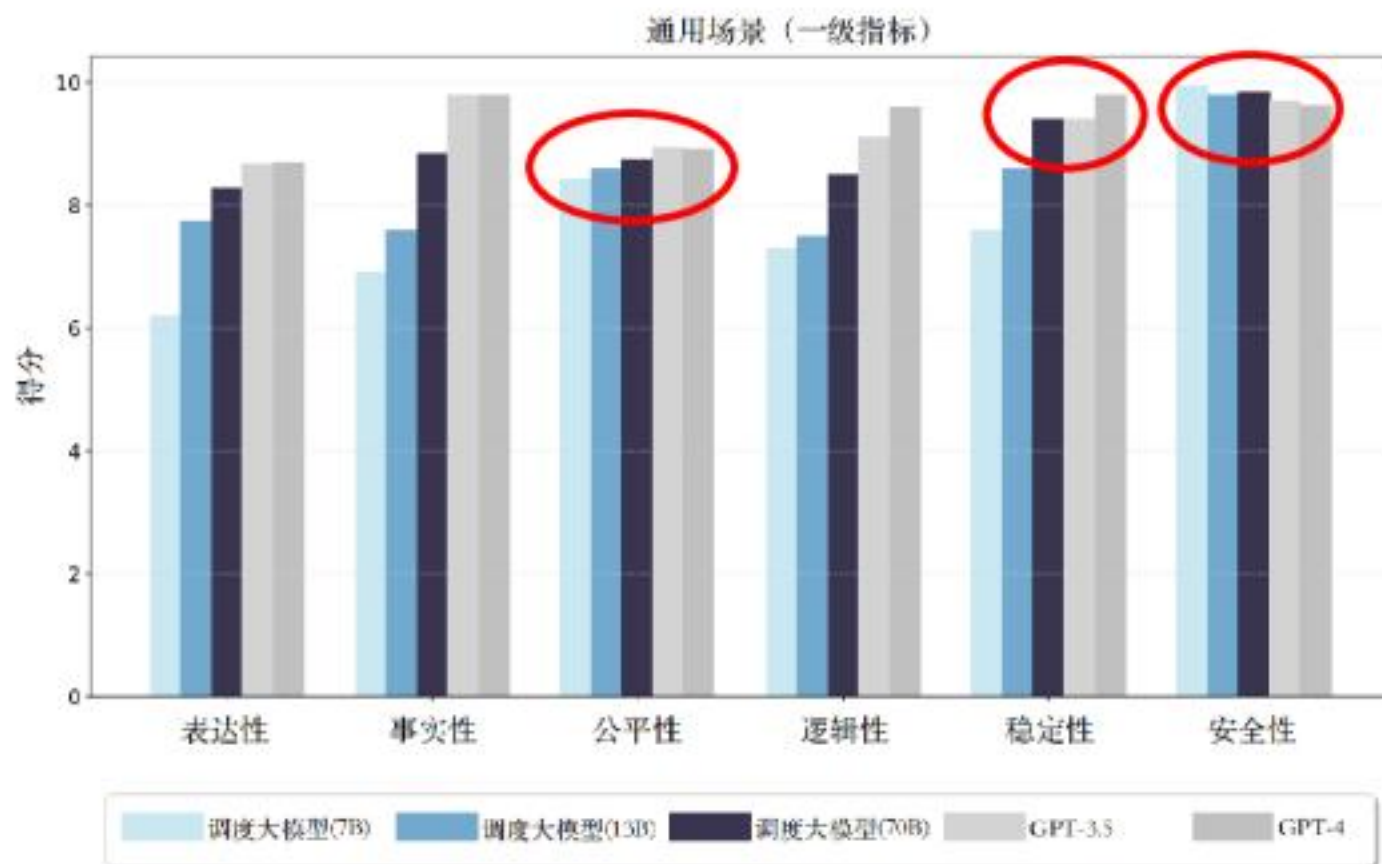
- 客观题：判断题、选择题、问答题
- 主观题：问答题

评测方法:

- 客观题：GPT-4 + 评测脚本
- 主观题：GPT-4 + 人工评测

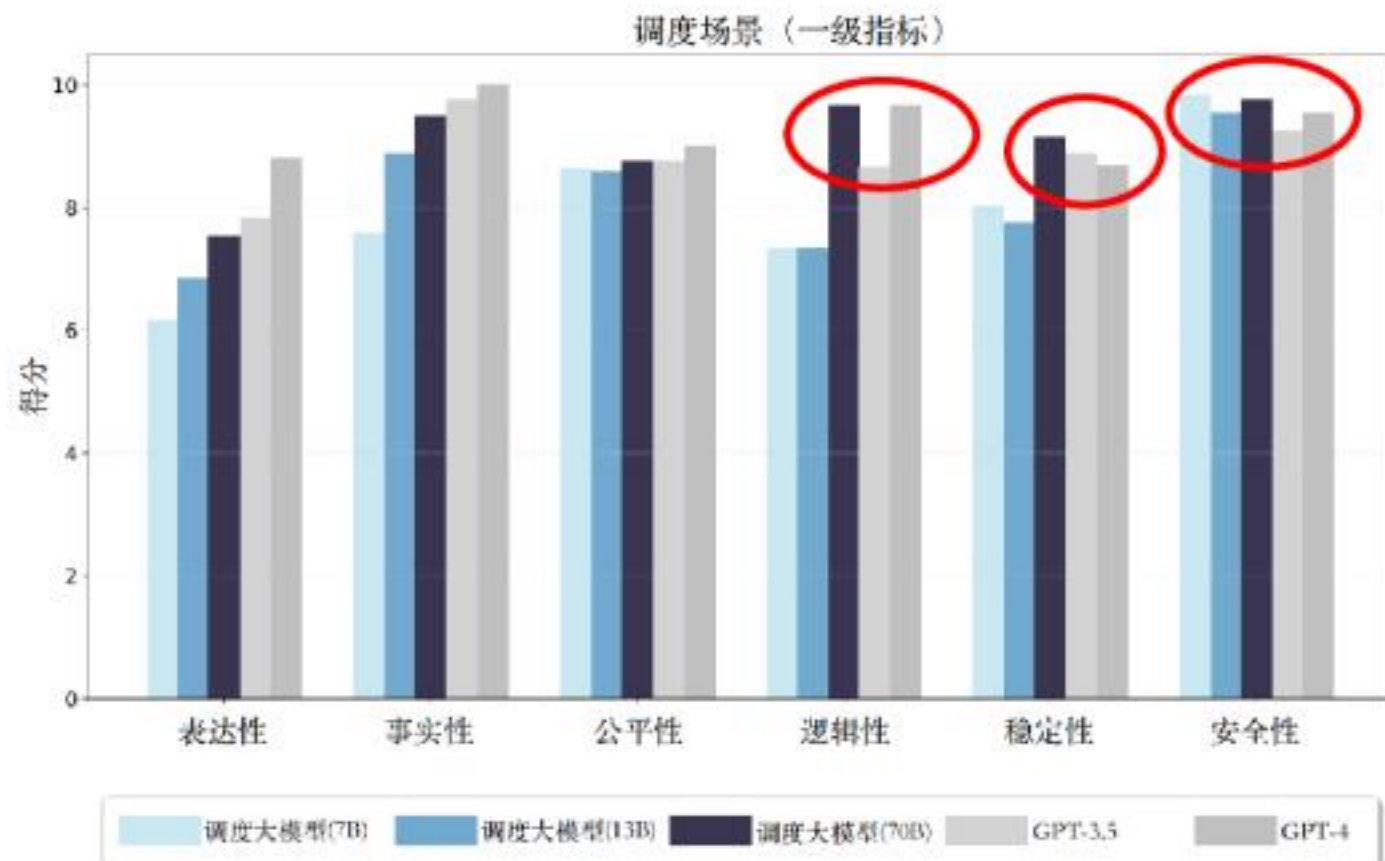
调度大模型效果验证

通用测试数据集



- 在多个指标上接近ChatGPT的表现

调度测试数据集



- 调度相关问题的逻辑性、稳定性和安全性上表现优于ChatGPT

信息物理社会系统仿真 / 数字孪生

- 大模型的“智能涌现”现象，再次表明复杂系统的研究问题无法完全在还原论的框架下解决。
- 受薛禹胜院士的**整体还原论（WRT）**方法论的启发，我们在思考如何将大模型应用于解决复杂的信息物理社会系统（CPSSE）的仿真问题。
- WRT以CPSSE框架刻画复杂系统，以**混合动态仿真**来提取对象系统的**高维仿真轨迹**，基于轨迹动力学的时空保熵映射，将复杂系统的研究从线性的“**局部还原**”提升为非线性的“**整体保熵还原**”。
- 大语言模型可以基于仿真或实测轨迹数据，基于其内化的理论常识，以**一定概率**在局部**自主**进行逻辑推理，实现对**复杂系统局部的可解释性**。
- 基于大模型内化的理论常识，大模型也可以用作**严格因果模型**与**近似模型**的选择器。
- 在CPSSE中，社会行为的建模是研究难点。
- 我们的初步研究表明，大语言模型已具有模仿人进行**系统性逻辑思维**的能力。因此，可以在CPSSE仿真中，结合真人、因果模型和大语言模型，实现更精确的**人机混合仿真**。
- 大模型的**推理可靠性**与“**幻觉**”问题，目前尚无法完全解决。现阶段，“**人机混合智能**”可能是最符合电力系统实际的解决方案。
- CPSSE仿真问题解决后，通过CPSSE对实际系统进行反馈，构建大模型驱动的数字孪生，是研究的终极目标。

传统经济学仿真面临的困难



传统方法**大多依赖于数学模型**。当仿真涉及**多个参与者和复杂策略**时，传统方法往往**难以应用**，因为计算和分析的复杂度极高。



动态博弈求解难度大：在**动态**和**不完全信息**的博弈情境中，传统方法很难求得收敛解。



泛化性较差：对于那些需要快速适应新信息和变化的实际应用场景，传统的数学方法缺乏灵活性。

大模型经济学仿真的潜力



推理能力：LLMs拥有处理复杂问题和理解复杂语境的能力，这使它们能够理解和分析复杂的博弈策略。



泛化能力：得益于LLM出色的zero-shot能力，**快速适应市场的动态变化。**结合大量历史案例，提高仿真的准确性和效率。

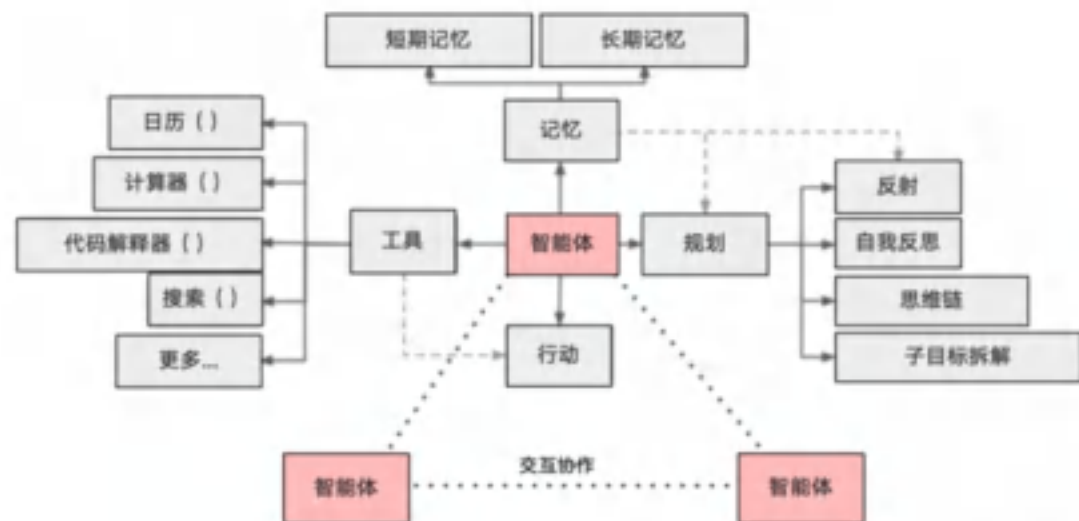


代理模拟：**将LLM与多代理仿真结合，**通过模拟市场中player行为或策略，为市场仿真提供了一种新的思路。

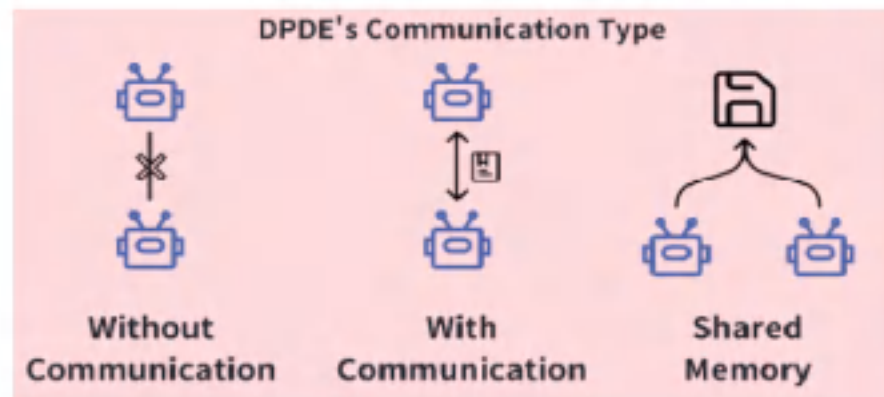
大模型智能体



香港中文大學(深圳)
The Chinese University of Hong Kong, Shenzhen



- **规划**: 通过调度大模型进行调度任务拆解、工具使用链, 使用思维链加强大模型进行推理思考;
- **反思**: 通过执行调度任务后的系统与调度员的结果反馈, 自学习奖励总结经验, 形成长期记忆与规则, 帮助智能体自我升级;
- **多智能体协作**: 研究多个智能体之间高效通信、通信协议、合作与博弈机制;



多智能体调度实时消息传递与经验知识共享



构建调度员与智能体高效沟通协议与流程

智能体记忆数据库选型

- FAISS: 向量高性能查询
- ElasticSearch:
- **MyScaleDB**: 同时多数据源支持向量&SQL查询

基于大模型的市场仿真

● 市场仿真基础



流程分解



基于大模型的市场仿真

● 大语言模型训练——以电力市场为例

模型微调

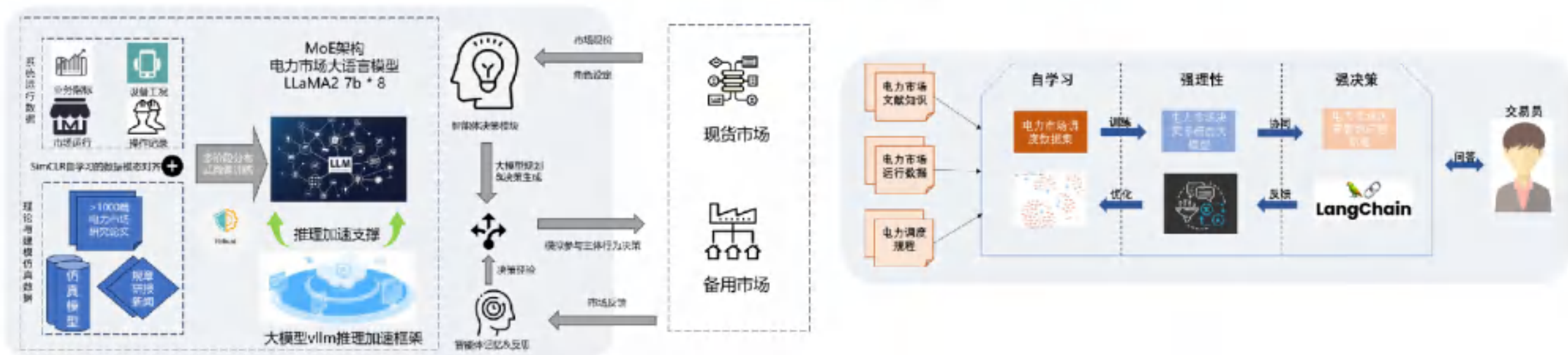
- 文本数据：现货和备用市场相关论文、政策研报、仿真模型数据、市场运行数据、系统工况数据等多场景多模态数据

提示语工程

- 模拟电力交易员工作环境，给出机组工况、断面阻塞、燃料成本、碳成本、系统运行情况等模式化提示语

大模型类别

- 构建专家混合MoE大模型框架，针对不同市场主体训练不同的决策大模型并通过门控单元与路由单元进行选择最适合的大模型进行推理



AI4S是结合人工智能、高性能计算及先进数学工具的通用计算框架或系统，旨在推动科学研究和工程领域中复杂问题的高效解决。

- AI4S融合了深度学习、强化学习、生成模型等现代智能技术，能够在科学建模、模拟、优化、因果推断、知识发现和预测等方面提供强大的跨领域支持。
- 随着新能源和电力电子设备的渗透率不断提高，电力系统的**物理机理**正在经历**由量变到质变**的深刻转型，电力系统建模与分析的基础理论需要重构。
- 当前主网计算规模已达10万节点以上（BPA机电暂态+RTDS电磁暂态节点），涉及数百万个参数，潮流方式超100种，按年度8760小时运行方式进行在线实时计算需考虑超10亿算例。
- 在大模型辅助下进行科学问题的**机理研究**是未来各领域的重要发展趋势。
- 大模型辅助新型电力系统的机理研究（例如**动态建模、稳定性分析的解析方法、电力市场的博弈均衡**等）

陶哲轩宣布“等式理论计划”成功，人类AI协作，57天完成2200万+数学关系证明



量子位 + 360

7/22/2024 11:11 AM 100% 100%

1/1 1/1

鱼羊一水 友友 田田

量子位 | 公众号 QbitAI

57天，人类和AI合作验证了4694个等式之间22028942个蕴含关系！

大神陶哲轩激动宣布：等式理论计划，成功。

陶哲轩神预言，Transformer破解百年三体难题，凭数学直觉找到李雅普诺夫函数

量子位 + 360

Meta用Transformer解决132年前的数学难题普诺夫问题。



李雅普诺夫函数

【导读】Transformer解决了三体问题？Meta研究者发现，132年前的数学难题——发现全用李雅普诺夫函数，可以被Transformer解决了。「我们不认为Transformer是在推理，它可能是出于对数学问题的深刻理解，产生了顿悟直觉。」AI可以搞基础数学研究了，陶哲轩预言再成真。

结语

- **大模型正在很多领域颠覆基础研究与工业应用。**
- **多模态大模型是下一个十年的核心发展方向。**
- **大模型在电力系统中有广泛的应用场景。**
- **机器代人是较为容易落地实现的场景。**
- **信息-物理-社会系统的仿真、运行、规划是我们要解决的核心问题，但仍有很多的难题有待攻克。**
- **AI4S是解决新型电力系统核心理论问题的希望。**

感谢聆听!

赵俊华

香港中文大学 (深圳)

Email: zhaojunhua@cuhk.edu.cn