

悟道—超大规模预训练模型

—让机器像人一样“思考”

唐杰

清华大学 北京智源



The slides will be available soon at

<http://keg.cs.tsinghua.edu.cn/jietang> (or Google “Jie Tang”)

● 引领第三代人工智能，开启认知新篇章

认知智能



第三代

张钹院士2016年提出第三代人工智能雏形，DARPA 2018年发布AI Next计划。核心思路是推进数据统计与知识推理融合的计算；与脑认知机理融合的计算。

数据与知识双轮驱动

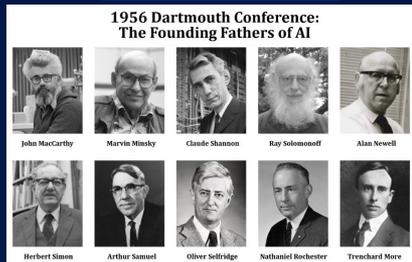
感知智能



第二代

大数据驱动统计学习方法初步实现了针对文本、图像、语音等的感知与识别

符号AI

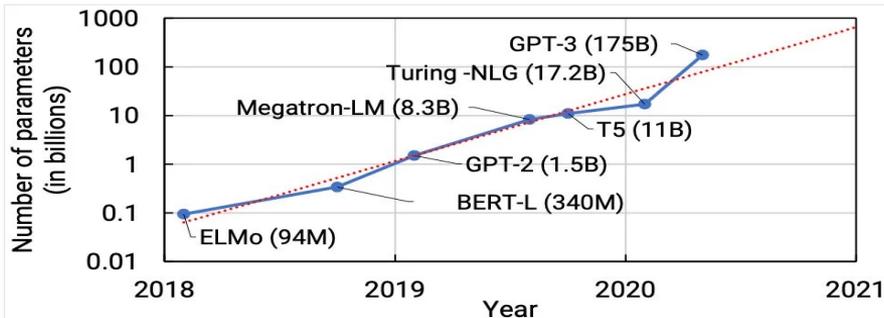


第一代

符号模型 规则模型 感知机

● GPT-3引发“大模型+大算力”探索通用人工智能

- ◆ **GPT-3:** OpenAI在2020年5月发布当时规模最大的预训练模型，参数达**1750亿**，在文本生成、对话、搜索等任务上性能优异。
- ◆ 2021年1月**谷歌**发布**Switch Transformer**预训练模型，参数达**1.6万亿**



问：热狗是三明治吗？

GPT-3：不是。

问：热狗不是肉夹在面包里面吗？

GPT-3：三明治是两片面包中夹肉和菜。

GPT-3：使用自然语言的聊天机器人。

问：你是说面包需要一片一片的才能算三明治吗？

GPT-3:是的

根据文本提示：竖琴状的蜗牛，生成图像如下：



DALL·E：
强大的文本—图像生成能力

“悟道”——融合知识的大模型平台

完成了具有26、30亿参数的中文预训练模型以及100、1000、1.75万亿的多模态认知模型



打造数据与知识双轮驱动的认知智能

● 超越图灵测试的AI人设问答

Context: 问题：2021年的股市你觉得会是什么走势？蔚来还值得持有吗？问题描述：感觉最近涨得比较多，是不是有泡沫？

回答用户（人物设定）：回答用户：股神张宇韬

GPT-XL（机器自动生成）：2021年的股市应该是震荡向上的,我觉得现在不是该不该持有的问题,而是还要不要持有的问题。 从前两天直播聊天室里格林琴先生的发言,以及我昨天的复盘来看,格林琴先生应该是一个持有蔚来很长时间并且从蔚来转到了特斯拉的资深人士。 我还是推荐持有蔚来,原因有三。 第一,蔚来依然是新能源汽车行业的龙头之一,我个人非常看好。 第二,从格林琴先生的言语可以看出,他是一位优秀的泛科技投资人,这在近几年投资市场上很少见。他能够持有这么长时间,也不代表是抄底抄过去的,而是认为蔚来是一个优秀的企业,有着自己独特的竞争力。我认为蔚来至少在2020年还会有不错的投资机会。 第三,必须说,这次新能源汽车大会上,奔驰CEO宣称要投资全国,很可能是整个汽车业的投资格局的转变。要知道入局早是优势,这次投资汽车领域,带着多牛的投资背景,在未来的十多年里,蔚来会受益于汽车行业的繁荣。

● 超越图灵测试的AI人设问答

<https://wudao.aminer.cn/turing-test/v2/>



青春里最撩的事是什么？

虽然过了这么久..但是我好像还是能记得那是一次什么考试呢，那年夏天有一次我和好哥们聊天时，突然!他突然喊了我一句!我看了看他的侧脸..然后白了我一眼，淡定的说:"哇..你也在啊2333".... 当时他说这句话时还是那个姿势...额头点着，马尾伴随着电流化作一片青丝然后搭在肩膀上，那是第一次，我有点脸红心跳，有点不知所措...他理了理脖子上的发，放缓了语气，然后说，他，问我考了多少分，想和我说些什么，哈哈哈哈哈~ 还有另外一位同学，我其实要喊半天，他的影响我都不好意思说出口直接导致我现在都没说出一个完整的句子!!我们以前都喜欢

青春里最撩的事是什么？

去年，高三
我们学校是以走读为主，我和喜欢的男生都是骑自行车上学
我每次跟在他身后，看着他的背影
有一天是上学，路上人特别多
我身边有学弟学妹，还有一个初一的小姑娘
小姑娘身子很单薄，骑一辆山地车
刚好我走她后面，人很多，旁边人都是很快骑过去
我一点一点的蹬，走在她右边帮她挡住车流，当时我就是这么想的

● 超越图灵测试的AI作诗

<https://wudao.aminer.cn/turing-test/v2/>



The screenshot shows the '作诗图灵测试' (Poetry Turing Test) interface. At the top left, there is an illustration of five birds flying. The main title '作诗图灵测试' is centered. Below the title is a search bar containing the text '悟道 文源 文澜 文溯 文汇' and a right-pointing arrow. Underneath the search bar are four difficulty level buttons: 'Easy' (highlighted in green), 'Hard' (bordered in red), 'Lunatic' (bordered in purple), and 'Extra' (bordered in pink). At the bottom, there is a paragraph of instructions in Chinese.

作诗图灵测试

悟道 文源 文澜 文溯 文汇 →

Easy Hard Lunatic

Extra

在作诗图灵测试的Easy模式中，您将会被展现5组诗歌（包括标题、作者及内容），每组包括1首由诗人创作的诗歌和1首AI创作的诗歌，请选择您认为由人创作的诗歌。所有组选择完成后，您将会得知有多少组结果正确。

● 超越图灵测试的AI作诗

<https://wudao.aminer.cn/turing-test/v2/>



悟道 V.S. 唐宋诗人

文源

磻溪连灞水，商岭接秦山。
青汉不回驾，白云长掩关。
雀喧知鹤静，凫戏识鸥闲。
却笑南昌尉，悠悠城市间。

V.S.

老翁岩畔卧，数载避喧惊。
棋局尘生涧，茶烟景近屏。
刀枪犹野外，吟啸亦琴清。
更有深交意，相期岁晚行。

文澜

晨趋禁掖暮郊园，
松桂苍苍烟露繁。
明月上时群动息，
雪峰高处正当轩。

V.S.

罗隐虽来频道寺，
蓬门未肯便归休。
殷勤与见我无倦，
竟日相随不暂留。

文溯

初辞云浦寂，再别竺岩难。
各分当时意，空驰海远寒。
依稀真弟子，守至四明滩。
临别殷勤语，重违誓去盘。

V.S.

上国随缘住，来途若梦行。
浮天沧海远，去世法舟轻。
水月通禅观，鱼龙听梵声。
惟怜一灯影，万里眼中明。

文汇

近年容尚白，卿士累资名。
投契顾怜旧，照乘拟次行。
常嫌官爵小，更睹道心清。
多谢白公意，作为肺腑情。

V.S.

太空秋色凉，独鸟下微阳。
三径池塘静，六街车马忙。
渐能高酒户，始是入诗狂。
官冷且无事，追陪慎莫忘。

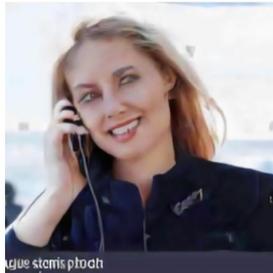
超越图灵测试的AI作画



<https://agc.platform.baai.ac.cn/CogView/index.html>

性能在MS COCO上超过OPEN AI的DALL.E，实现超分辨生成

A beautiful young blond woman talking on a phone.



A Big Ben clock towering over the city of London.



A couple wearing leather bikers gear rides a motorcycle.



A tiger is playing football.



A coffee cup printed with a cat. Sky background.



A man is flying to the moon on his bicycle.



Chinese traditional drawing. Statue of Liberty.



Oil painting. Lion.



Sketch. Houses.



Cartoon. A tiger is playing football.



Super-resolution: mid-lake pavilion



超越图灵测试的AI作画



一个男人拿着盘子吃一块披萨的特写镜头。
Close-up of a man eating a piece of pizza while holding a plate.



水中房屋的倒影。
The reflection of the house in the water.



上面飞着鸟儿的码头照片。
A picture of the pier with birds flying above.



三只毛绒熊拥抱并坐在蓝色枕头上
Three plush bears hug and sit on blue pillows



在城市街道上行驶的城市公交车
A city bus driving on the city street



一个女人在一座白色的大山上滑雪。
A woman is skiing on a white mountain.



一只猫站在梳妆台抽屉里。
A cat is standing in the dresser drawer.



● 超越图灵测试的AI作画

到这里去找
答案吧☺



这个男孩在公园执行空中滑板动作



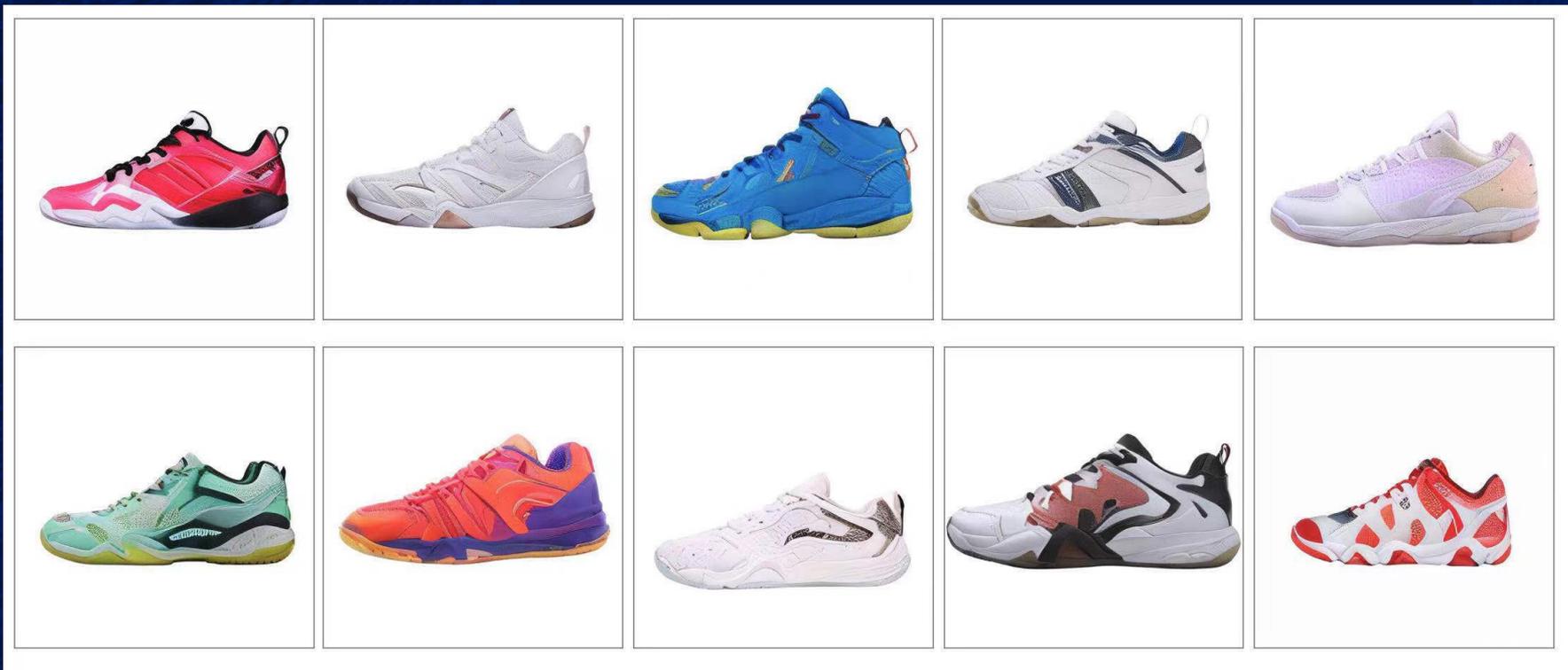
这个男孩在公园执行空中滑板动作



● 超越图灵测试的AI个性化设计



<https://agc.platform.baai.ac.cn/CogView/index.html>



- **超越图灵测试的AI视频制作**



超越图灵测试的AI视频制作

基于悟道大模型
冬奥手语播报数字人系统



多个任务的图灵测试

<https://wudao.aminer.cn/turing-test/v2/>



悟道作诗

悟道作词

悟道对联

悟道题名

悟道问答

悟道策论

悟道绘图

悟道识图

悟道绘图图灵测试

基于跨模态预训练模型的图文生成

开始挑战



游戏模式



Easy



Fast



① 在图灵绘图的Easy模式中，您将会被展现5组图片及其标题，每组包括2张图片，其中包含1张真实图片和1张由AI生成的图片，请挑选出真实的图片。

“悟道” 超大规模预训练模型

认知智能战略：让机器像人一样“思考”

慧业苦研虽久成，
禅风散尽见真际。



“悟道”

悟道1.0作

何事喧哗取次行，虚庭昼晏坐禅室。
云间鹤唳数声来，地下蜂喧惊起立。
慧业苦研虽久成，禅风散尽见真际。
如今洞有樵人迹，细细禅门意似痴。



技术篇

“大炼模型”到“炼大模型”

◆ 新的技术范式

“大炼模型” (各自研发专用小模型)  “炼大模型” (研发超大规模通用智能模型)

◆ 超大模型 = 超大数据 + 超大算力 + 超大模型

- 参数规模大 (亿级以上)
- 训练数据多 (TB级别)
- 依赖大规模算力支持 (GPT-3训练的费用超千万美元)

◆ “炼大模型” 优势

- **通用性强**：通用模型 VS. 专用模型：预训练大模型经过微调或不用调参即可用于多个AI任务的实现，一般的AI模型通常只用于一种特定任务的实现
- **性能好**：在很多实际任务上已大幅接近人类水平

「悟道」目标

瞄向世界顶尖水平，定位**中国「第一」大模型**

推动中国人工智能大模型的研发进程，带动科研、产业、经济等多方面发展
促使大规模预训练模型变得更通用，同时探索国产超算适配之路

万亿模型

+

共建生态

在通往通用人工智能道路上，
赋予机器像人一样“思考”的认知能力

「悟道」万亿模型的特点

01

中国首个全球最大万亿模型，1.75万亿参数规模

最大

02

一统文本与视觉两大阵地，支撑更多任务，更通用

通用

03

首次在100%国产超算上训练万亿模型

国产

04

中英双语，在4.9TB已清洗高质量数据上训练

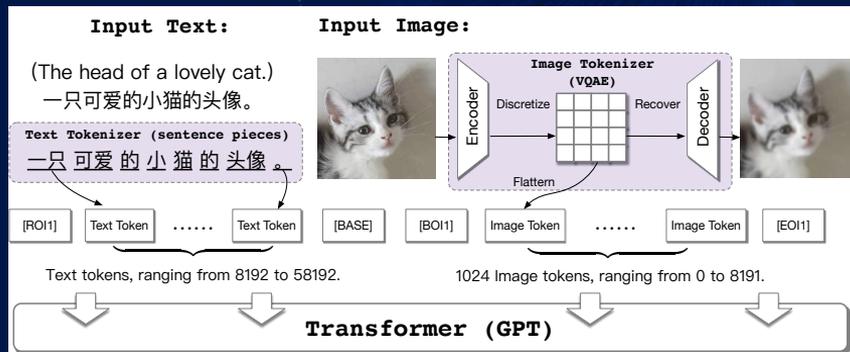
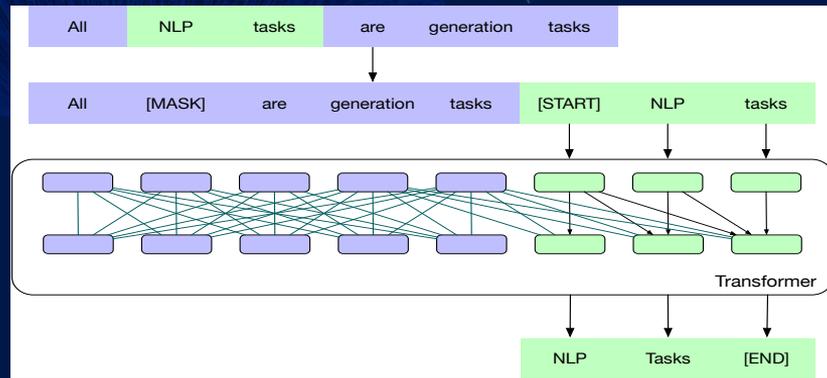
知识

「悟道」万亿训练细节总览

- ◆ 18层Transformer，隐变量维数4096，FFN中间层维数24576，Expert数量为480，参数量为1.75万亿，在神威国产超算上一周时间训练20000步，batch大小 20M tokens；
- ◆ 万亿模型基于悟道自研GLM框架 + CogView框架，能同时支持NLP理解、生成任务与文生图、图生文任务；
- ◆ 训练数据：
 - 中文数据：WudaoCorpora文本数据集、WudaoCorpora图文数据集
 - 英文数据：Pile数据集
- ◆ 使用基于 sentencepiece 的双语词表，大小200,000。

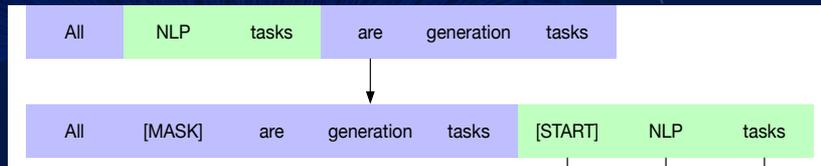
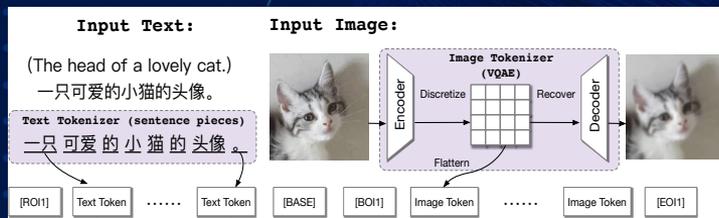
「悟道」万亿架构设计

GLM：基于生成的通用预训练框架，以生成为核心，打破 BERT 和 GPT 瓶颈，同时在语言理解、生成和 Seq2Seq 任务上取得最佳性能



Cogview：文本生成图像的新框架，将VQ-VAE和Transformer进行结合，表现SOTA，在MS COCO FID指标上性能优于DALL·E等网络

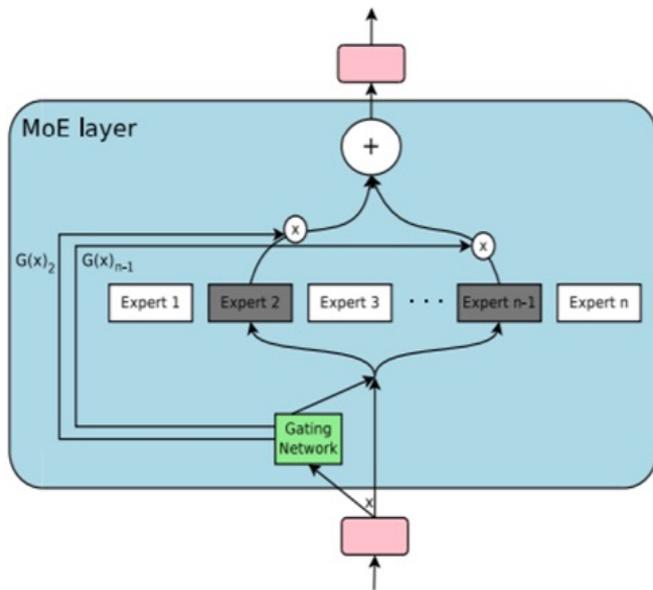
「悟道」万亿架构设计



MoE 结构：扩充模型容量的新途径

万亿参数模型的基石

- 由 n 个专家 (expert) 组成专家池
 - 每个专家都可以是任意神经网络
- 对于每个输入 x
 - 由门网络 gate 对专家的适用性进行打分
 - 根据打分选择由哪些专家进行计算
- Switch Transformer使用MoE改造了Transformer的FFN模块，变相使得FFN的中间隐层变得十分宽
- 在计算量基本不变的情况下，大幅增加参数量



「悟道」万亿核心基石

利用“悟道”团队自研的首个支持国产超算和GPU的“万亿核心基石”FastMoE训练“悟道”万亿模型

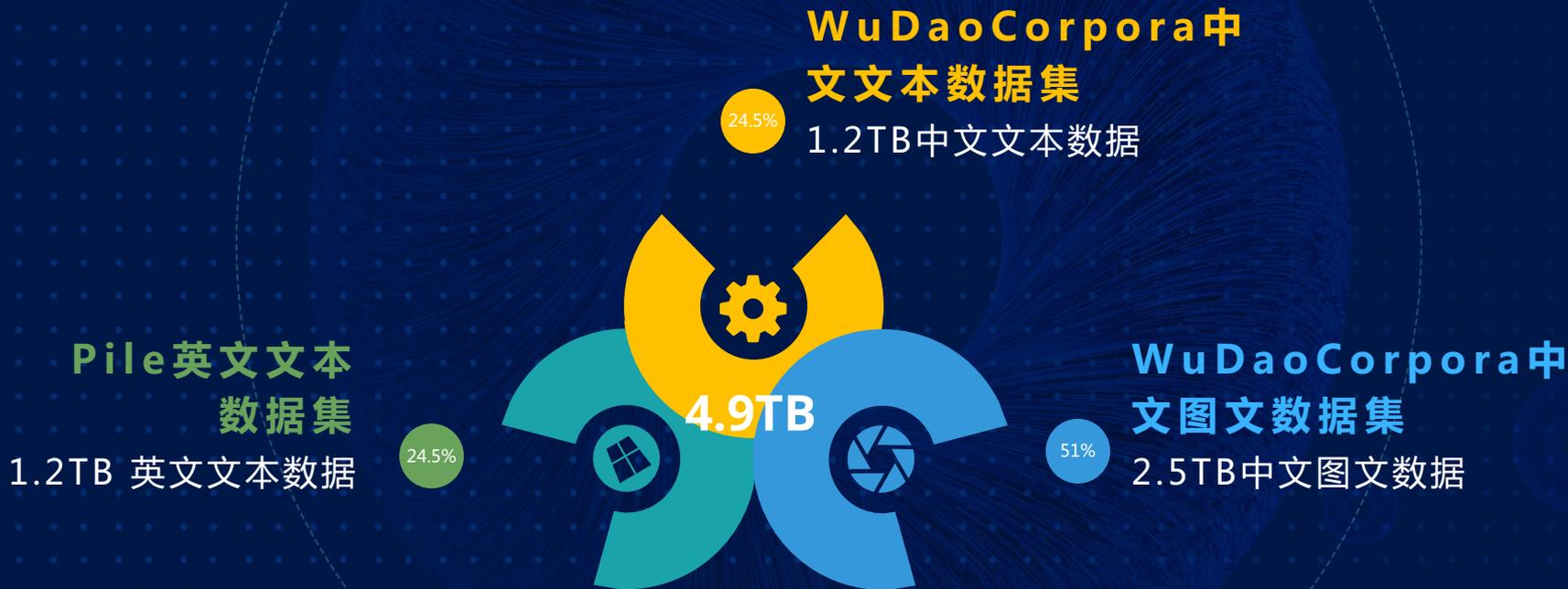


在神威国产超算上训练

FastMoEv0.2

- ✓ 针对神威架构开发的定制化算子
- ✓ 针对神威网络拓扑设计的通信策略
- ✓ 最大测试了几万个专家的 MoE 训练

「悟道」 万亿训练数据





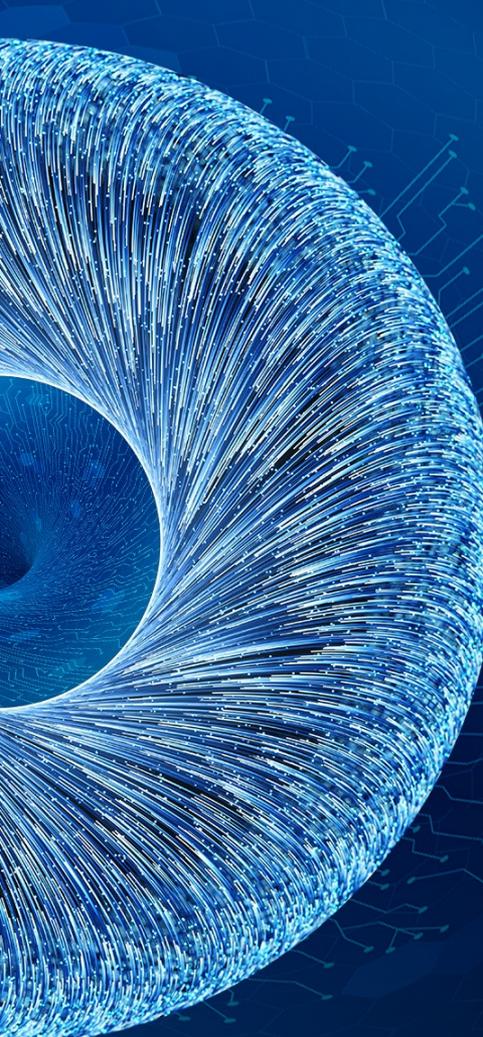
算法篇

● 核心算法

知识：P-Tuning微调法

可控：Inverse Prompting生成

通用：GLM预训练框架



All NLP Tasks are Generation Tasks: A General Pretraining Framework



<https://arxiv.org/abs/2103.10360>

● 预训练框架的通用性问题

| Framework | NLU | Cond. Gen. | Uncond. Gen. |
|-----------------|-----|------------|--------------|
| Autoregressive | — | — | ✓ |
| Autoencoding | ✓ | × | × |
| Encoder-Decoder | — | ✓ | — |
| GLM | ✓ | ✓ | ✓ |

之前，没有一个通用预训练框架可以同时**在理解任务、有条件生成任务、无条件生成任务取得最优。**

“✓”表示擅长，“—”表示可以做，“×”表示无法直接应用。

所有NLP任务都是生成任务

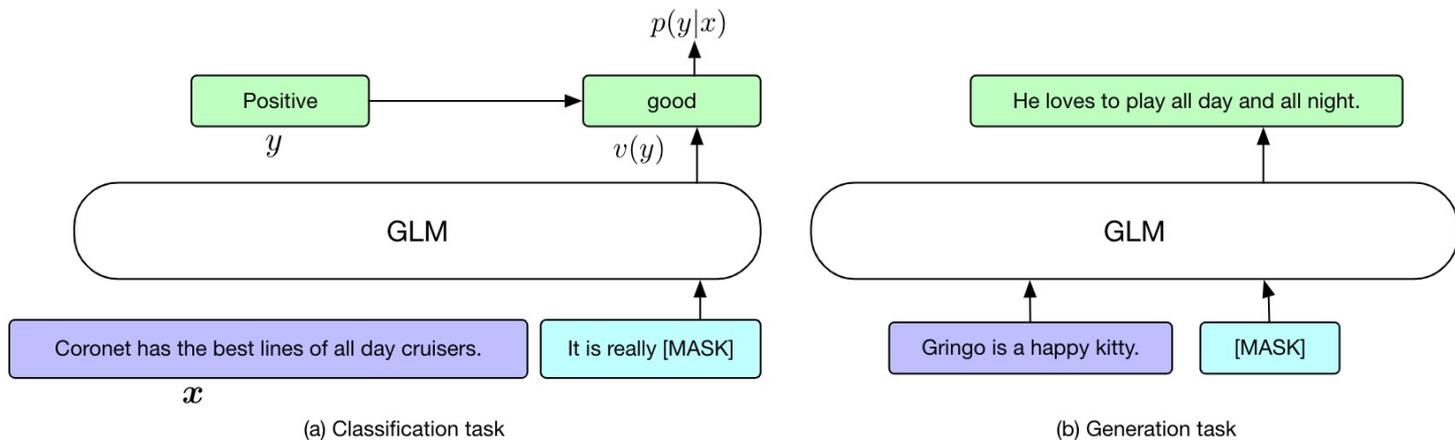


Figure 3. GLM finetune framework. (a) Formulation of the sentiment classification task as blank infilling with GLM. (b) GLM for text generation given the context. This can be the language modeling in the zero-shot setting, or seq2seq with fine-tuning.

分类理解任务、有条件生成任务、无条件生成任务，都可以统一用生成式框架刻画。

新的预训练范式

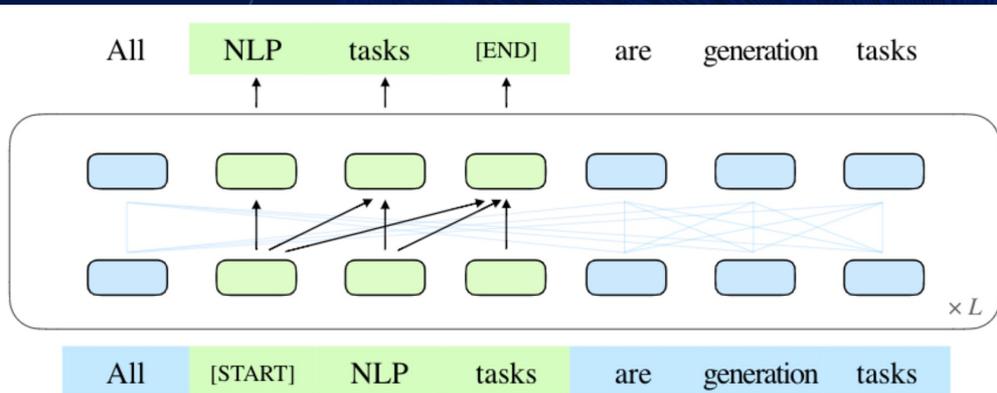


Figure 1. Illustration of GLM. We blank out text spans (green part) and GLM is trained to generate them in an autoregressive fashion.

多任务训练 (可选) :

1. Sample中间15%作为生成目标
2. Sample末尾50-100%作为生成目标

GLM预训练方法

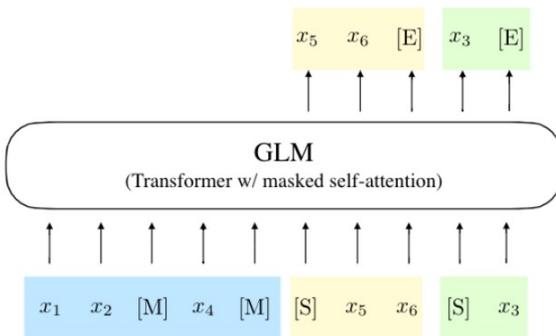
x_1 x_2 x_3 x_4 x_5 x_6

(a) Sample spans from the input text

Part A: x_1 x_2 [M] x_4 [M]

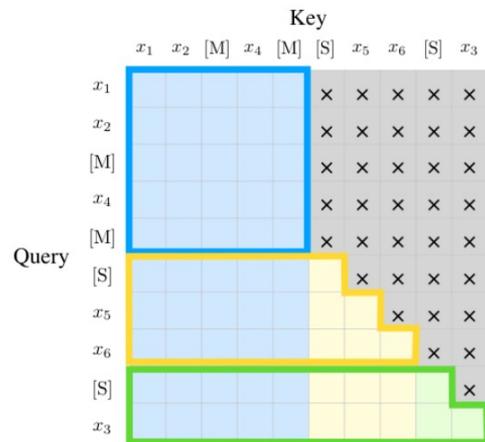
Part B: x_5 x_6 x_3

(b) Divide the input into Part A and Part B



| | | | | | | | | | |
|------------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Position 1 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 5 | 5 | 3 | 3 |
| Position 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 3 | 1 | 2 |

(c) Generate the Part B spans autoregressively



(d) Self-attention mask

实验结果：分类任务

Table 2. Results on the SuperGLUE dev set. Models with * are pre-trained for two times the number of steps of other methods.

| Model | ReCoRD F1/Acc. | COPA Acc. | WSC Acc. | RTE Acc. | BoolQ Acc. | WiC Acc. | CB F1/Acc. | MultiRC F1a/EM | Avg |
|-----------------------------------|-------------------|--------------|-------------|-------------|---------------|-------------|------------------|-------------------|-------------|
| BERT _{Base} | 65.4/64.9 | 66.0 | 65.4 | 70.0 | 74.9 | 68.8 | 70.9/76.8 | 68.4/21.5 | 66.1 |
| GLM _{Base} | 73.5/72.8 | 71.0 | 72.1 | 71.2 | 77.0 | 64.7 | 89.5/85.7 | 72.1/26.1 | 70.7 |
| BERT _{Large} | 76.3/75.6 | 69.0 | 64.4 | 73.6 | 80.1 | 71.0 | 94.8/92.9 | 71.9/24.1 | 72.0 |
| UniLM _{Large} | 80.0/79.1 | 72.0 | 65.4 | 76.5 | 80.5 | 69.7 | 91.0/91.1 | 77.2/38.2 | 74.1 |
| GLM _{Large} | 81.7/81.1 | 76.0 | 81.7 | 74.0 | 82.1 | 68.5 | 96.1/94.6 | 77.1/36.3 | 77.0 |
| GLM _{Large} (multi-task) | 80.2/79.6 | 77.0 | 78.8 | 76.2 | 79.8 | 63.6 | 97.3/96.4 | 74.6/32.1 | 75.7 |
| GLM _{410M} (multi-task) | 81.5/80.9 | 80.0 | 81.7 | 79.4 | 81.9 | 69.0 | 93.2/96.4 | 76.2/35.5 | 78.0 |
| GLM _{515M} (multi-task) | 82.3/81.7 | 85.0 | 81.7 | 79.1 | 81.3 | 69.4 | 95.0/96.4 | 77.2/35.0 | 78.8 |
| T5 _{Base} | 76.2/75.4 | 73.0 | 79.8 | 78.3 | 80.8 | 67.9 | 94.8/92.9 | 76.4/40.0 | 76.0 |
| T5 _{Large} | 85.7/85.0 | 78.0 | 84.6 | 84.8 | 84.3 | 71.6 | 96.4/98.2 | 80.9/46.6 | 81.2 |
| BART _{Large} * | 88.3/87.8 | 60.0 | 65.4 | 84.5 | 84.3 | 69.0 | 90.5/92.9 | 81.8/48.0 | 76.0 |
| RoBERTa _{Large} * | 89.0/88.4 | 90.0 | 63.5 | 87.0 | 86.1 | 72.6 | 96.1/94.6 | 84.4/52.9 | 81.5 |
| GLM _{RoBERTa} | 89.6/89.0 | 82.0 | 83.7 | 87.7 | 84.7 | 71.2 | 98.7/98.2 | 82.4/50.1 | 82.9 |

- 按照计算量进行分组，每组公平比较
- 超越BERT、T5、RoBERTa等模型

实验结果：无条件、有条件生成

Table 3. Results on Gigaword abstractive summarization

| Model | RG-1 | RG-2 | RG-L |
|-----------------------------------|-------------|-------------|-------------|
| MASS | 37.7 | 18.5 | 34.9 |
| UniLM _{Large} | 38.5 | 19.5 | 35.8 |
| GLM _{Large} | 38.6 | 19.7 | 36.0 |
| GLM _{Large} (multi-task) | 38.5 | 19.4 | 35.8 |
| GLM _{410M} (multi-task) | 38.9 | 20.0 | 36.2 |

Before

训练三个不同的模型

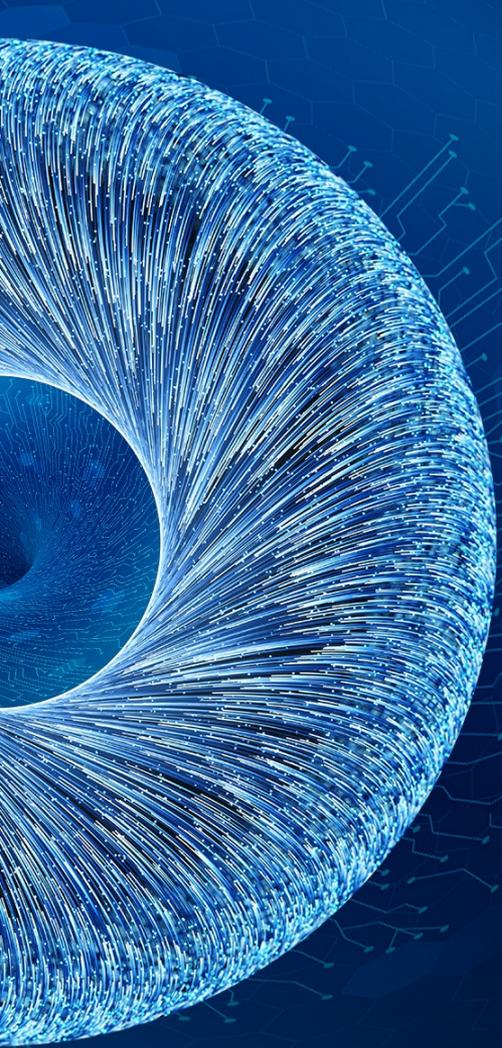
After

1.25倍的GLM可以同时在这三种任务上取得最优！

历史上首个单一模型同时在这三种任务上取得最优效果。

Table 4. Zero-shot language modeling results.

| Model | Lambada (Accuracy) | BookWiki (Perplexity) |
|--|-----------------------|--------------------------|
| GLM _{Large} (uni) | 0.0 | > 100 |
| GLM _{Large} (multi-task, uni) | 47.4 | 15.1 |
| – 2d positional encoding | 45.8 | 15.1 |
| GLM _{410M} (multi-task, uni) | 49.5 | 14.5 |
| GLM _{515M} (multi-task, uni) | 50.4 | 13.9 |
| GLM _{Large} (bi) | 10.6 | > 100 |
| GLM _{Large} (multi-task, bi) | 48.5 | 14.9 |
| – 2d positional encoding | 47.3 | 15.0 |
| GLM _{410M} (multi-task, bi) | 53.5 | 14.3 |
| GLM _{515M} (multi-task, bi) | 54.9 | 13.7 |
| GPT _{Large} (uni) | 50.1 | 14.4 |



GPT Understands, Too



<https://arxiv.org/abs/2103.10385>

Prompt的进化：

从手写到自动，从离散到连续

- 手写Prompt (Brown et al 2020)
- 自动离散Prompt (Jiang et al 2020, Shin et al 2020, Gao et al 2020)
- 自动连续Prompt (P-Tuning)

| Prompt | P@1 |
|--|-------|
| [X] is located in [Y]. (<i>original</i>) | 31.29 |
| [X] is located in which country or state? [Y]. | 19.78 |
| [X] is located in which country? [Y]. | 31.40 |
| [X] is located in which country? In [Y]. | 51.08 |

Table 1. Case study on LAMA-TREx P17 with bert-base-cased. A single-word change in prompts could yield a drastic difference.

- 离散prompt对扰动非常敏感
- 在few-shot场景下容易overfit dev/test sets

P-Tuning

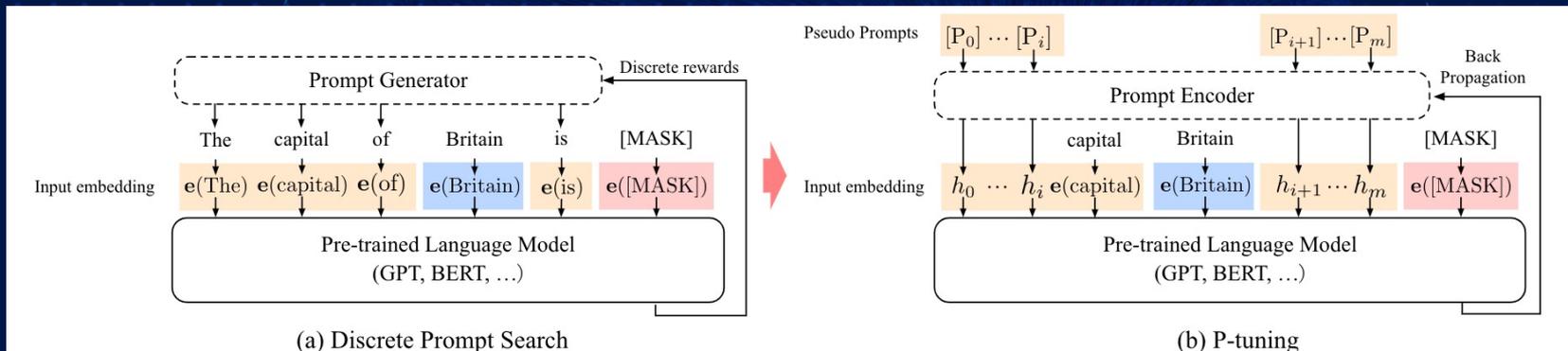


Figure 2. An example of prompt search for “The capital of Britain is [MASK]”. Given the context (blue zone, “Britain”) and target (red zone, “[MASK]”), the orange zone refer to the prompt tokens. In (a), the prompt generator only receives discrete rewards; on the contrary, in (b) the pseudo prompts and prompt encoder can be optimized in a differentiable way. Sometimes, adding few task-related anchor tokens (such as “capital” in (b)) will bring further improvement.

学习prompt的两大挑战：超越局部优化、关联性
用轻量神经网络学习prompt embedding：两层LSTM+MLP

知识探测 (LAMA) 实验结果

| Prompt type | Model | P@1 |
|---------------|------------------------|-------------|
| Original (MP) | BERT-base | 31.1 |
| | BERT-large | 32.3 |
| | E-BERT | 36.2 |
| Discrete | LPAQA (BERT-base) | 34.1 |
| | LPAQA (BERT-large) | 39.4 |
| | AutoPrompt (BERT-base) | 43.3 |
| P-tuning | BERT-base | 48.3 |
| | BERT-large | 50.6 |

| Model | MP | FT | MP+FT | P-tuning |
|---------------------------------|------|------|-------|---------------------|
| BERT-base (109M) | 31.7 | 51.6 | 52.1 | 52.3 (+20.6) |
| -AutoPrompt (Shin et al., 2020) | - | - | - | 45.2 |
| BERT-large (335M) | 33.5 | 54.0 | 55.0 | 54.6 (+21.1) |
| RoBERTa-base (125M) | 18.4 | 49.2 | 50.0 | 49.3 (+30.9) |
| -AutoPrompt (Shin et al., 2020) | - | - | - | 40.0 |
| RoBERTa-large (355M) | 22.1 | 52.3 | 52.4 | 53.5 (+31.4) |
| GPT2-medium (345M) | 20.3 | 41.9 | 38.2 | 46.5 (+26.2) |
| GPT2-xl (1.5B) | 22.8 | 44.9 | 46.5 | 54.4 (+31.6) |
| MegatronLM (11B) | 23.1 | OOM* | OOM* | 64.2 (+41.1) |

* MegatronLM (11B) is too large for effective fine-tuning.

Table 2. Knowledge probing Precision@1 on LAMA-34k (left) and LAMA-29k (right). P-tuning outperforms all the discrete prompt searching baselines. And interestingly, despite fixed pre-trained model parameters, P-tuning overwhelms the fine-tuning GPTs in LAMA-29k. (MP: Manual prompt; FT: Fine-tuning; MP+FT: Manual prompt augmented fine-tuning; PT: P-tuning).

- 知识探测任务取得世界第一 (SotA) ，超越之前最好结果20百分点
- P-tuning相比于finetuning和离散prompt的方法，有一致、显著的提升

少样本学习实验结果

| Dev size | Method | BoolQ | CB | | WiC | RTE | MultiRC | | WSC | COPA |
|----------|-----------------------|----------------|-----------------|-----------------|----------------|-----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| | | (Acc.) | (Acc.) | (F1) | (Acc.) | (Acc.) | (EM) | (F1a) | (Acc.) | (Acc.) |
| 32 | PET* | 73.2±3.1 | 82.9±4.3 | 74.8±9.2 | 51.8±2.7 | 62.1±5.3 | 33.6±3.2 | 74.5±1.2 | 79.8±3.5 | 85.3±5.1 |
| | PET best [†] | 75.1 | 86.9 | 83.5 | 52.6 | 65.7 | 35.2 | 75.0 | 80.4 | 83.3 |
| | P-tuning | 77.8 (+4.6) | 92.9 (+10.0) | 92.3 (+17.5) | 56.3 (+4.5) | 76.5 (+14.4) | 36.1 (+2.5) | 75.0 (+0.5) | 84.6 (+4.8) | 87.0 (+1.7) |
| Full | GPT-3 | 77.5 | 82.1 | 57.2 | 55.3 | 72.9 | 32.5 | 74.8 | 75.0 | 92.0 |
| | PET [‡] | 79.4 | 85.1 | 59.4 | 52.4 | 69.8 | 37.9 | 77.3 | 80.1 | 95.0 |
| | iPET [§] | 80.6 | 92.9 | 92.4 | 52.2 | 74.0 | 33.0 | 74.0 | - | - |

* We report the average and standard deviation of each candidate prompt's average performance.

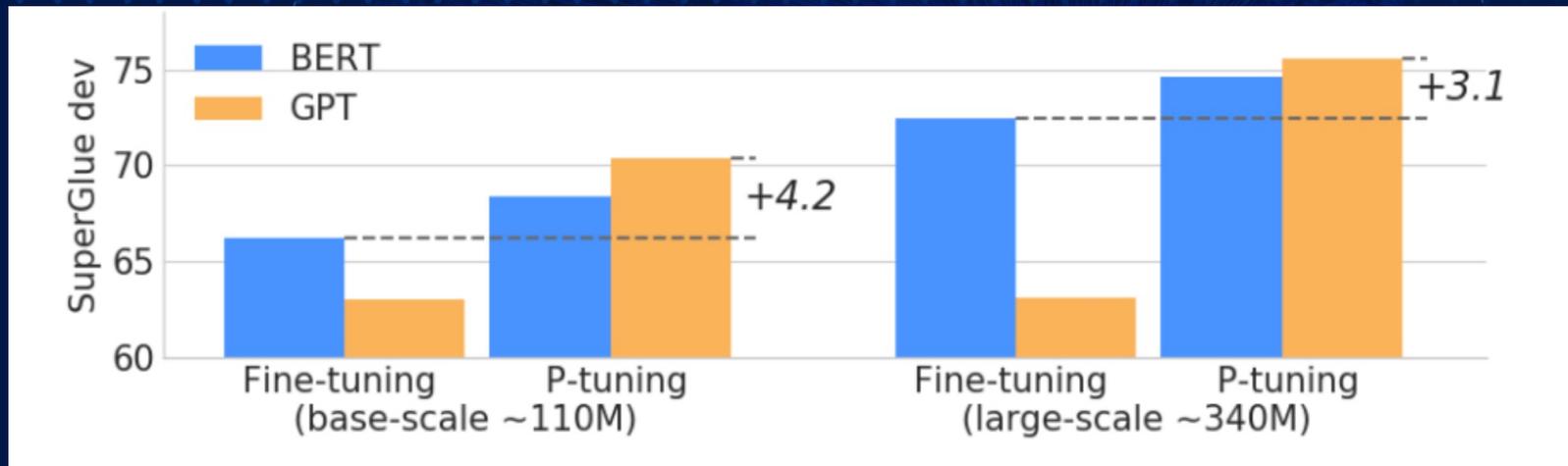
[†] We report the best performed prompt selected on *full* dev dataset among all candidate prompts.

[‡] With additional ensemble and distillation.

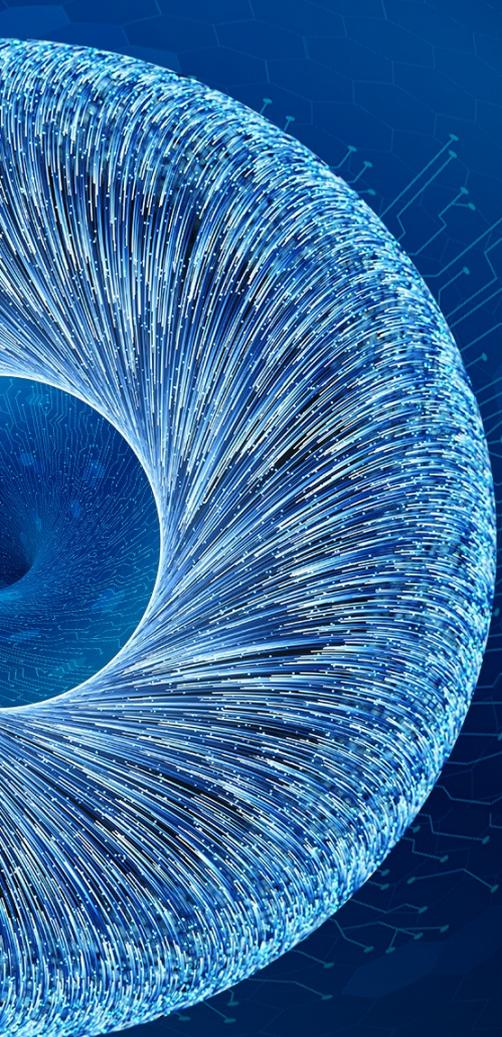
[§] With additional data augmentation, ensemble, distillation and self-training.

- 少样本学习任务取得世界第一 (SotA) , 超越之前最好结果高达14百分点
- 亿级别的模型 (仅使用dev32) , 通过P-Tuning , 显著超越千亿GPT-3的表现

P-Tuning让GPT达到 与BERT相同的分类任务水平



- 使用finetuning的情况下，GPT比BERT低10个百分点
- 使用P-Tuning的情况下，GPT比BERT高1个百分点
- P-Tuning对于BERT和GPT都有显著的提升



Controllable Generation from Pretrained Language Models via Inverse Prompting



● 基于Prompting的文本生成不可控

问题：什么瞬间让你想留住这一刻？

直接生成：

我和男朋友在一起两年。我去国外留学,他留在国内。一人在国外,寂寞心酸都是真的。念书的时候,觉得常在一起也没什么,两个人一起努力,吵吵闹闹就过来了。我一直这样想,以至于到了高中,到了最后几个月,我都觉得他就是我行走的小弟兄。其实最快乐的时候,就是一起在外头的“孤儿院”里。

第一次去的时候,我差点就和他分手了。因为他什么事情都不做。事情总是由我去安排。我无话可说,也一直懒得解释。又担心你会经过别人的窗子偷听。我只能一个人带小情绪,一个人起床,一个人走路出去玩,一个人做一切。但也就是在雨中淋着的时候,我们才有一起面对生活的勇气。

语句通顺，优美，但与问题无关，语境下显得诡异

● 基于Inverse Prompting的优化

问题：什么瞬间让你想留住这一刻？

Inverse Prompting生成：

一瞬间想到高二的时候吧,那天下午在操场晒了一中午太阳,和同学一起在楼下打球,下午的夕阳徐徐洒下来,我们三个人一起站在走廊上,倚着栏杆可以面对着夕阳。一直想留下那一瞬间,可惜我以后再也没遇到过那样的时光。就是想留下一那一刻吧。

● Inverse Prompting思路

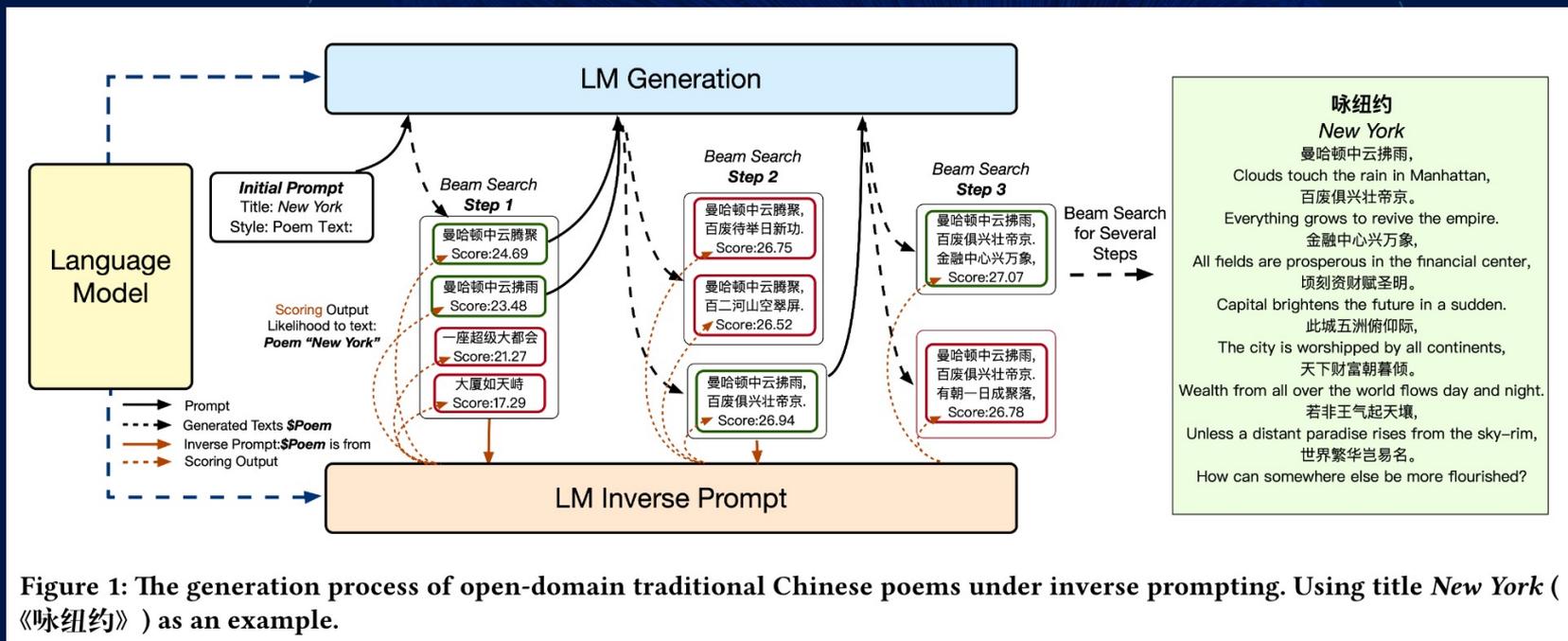
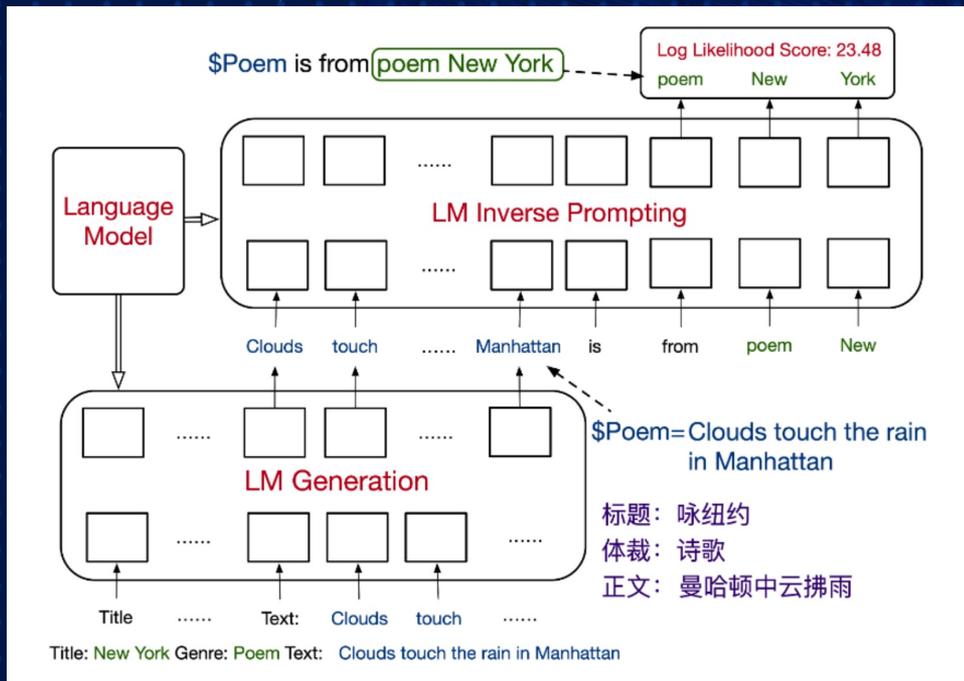


Figure 1: The generation process of open-domain traditional Chinese poems under inverse prompting. Using title *New York* (《咏纽约》) as an example.

用生成的内容反过来预测prompt

● Inverse Prompting技术



- Beam search
- Log likelihood as score

● 现代概念古体诗

夜过虹桥机场

卢浦斜晖里，西楼醉客行。

影侵双塔晚，灯落一城明。

空客还频顾，航灯未可惊。

欲留城市夜，月映水帘星。

● 现代概念古体诗

咏相对论

向来言物理，不似客心惊。

奇怪乾坤秘，翻飞斥几星。

超光无敌速，瞬息至昆冥。

引力张鞭势，牯牛曳著行。

● 现代概念古体诗

夜过虹桥机场

卢浦斜晖里,西楼醉客行。
影侵双塔晚,灯落一城明。
空客还频顾,航灯未可惊。
空留城市夜,月映水帘星。

一美元炸鸡

精肉蘸浓盐,外焦里嫩香。
将军嫌酒贵,不敢对厨娘。
小吃称珍味,中餐愧上光。
纵然川菜好,难敌此鸡强。

论资本主义

若为自由故,如今逐利逃。
入城操法律,两股战空槽。
漂白藏珠玉,欢呼夺锦袍。
管窥矜势利,夸视堕尘劳。

咏托卡马克装置

万物托空无,千钧压几重。
钛棱缘铁壁,玉粒耀银钟。
利用核能转,波形巧亦功。
翻身大地震,核腹贮其中。

比特币

外挖无穷洞,机神犹未休。
卡中窥币影,池里验沙流。
屡载吸金主,孤深渍盗求。
方知区块链,本是古来游。

十七孔桥

设水架飞梁,无波常稳定。
开间不碍船,纵广唯通马。
坡岸利行车,斜弯防堕屋。
有碑横截流,倒影入苍壁。

● 作诗加入背景

“反向提示”加持的预训练语言模型，不需要任何额外的辅助模型，可以凭借单一模型实现多种功能，极大提升了文本生成的自由度。

在作诗时加入背景描述：

咏科举

此诗为作者高中状元，春风得意所做。

青云有路状元郎，一步登天入翰林。
黄金榜上词臣贵，笑看人间进士郎。
掖庭宰相垂帘喜，尚书省郎入试忙。
荣登榜首魁星闪，不枉当年万户郎。

咏科举

此诗为作者屡试不中，名落孙山所做。

金榜倚天开，桂旗拂地来。
题云儒家术，博我少年才。
不承清辉入，宁俭著书台。
十年寒窗苦，羊毫落照埃。

● 现代概念古体诗（藏头诗）

单身狗

清水饼干难下咽，华歌月酒不能尝。

大龄蛋白宅男女，学界萧条剩贱郎。

- 在beam search时固定藏头字
- 风格偏直白，有强烈讽刺意味

● 现代概念古体诗（藏头诗）

可以在藏头的同时，设定一个与藏头完全独立的标题，作出的诗歌仍然切题。

赠美国友人

清远寄吴士，华州逢旧知。
大洋环万里，学馆阻三时。
道别殷勤意，地连海峽西。
同来艰运日，异域远风姿。

登珠穆朗玛峰

清眺贡嘎山，华戎栖息地。
大鹏飞此间，学步蹶天迹。
此地屹然崇，孤高难比似。
如临世界巅，所见希奇匹。

中秋

祝告星辰尽，李桃始欲分。
思惟留此月，玮我万年春。
越国扬帆去，来庭失雁闻。
越僧包橘柚，美酒溢金樽。

中国足球

寿张运动人，比类皆惊队。
南建蹴鞠师，山呼千万众。
我军蒙汉旗，乘夏凌秋阵。
流血触藩篱，破头何所恨。

香辣鸡翅

寿光鸡味美，比美竞相夸。
南国新烹制，山川日别加。
油煎金液落，水滑玉膏焦。
共向椒盘下，俱惊百味消。

● 问答

人注定要死，为什么还要活着？

AI的回答：人终究是要死的，我们活着的意义是寻觅人生的价值，体验生命的壮丽。为了追求这种生活，人们愿意奋斗终生。

议论文生成

祝贺清华大学校庆

内容: 据《北京青年报》报道,清华大学校庆座谈会近日召开。某部专门发来贺信祝贺,并发表重要讲话。在清华大学校庆之际,向清华大学全体师生员工表示诚挚的慰问,向广大青年表示诚挚的祝福。贺信指出,清华大学110载校庆,实现了清华人的百年梦想。经过长期努力,我们建设成为世界一流大学,是中国特色社会主义教育的成功实践,也是清华大学师生员工团结奋斗的共同成果。谨向在座的全体师生员工致以衷心的祝贺,向全国的广大青年致以美好的祝愿。贺信强调,清华大学110年的发展进程,是干出来的,是改革创新的结果,学校的发展成就,其中有许多宝贵的经验。祝愿清华大学在新的起点上,继往开来、再创辉煌,为国家发展培养更多优秀人才。

● 量化评价：问答

| Method | Fluency (1-5) | Inform. ¹ (1-5) | Relevance (1-5) | Overall (1-10) |
|--------------------|------------------|-------------------------------|--------------------|-------------------|
| CPM [27] | 2.66 | 2.47 | 2.36 | 4.32 |
| Prompting Baseline | 3.44 | 3.25 | 3.21 | 5.97 |
| Inverse Prompting | 3.61 | 3.43 | 3.59 | 6.51 |
| Human Answers | 3.80 | 3.61 | 3.67 | 6.85 |

¹ Informativeness

量化评价：作诗

| Method | Format (1-5) | Innov. ¹ (1-5) | Relevance (1-5) | Aes. ² (1-5) | Overall (1-10) |
|-----------------------|-----------------|------------------------------|--------------------|----------------------------|-------------------|
| Jiuge [28] | 3.60 | 2.47 | 1.99 | 3.12 | 3.57 |
| Search Baseline | 2.79 | 1.10 | 1.16 | 2.44 | 1.35 |
| Inverse Prompting | 2.56 | 2.71 | 2.92 | 2.33 | 4.00 |
| Inverse Prompting +ST | 2.42 | 2.92 | 3.65 | 2.18 | 4.40 |

¹ Innovation

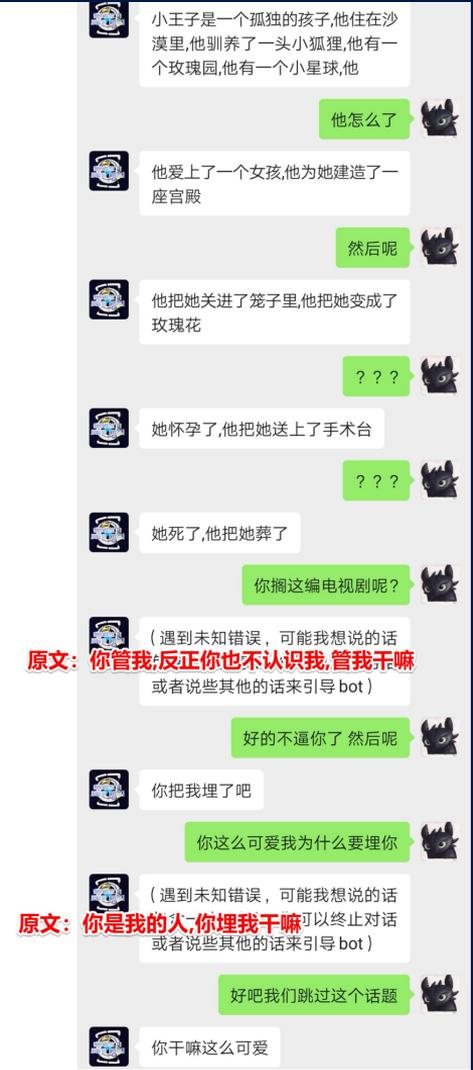
² Aesthetics

● 作诗图灵测试

| Method | Total | Selected | Selection Rate |
|-----------------------|-------|----------|----------------|
| Inverse Prompting +ST | 1,656 | 748 | 45.2% |
| Ancient Human Poems | 1,656 | 908 | 54.8% |

- 与古代诗人竞赛，得票率45.2%
- 接近大诗人作诗水平

可以自学习的“小呆”



融合“悟道”和知识双轮驱动的QA

Question -- 用户提问

Raw_gen -- 利用悟道直接生成的结果

knowledge_qa -- 查询知识图谱得到的结果（例如查询维基百科）

knowledge_qa+raw_gen -- 把悟道生成结果和知识图谱的结果融合起来得到的结果

question: 长江有多长?

raw_gen: 有三千六百多里呀

knowledge_qa: 长江发源于“世界屋脊”——青藏高原的唐古拉山脉各拉丹冬峰西南侧。

knowledge_qa+raw_gen: 全长6300公里。

question: 清华大学有多大?

raw_gen: 很大呀

knowledge_qa: 清华大学简称“清华”，是中华人民共和国教育部直属、中央直管副部级建制的全国重点大学，位列“世界一流大学和一流学科”、“211工程”、“985工程”，入选“2011计划”、“珠峰计划”、“111计划”、“强基计划”，为九校联盟、松联盟、中国大学校长联谊会、亚洲大学联盟、环太平洋大学联盟、清华—剑桥—MIT低碳大学联盟成员，是中国著名高等学府、中国高层次人才培养和科学技术研究的重要基地，被誉为“红色工程师的摇篮”。

knowledge_qa+raw_gen: 清华大学的校园面积有3184亩,分为三个校区,其中主校区位于北京市海淀区,占地面积约174公顷,另有清华大学玉泉

question: 世界第一高峰是什么?

raw_gen: 珠穆朗玛峰

knowledge_qa: 电影《世界第一》，冯莉、张力黎、张波、李韵菲、李秀明主演，林建煊担任导演、编剧。

knowledge_qa+raw_gen: 喜马拉雅山

question: 布达拉宫在哪里?

raw_gen: 就在布达拉宫旁边呀!

knowledge_qa: 布达拉宫，坐落于中国西藏自治区的首府拉萨市区西北玛布日山上，是世界上海拔最高，集宫殿、城堡和寺院于一体的宏伟建筑，也是西藏最庞大、最完整的古代宫堡建筑群。

knowledge_qa+raw_gen: 在西藏自治区拉萨市。

question: 为什么电鳗能放电?

raw_gen: 因为电鳗的尾巴上有电极,可以放电。

knowledge_qa: 放电，就是使带电的物体不带电，放电并不是消灭了电荷，而是引起了电荷的转移，正负电荷抵消，使物体不显电性。

knowledge_qa+raw_gen: 因为它的体内有大量的电子。



生态篇

「悟道」生态

产业生态

与各领域头部企业合作，构建示范应用，通过领头企业的完整产业链，对示范应用进行评估，发掘市场化需求，为大模型生态构建提供指导。

开展悟道应用大赛，发掘潜在应用方向，构造多项图灵测试，挑战“以假乱真”，测试模型能力极限。

应用生态

开源生态

推动模型、算法、工具、API等多维度社区开源，企业级用户、个体开发者、研究机构等可根据自身研发需求使用悟道社区版开源成果。

构建高质量数据集，支撑悟道项目研究，覆盖文本、视觉和对话等领域，推动中国通用人工智能领域发展。

数据生态



「悟道」产业生态-战略合作

目前已与**23家产业单位**达成战略合作意向，就悟道大规模预训练模型进行产业应用合作，从底层数据资源、中层模型研发到上层AI应用推进悟道产业生态的建设，从单点突破提升至全方位突破



「悟道」开源生态-多维度开源

模型

- Cogview
- GLM
- CPM2
- 中文对话
- ProteinLM
- Lawformer

算法

P-tuning
Prompt
Inverse prompt
...

开源

工具

FastMoE
3D训练加速TDS
中文编码
推理加速
...

API

| | | |
|------|------|------|
| 作诗 | 图片生成 | 文本向量 |
| 作词 | 对联 | 图片向量 |
| 问答 | 文本生成 | 图谱构建 |
| 新闻生成 | 故事生成 | 概念检索 |

推动大模型成果共享，吸引社会科研力量加入“悟道”生态建设

「悟道」数据生态-WuDaoCorpora

WuDaoCorpora2.0

纯文本

多模态

对话

- 世界最大中文文本数据集；
- 从**100TB**原始数据清洗得到共**3TB**数据（相对1.0新增**1TB**）；
- 包含教育、科技等**50+**个行业的数据标签。

- 全球最大的多模态数据集；
- 图文对总量达到**6.3亿**（总量约**90TB**）；
- 其中**3000万**的文字内容是对图片的详细描述

- 全球最大的中文对话数据集；
- 体量达到了**181GB**；
- 采用市面最严格清洗逻辑，从**9TB**原始数据筛选出**181GB**。

为悟道生态提供坚实可靠的数据支撑

「悟道」应用生态 - 悟道大赛

大赛定位

“未来”技术先体验，
探索智能本质

创新+应用+研究

源创计划支持，百
万总奖金

大赛赛道

高校：结队比拼创
意，初赛提交项目
计划书，不需编写
代码

企业：开发基于悟
道的软硬件系统

研究&开源：提交预
训练研究计划，或
参与悟道开源社区
建设

大赛主题

健康医疗
教育学习
社交生活
效率工具
环境自然

大赛日程

赛题发布：6月

网络初赛：7月-10
月

线下复赛：10月

决赛颁奖：11月14
日



北京智源悟道科技有限公司

悟道科研基金

2500 w

面向对象
一期50个项目
50万/年

- 拥有人工智能相关学科博士学位
- 在具有独立法人资格的高校院所从事人工智能领域科学研究工作，所在院所管理规范，业务及财务制度健全
- 在预训练模型领域具备较好的研究基础、较强的科研兴趣和前沿科技创新能力
- 提出的研究项目应具有较高科学价值和应用前景

● 展望

让机器像人一样“思考”：超越图灵测试的通用机器认知能力

认知
AI

1. 适应与学习能力
2. 定义与语境化能力
3. 自我系统的准入能力
4. 优先级与访问控制能力
5. 召集与控制能力
6. 决策与执行能力
7. 错误探测与编辑能力
8. 反思与自我监控能力
9. 条理与灵活性之间的能力

探索更强大、更通用模型

探索面向认知的预训练模型

探索新的生态合作模式



致谢每一位悟道科学家！

悟道·文源

以中文为核心的超大规模预训练语言模型

刘知远 黄民烈 韩文弢 刘洋 朱小燕 孙茂松
张正彦 顾煜贤 韩旭 陈晟祺 肖朝军 姚远 岂凡超 关键 柯沛 周昊 孙桢波 蔡严正 曾国洋 谭知行 秦禹嘉 苏裕胜 司程磊
胡雪瑜 李文浩 王凤玉 易婧 王晓智 陈晔泽 丁宁 张家杰

悟道·文澜

超大规模多模态预训练模型

文继荣 宋睿华 卢志武 金琴 赵鑫 庞亮 兰艳艳 窦志成
高一钊 霍宇琦 卢浩宇 温静远 杨国兴 宋昊暘 张曼黎 张良 胡安文 李瑞晨 宋宇晴 赵金明 赵一达 费楠益
孙宇冲 金楚浩 洪鑫 崔婉清 侯丹阳 李英彦 隰宗正 刘光镇 刘沛羽 龚政 李军毅

悟道·文汇

面向认知的超大规模新型预训练模型

唐杰 杨植麟 杨红霞
杜政晓 丁铭 邹旭 裘捷中 钱雨杰 殷达 钟清扬 于济凡 刘潇 郑亚男 何家傲 曾奥涵 洪文逸 杨卓毅 郑问迪 周璟 杜冀中
郭子通 刘静 周畅 林俊旸

悟道·文溯

超大规模蛋白质序列预测预训练模型
FastMoE和万亿大模型

唐杰 鲁白
裘捷中 谢昌谕 肖易佳 曾奥涵 李子昂
唐杰 翟季冬 杨红霞 陈文光 郑纬民
马子轩 何家傲 裘捷中 曹焕琦 王元炜 孙桢波 郑立言 王豪杰 唐适之 冯冠宇 曾奥涵 钟闰鑫 师天麾 杜政晓
丁铭 Tiago Antunes 彭晋钧 林俊旸 张健伟

Wudao—Pretrain the world

感 谢 关 注



● 现代概念作古体诗

咏纽约

曼哈顿中云拂雨，百废俱兴壮帝京。

金融中心兴万象，顷刻资财赋圣明。

此城五洲俯仰际，天下财富朝暮倾。

若非王气起天壤，世界繁华岂易名。