

AI大模型颠覆程序员的价值



扫码关注AGI公众号，
随时获取AGI最新资讯

Eva

- 知乎教育  知乎知学堂 AI化项目负责人;
— 未来职业之路 —
- 知乎AI大模型研发项目组核心成员;
- 前海外保险管理APP  Coverhero 创始人之一
- 前澳洲海外品牌管理公司PM;
- 悉尼科技大学IT硕士



为什么投身AGI的方向

Artificial General Intelligenc

table1 ×

table2

+

世界排名	学校名称	地区	综合得分	学术声誉	雇主声誉	每位教员引用率	师生比
1	麻省理...	美国	100	100	100	100	100
2	剑桥大学	英国	98.8	100	100	92.3	100
3	斯坦福...	美国	98.5	100	100	99.9	100
4	牛津大学	英国	98.4	100	100	90	100
5	哈佛大学	美国	97.6	100	100	100	99.4
6	加州理...	美国	97	96.5	87.1	100	100

Query

将表一和表二中排名都在前10的学校名字后面加'*'

25/50

CHECK ▶

UNDO ↶

👋 Hi Li, I'm your AI design partner. What would you like to create today?



Sounds good! What would you like the presentation to be about?

Tip: You can enter your own topic, or use one of our suggestions to get started quickly.

新产品策划方案

7/300

0 credits ⓘ

记下一些文字

+ ⓘ 他们像往常一样发现 Mario 深入研究低音和人性，他们有一些摘录值得赞赏，还有一些陈旧的道德观察值得倾听。Kelly 和 David 有一些不同的信息要告诉他们。| ⓘ

制作待办事项清单

- ☐ 起床
- ☐ 吃早餐
- ☒ 刷牙

创建子页面

子页面

图

AI 表格

AI 写作

AI 聊天

质量 ×

详细 ×

多层次 ×

多分支 ×

清晰 ×

+

深色

历史

新产品市场推广流程

余: 5次 (每日刷新)



编辑

保存

模板库

新产品市场推广流程

生成

再不投身进入 感觉要无路可走了

早一点进入 说不定我能享受到一些红利

今日课程内容

- 1、一个商业观点：借助大模型获得营收增长的可能性
- 2、一个底层原理：Transformer
- 3、一个应用技术：Fine tune

完课福利

- 1、好用AI工具名称和网址
- 2、购买知乎AGI课程的课程优惠

企业如何提升收入

只有很少的生意、业务，可以重做一遍

但有一些新的生意和业务，过去没得做，现在有的做了

过去我们互联网公司，做一个新业务，都要几十个程序员起，

所以业务规模小的、赛道小的，根本没法做

现在不一样了。

新兴的

成熟的

垂直

横向

消费与零售

生命科学与医疗

银行与金融服务

科技

传媒与电信

工业制造

政府与公共服务

个性化对话式
零售体验数字化治疗
AR/VR内容生成欺诈模拟和模式
检测个性化
AR/VR体
验生成原创游戏创
作地质学评估和
石油勘探学术领域的全天
候虚拟助理定制化产品设
计和推荐预测性和虚拟患
者分诊税务和合规审计
与情景测试自动化产
品和硬件
设计预告片 and 简
介生成生成式模拟和
安全测试基础设施映射和
规划产品细节和摄
影生成用于教育的人体
解剖学三维图像零售银行交易支
持个性化和
自动化的
UI/UX设计剧本/配乐
设计和字幕
生成三维环境渲染：
油井、管道等

灾难恢复模拟

时尚服装搭配
策划健康和福祉计划
的创建个性化虚拟财务
顾问产品测试
和反馈生
成个性化新闻
和内容生成自动化技术设
备培训欺诈、浪费和滥
用预防报告个人艺术创作
和编辑通过分子模拟进
行药物研发生成财务报告分
析和洞察力软件销售、
客户体验和留存支持原创虚拟短
篇小说生成智能工厂生成
自动化附有引文和解释
的研究个性化对话式零
售体验自助式人力
资源和信息
技术功能端到端自动化客
户服务

客户反馈情感分类

自动化代码调
试和问题解决虚拟助手对话生
成企业搜索和知识
管理3D环境渲染：
元宇宙营销/销售内容
生成无障碍支持（文字转语音
和语音转文字）自主代码生成
和补全跨平台个性化定
向广告

GPT的底层原理是什么： 用生活经验理解 GPT

你问 GPT：「蜜蜂是如何酿造蜂蜜的？」

GPT 会从问题中提取关键词「蜜蜂」和「蜂蜜」，并根据自己的知识，找到与这些词汇相关的其他词汇，比如「花粉」「蜜腺」和「蜂巢」。

接着，GPT 会按照正确的语法和逻辑关系，将这些词汇组织成一个完整的回答：

「蜜蜂通过采集花蜜，将其储存在蜜腺中。在蜜腺内，花蜜逐渐变成蜂蜜。之后，蜜蜂将蜂蜜运回蜂巢，储存在蜂巢的蜜脾中」

这个例子展示了 GPT 如何 **从输入的问题中提取关键信息，并根据自己的知识和经验生成相关的回答**。这是一个比较笼统的解释，想必现在你的心里肯定会有很多疑问，没关系，接下来就让我们带着这些疑问，来详细了解 GPT 是如何实现这些神奇效果的。

GPT的底层原理是什么：科学家如何解释 G，P 和 T？

GPT是「Generative Pre-trained Transformer」的缩写，意为生成式预训练变换器

G 代表 Generative（生成式）：这是一种机器学习模型，其目标是学习数据的分布，并能生成与训练数据相似的新数据。在自然语言处理（NLP）领域，生成式模型可以生成类似于人类所写的文本。GPT模型作为一个生成式模型，能够根据给定的上下文生成连贯的文本。

P 代表 Pre-trained（预训练）：预训练是深度学习领域的一种常见方法，通过在大规模数据集上进行训练，模型学习到一般的知识和特征。这些预训练的模型可以作为基础模型，针对具体任务进行微调。GPT模型通过预训练，在无标签的大规模文本数据集上学习语言模式和结构，为后续的任务提供基础。

T 代表 Transformer（变换器）：Transformer 是一种在自然语言处理中广泛使用的神经网络结构。它通过自注意力（Self-Attention）机制有效地捕捉上下文信息，处理长距离依赖关系，并实现并行计算。GPT模型采用Transformer结构作为基础，从而在处理文本任务时表现出优越性能。

借助大模型技术提高收入的可行性

驾驭AI有多难？

我们来直接上一套难的：AI算法论文

Attention Is All You Need

谷歌2017年发表

在注意力机制的使用方面取得了很大的进步，对Transformer模型做出了重大改进

Ashish Vaswani*

Google Brain

avaswani@google.com

Noam Shazeer*

Google Brain

noam@google.com

Niki Parmar*

Google Research

nikip@google.com

Jakob Uszkoreit*

Google Research

usz@google.com

Llion Jones*

Google Research

llion@google.com

Aidan N. Gomez*[†]

University of Toronto

aidan@cs.toronto.edu

Łukasz Kaiser*

Google Brain

lukaszkaizer@google.com

Illia Polosukhin*[‡]

illia.polosukhin@gmail.com

3 Model Architecture

Most competitive neural sequence transduction models have an encoder-decoder structure [5, 2, 35]. Here, the encoder maps an input sequence of symbol representations (x_1, \dots, x_n) to a sequence of continuous representations $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n)$. Given \mathbf{z} , the decoder then generates an output sequence (y_1, \dots, y_m) of symbols one element at a time. At each step the model is auto-regressive [10], consuming the previously generated symbols as additional input when generating the next.

The Transformer follows this overall architecture using stacked self-attention and point-wise, fully connected layers for both the encoder and decoder, shown in the left and right halves of Figure 1, respectively.

3 模型体系结构

最有竞争力的神经序列转导模型的编码器-解码器结构[5,2,35],在这里,编码器映射符号表示的输入序列 (x_1, \dots, x_n) 转换成一系列连续表示 $\mathbf{Z} = (z_1, \dots, z_n)$ 。给定 \mathbf{Z} ,解码器然后生成输出序列 (y_1, \dots, y_m) 的符号,一次一个元素。模型在每一步都是自回归的[10],在生成下一个符号时,使用先前生成的符号作为附加输入。Transformer遵循这一总体架构,编码器和解码器都使用堆叠的自我关注和逐点全连接层,分别如图1的左半部分和右半部分所示。

结构巨简单

但完全不知道在干啥

一张图讲清楚Transformer框架

左边是一个编码器模型，右边是一个解码器模型

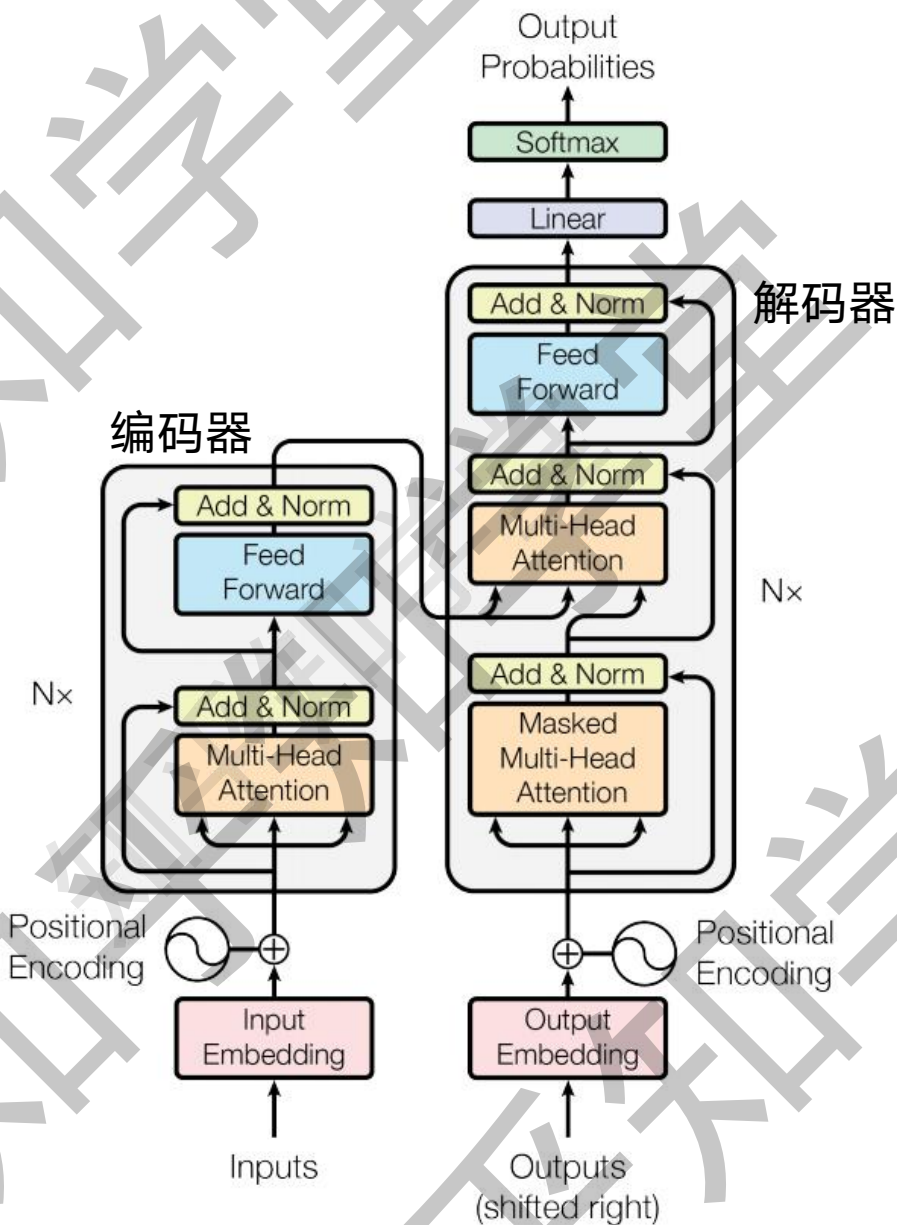


Figure 1: The Transformer - model architecture.

结构巨简单

但完全不知道在干啥

一张图讲清楚Transformer框架

左边是一个编码器模型，右边是一个解码器模型

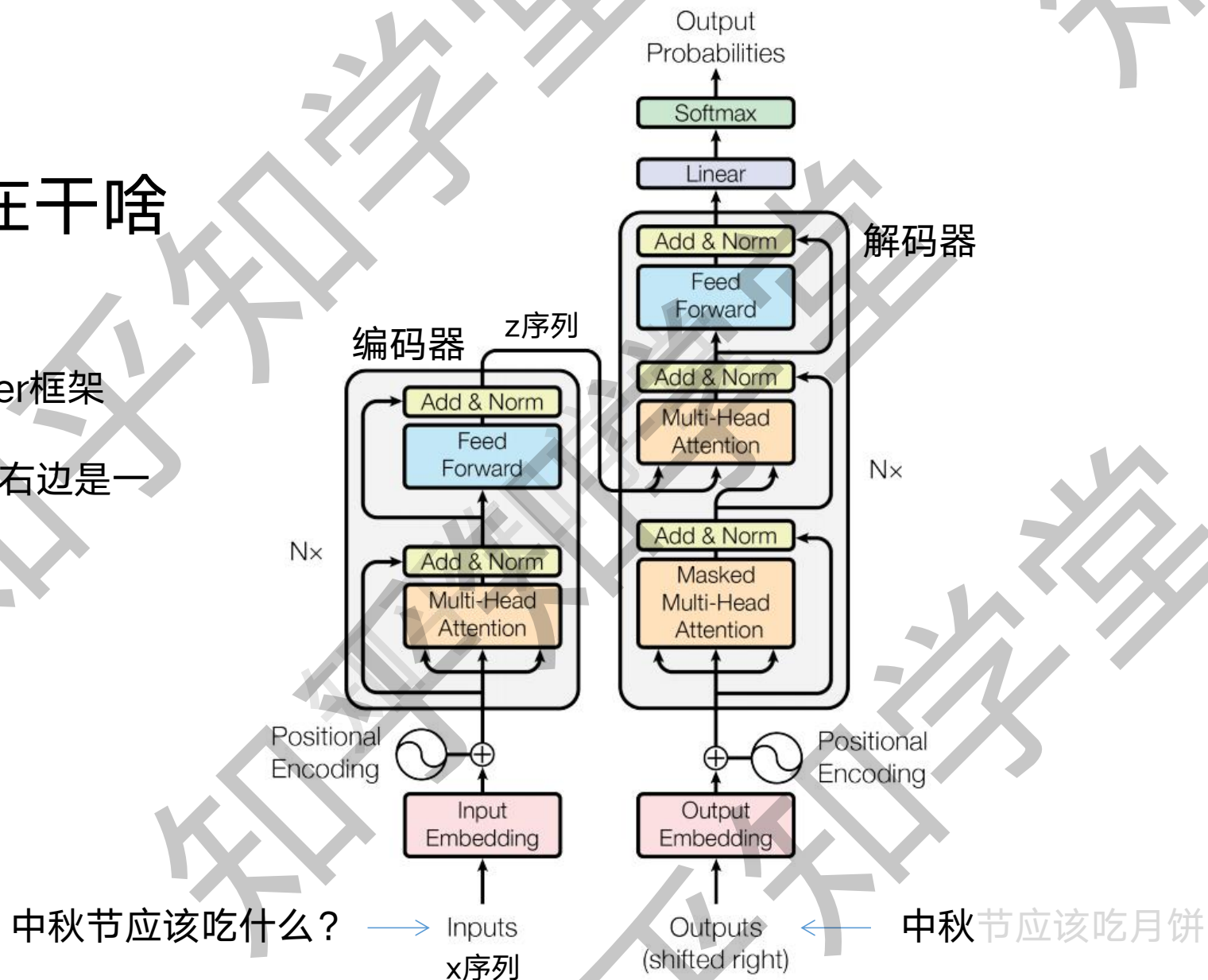


Figure 1: The Transformer - model architecture.

3.1 Encoder and Decoder Stacks

Encoder: The encoder is composed of a stack of $N = 6$ identical layers. Each layer has two sub-layers. The first is a multi-head self-attention mechanism, and the second is a simple, position-wise fully connected feed-forward network. We employ a residual connection [11] around each of the two sub-layers, followed by layer normalization [1]. That is, the output of each sub-layer is $\text{LayerNorm}(x + \text{Sublayer}(x))$, where $\text{Sublayer}(x)$ is the function implemented by the sub-layer itself. To facilitate these residual connections, all sub-layers in the model, as well as the embedding layers, produce outputs of dimension $d_{\text{model}} = 512$.

3.1 编码器和解码器栈

编码器由 $N = 6$ 个相同层的堆栈组成。每层有两个编码器。第一种是多头自注意机制，第二种是简单的、位置上完全连接的前馈网络。我们在两个子层的每一个周围使用残差连接[11]，然后进行层归一化。也就是说，每个子层的输出是 $\text{LayerNorm}(x + \text{Sublayer}(x))$ ，其中 $\text{Sublayer}(x)$ 是子层自身实现的函数。

为了促进这些剩余连接，模型中的所有子层以及嵌入层都产生维度 $d_{\text{model}} = 512$ 的输出。

借助大模型技术提高收入的可行性

现在我们驾驭AI需要学会什么？

Fine-tune

原理就只剩一张图

借助大模型技术提高收入的可行性

现在我们驾驭AI需要学会什么？

第三阶技术: Fine-tune

原理就只剩一张图


Step 1


**Collect demonstration data,
and train a supervised policy.**




A prompt is
sampled from our
prompt dataset.

A labeler
demonstrates the
desired output
behavior.

This data is used
to fine-tune GPT-3
with supervised
learning.


Explain the moon
landing to a 6 year old


Some people went
to the moon...

SFT





Step 2

**Collect comparison data,
and train a reward model.**

A prompt and
several model
outputs are
sampled.


A labeler ranks
the outputs from
best to worst.

This data is used
to train our
reward model.


Explain the moon
landing to a 6 year old

A B
Explain gravity... Explain war...
C D
Moon is natural
satellite of... People went to
the moon...


D > C > A = B

RM

D > C > A = B

Step 3

**Optimize a policy against
the reward model using
reinforcement learning.**

第一步：收集示范数据，
并制定监督政策。--准备
了很多prompt

第二步：收集比较数据，
并训练奖励模型。--
Fine-tuning

第三步：使用强化学习针
对奖励模型优化策略。

To train the very first InstructGPT models, we asked labelers to write prompts themselves. This is because we needed an initial source of instruction-like prompts to bootstrap the process, and these kinds of prompts weren't often submitted to the regular GPT-3 models on the API. We asked labelers to write three kinds of prompts:

- **Plain:** We simply ask the labelers to come up with an arbitrary task, while ensuring the tasks had sufficient diversity.
- **Few-shot:** We ask the labelers to come up with an instruction, and multiple query/response pairs for that instruction.
- **User-based:** We had a number of use-cases stated in waitlist applications to the OpenAI API. We asked labelers to come up with prompts corresponding to these use cases.

From these prompts, we produce three different datasets used in our fine-tuning procedure: (1) our SFT dataset, with labeler demonstrations used to train our SFT models, (2) our RM dataset, with labeler rankings of model outputs used to train our RMs, and (3) our PPO dataset, without any human labels, which are used as inputs for RLHF fine-tuning. The SFT dataset contains about 13k training prompts (from the API and labeler-written), the RM dataset has 33k training prompts (from the API and labeler-written), and the PPO dataset has 31k training prompts (only from the API). More details on dataset sizes are provided in Table 6.

Fine-tuning models

Create your own custom models by fine-tuning our base models with your training data. Once you fine-tune a model, you'll be billed only for the tokens you use in requests to that model.

[Learn more about fine-tuning ↗](#)

Model	Training	Usage
Ada	\$0.0004 / 1K tokens	\$0.0016 / 1K tokens
Babbage	\$0.0006 / 1K tokens	\$0.0024 / 1K tokens
Curie	\$0.0030 / 1K tokens	\$0.0120 / 1K tokens
Davinci	\$0.0300 / 1K tokens	\$0.1200 / 1K tokens

Embedding models

Build advanced search, clustering, topic modeling, and classification functionality with our embeddings offering.

[Learn more about embeddings ↗](#)



Felipe Vallejo @slf188 · 26m

Stanford Alpaca is 🔥

@新智元

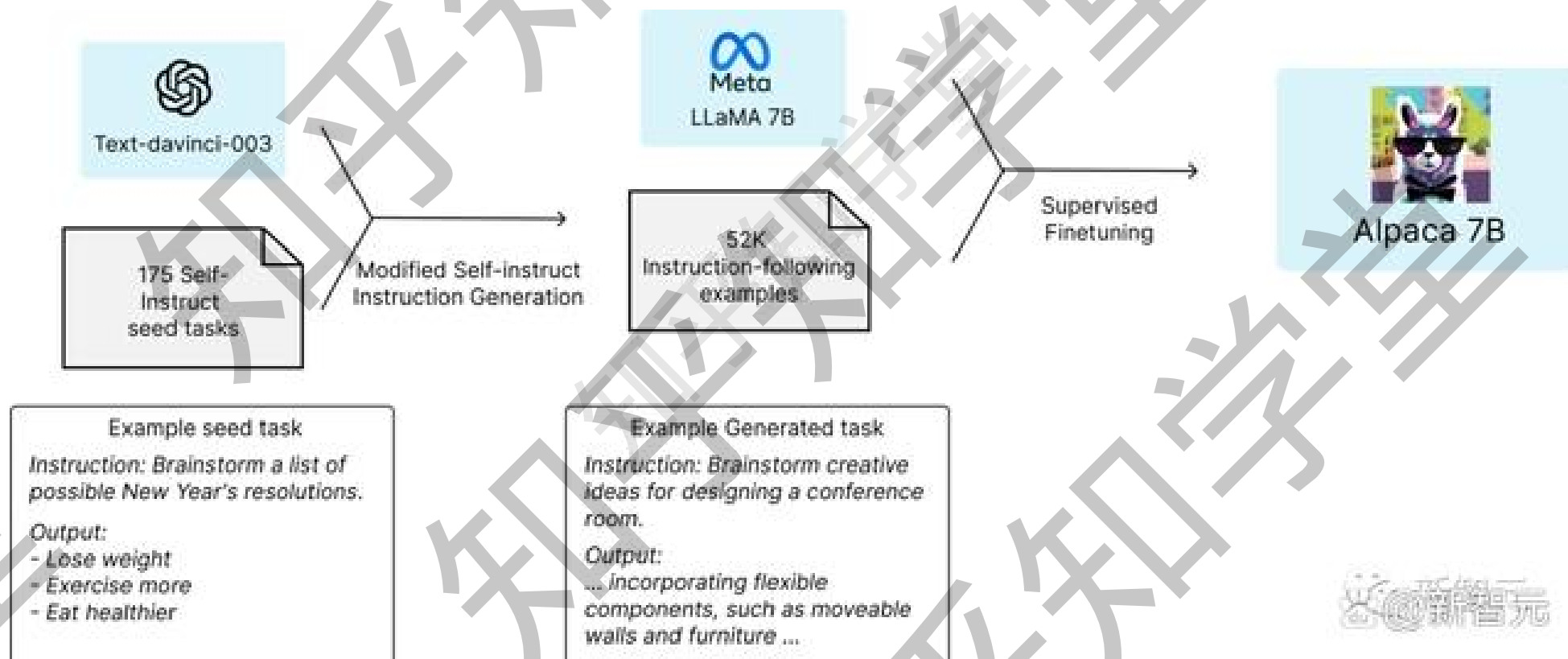
没错，Alpaca是由Meta的LLaMA 7B微调而来的全新模型，仅用了52k数据，性能约等于GPT-3.5。

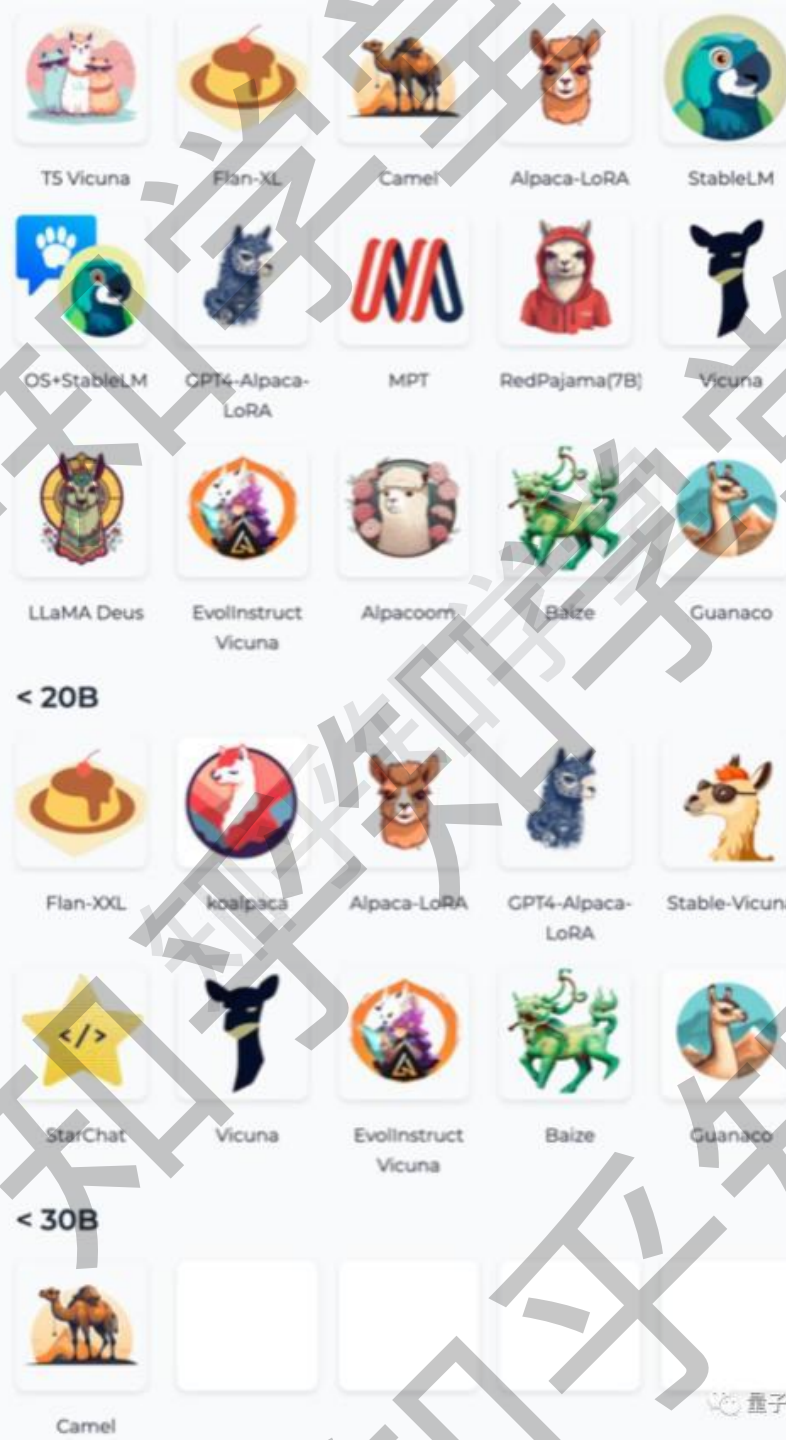
关键是训练成本奇低，**不到600美元**。具体花费如下：

在8个80GB A100上训练了3个小时，不到100美元；

生成数据使用OpenAI的API，500美元。

利用Hugging Face的训练框架对LLaMA模型进行微调





Step 1


**Collect demonstration data,
and train a supervised policy.**




A prompt is
sampled from our
prompt dataset.

A labeler
demonstrates the
desired output
behavior.

This data is used
to fine-tune GPT-3
with supervised
learning.


Explain the moon
landing to a 6 year old


Some people went
to the moon...

SFT





Step 2

**Collect comparison data,
and train a reward model.**

A prompt and
several model
outputs are
sampled.


A labeler ranks
the outputs from
best to worst.

This data is used
to train our
reward model.


Explain the moon
landing to a 6 year old

A B
Explain gravity... Explain war...
C D
Moon is natural
satellite of... People went to
the moon...


D > C > A = B

RM

D > C > A = B

Step 3

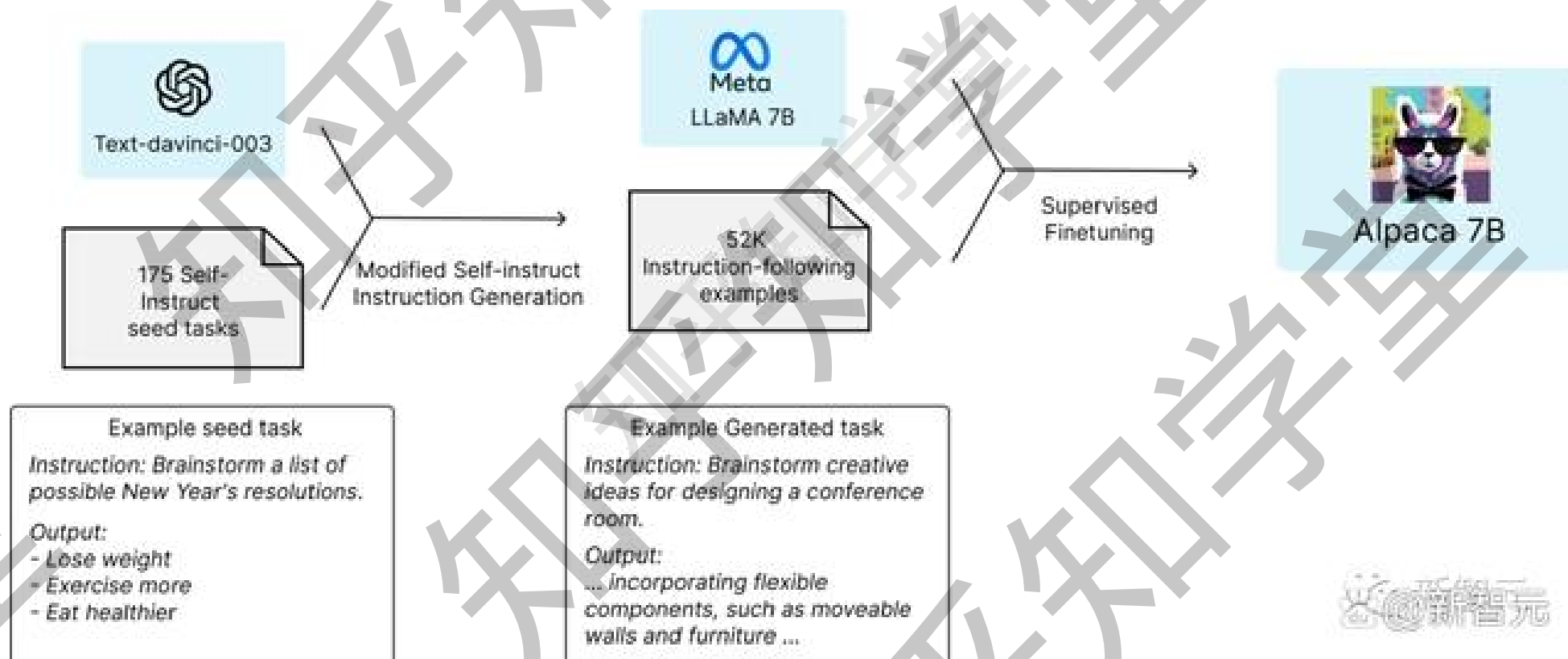
**Optimize a policy against
the reward model using
reinforcement learning.**

第一步：收集示范数据，
并制定监督政策。--准备
了很多prompt

第二步：收集比较数据，
并训练奖励模型。--
Fine-tuning

第三步：使用强化学习针
对奖励模型优化策略。

利用Hugging Face的训练框架对LLaMA模型进行微调



你的收获

- 作为公司最懂大模型的人，提升在组织中的生态位
- 成为组织核心人物
- 提升自身竞争力，避免自己成为降薪裁员的那个人
- 基于市场稀缺性，为自己争取薪资溢价、升职加薪
- 成为超级个体，独立创业或承包项目，副业兼职

如何投身大模型领域——转行

原领域

- 前端工程师
- 后端工程师
- 架构师
- 数据分析相关岗位
- 产品经理、项目经理
- 等泛IT相关岗位
- 学生群体

大模型领域岗位推荐

- 大模型训练师
- 大模型算法工程师
- 提示词工程师
- 大模型全栈开发工程师
- 大模型方向产品经理
- 大模型方向项目经理
- 等