大模型面经——从prefix-decoder、casual-decoder、encoder-decoder角度深入聊聊大模型

原创 喜欢卷卷的瓦力 瓦力算法学研所 2024年04月28日 09:27 广东

◇ 面试经验专栏 ◇

作者: vivida



瓦力算法学研所

我们是一个致力于分享人工智能、机器学习和数据科学方面理论与应用知识的公众号。我... 117篇原创内容

公众号

本篇从目前开源的主流模型体系架构出发,对大模型做比较基础的介绍。

本篇主要以范围较宽的面试题形式,深入介绍大模型基础,大家可以参考着本篇内容进行查漏补缺。

1. 介绍一下大模型

下面是一个快捷目录。

- 2. 大模型的主流体系架构
- 3. 大模型的训练目标
- 4. 为什么大部分是decoder-only
- 5. 为什么有涌现能力
- 6. 大模型的优缺点

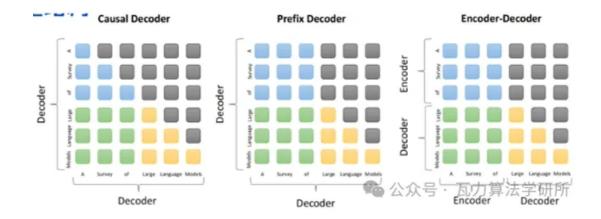
一、介绍大模型

大模型:一般指1亿以上参数的模型,但是这个标准一直在升级,目前万亿参数以上的模型也有了。 大语言模型(Large Language Model,LLM)是针对语言的大模型。

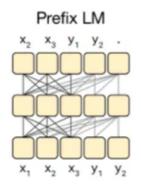
大模型后面跟的6B、13B等,这些一般指参数的个数,B是Billion/十亿的意思。

二、主流架构体系

大模型主要架构分为三种:: prefix Decoder 系、causal Decoder 系、Encoder-Decoder。

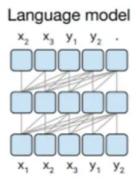


1. prefix Decoder 系



- 注意力机制方式: 输入双向注意力, 输出单向注意力
- 特点: prefix部分的token互相能看到,属于causal Decoder 和 Encoder-Decoder 折中
- 代表模型: ChatGLM、ChatGLM2、U-PaLM
- 缺点: 训练效率低

2. causal Decoder 系

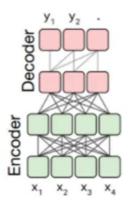


- 注意力机制方式: 从左到右的单向注意力
- 特点: 自回归语言模型,预训练和下游应用是完全一致的,严格遵守只有后面的 token才能看到前面的 token的规则
- 适用任务: 文本生成任务效果好

• 优点: 训练效率高, zero-shot 能力更强, 具有涌现能力

• 代表模型: LLaMA-7B、LLaMa 衍生物

3. Encoder-Decoder



• 注意力机制方式: 输入双向注意力, 输出单向注意力

• 特点: 在输入上采用双向注意力, 对问题的编码理解更充分

• 适用任务: 在偏理解的 NLP 任务上效果好

• 缺点: 在长文本生成任务上效果差, 训练效率低

• 代表模型: T5、Flan-T5、BART

三、训练目标

这里提供两种常见的目标,一种是最通用的语言模型目标,一种是去噪自编码器。

1. 语言模型

根据已有词预测下一个词,训练目标为最大似然函数,公式如下

$$\mathcal{L}_{LM}(x) = \sum_{i=1}^n log P(x_i|x_{< i})$$

训练效率: Prefix Decoder < Causal Decoder

Causal Decoder 结构会在 所有 token 上计算损失,而 Prefix Decoder 只会在 输出上 计算损失。

2. 去噪自编码器

随机替换掉一些文本段,训练语言模型去恢复被打乱的文本段。目标函数为:

$$\mathcal{L}_{DAE}(x) = log P(ilde{x}|x_{/ ilde{x}})$$

去噪自编码器的实现难度更高。采用去噪自编码器作为训练目标的任务有GLM-130B、T5。

四、为何现在的大模型大部分是Decoder only结构?

这里简答一下,想要更细致的答案大家可以去看为什么现在的LLM都是Decoder-only架构?从理论、训练效率与工程实现等多维度分析

因为decoder-only结构模型在没有任何微调数据的情况下,zero-shot的表现能力最好;而encoder decoder则需要在一定量的标注数据上做multitask-finetuning才能够激发最佳性能。

目前的Large LM的训练范式还是在大规模语料上做自监督学习,很显然zero-shot性能更好的decoder-only架构才能更好的利用这些无标注的数据。

大模型使用decoder-only架构除了训练效率和工程实现上的优势外,在理论上因为<u>Encoder的双向注意力会存在低秩的问题,这可能会削弱模型的表达能力。</u>就生成任务而言,引入双向注意力并无实质的好处。

而Encoder-decoder模型架构之所以能够在某些场景下表现更好,大概是因为它多了一倍参数。所以在同等参数量、同等推理成本下,Decoder-only架构就是最优的选择了。

五、为什么有涌现能力

1. 任务的评价指标不够平滑;

2. 宏观上看到了涌现现象,但是子任务效果其实是平滑增长的。

复杂任务 vs 子任务,这个其实好理解,比如我们假设某个任务 T 有 5 个子任务 Sub-T 构成,每个 sub-T 随着模型增长,指标从 40% 提升到 60%,但是最终任务的指标只从 1.1% 提升到了 7%。

六、大模型的优缺点

这个问题比较发散,技术性没那么强,大家顺便看看就可以了。

1. 优点

- 1) 可以利用大量的无标注数据来训练一个通用的模型,然后再用少量的有标注数据来微调模型,以适应特定的任务。这种预训练和微调的方法可以减少数据标注的成本和时间,提高模型的泛化能力;
- 2) 可以利用生成式人工智能技术来产生新颖和有价值的内容,例如图像、文本、音乐等。这种生成能力可以帮助用户在创意、娱乐、教育等领域获得更好的体验和效果;
- 3) 可以利用涌现能力 (Emergent Capabilities) 来完成一些之前无法完成或者很难完成的任务,例如数学应用题、常识推理、符号操作等。这种涌现能力可以反映模型的智能水平和推理能力。

2. 缺点

- 1) 需要消耗大量的计算资源和存储资源来训练和运行,这会增加经济和环境的负担。据估计,训练一个GPT-3模型需要消耗约30万美元,并产生约284吨二氧化碳排放;
- 2) 需要面对数据质量和安全性的问题,例如数据偏见、数据泄露、数据滥用等。这些问题可能会导致模型产生不准确或不道德的输出,并影响用户或社会的利益;
- 3) 需要考虑可解释性、可靠性、可持续性等方面的挑战,例如如何理解和控制模型的行为、如何保证模型的正确性和稳定性、如何平衡模型的效益和风险等。这些挑战需要多方面的研究和合作,以确保大模型能够健康地发展。

想要获取面经资料的同学欢迎关注公众号,进群一起交流~





瓦力算法学研所

我们是一个致力于分享人工智能、机器学习和数据科学方面理论与应用知识的公众号。我... 117篇原创内容

公众号

面试干货 70

面试干货:目录

上一篇

下一篇

AIGC算法工程师面经—公式理解篇(下)

AIGC算法工程师面经: NLP基础篇——从分词、词表优化、词向量、词频、解码到设计...