- 绪论
 - 基本概念
 - LLM发展历程
 - LLM构建流程

绪论

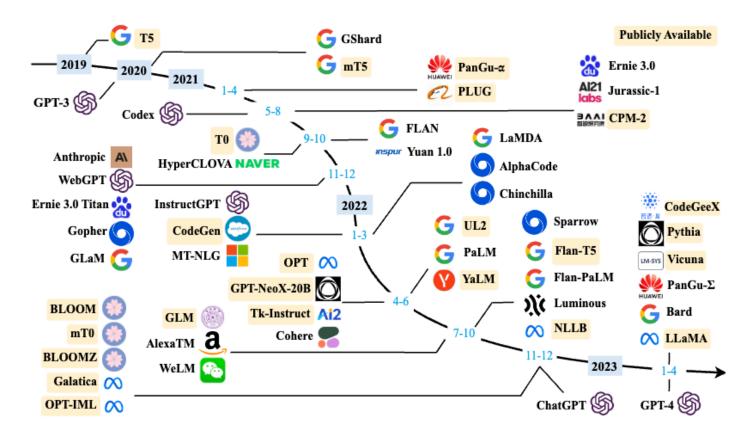
本书围绕大语言模型构建的四个主要阶段:预训练、有监督微调、奖励建模和强化学习,详细介绍各阶段使用的算法、数据、难点以及实践经验。预训练,需要利用包含数千亿甚至数万亿单词的训练数据,并借助由数千块高性能 GPU 和高速网络组成的超级计算机,花费数十天完成深度神经网络参数的训练。这一阶段的核心难点在于如何构建训练数据以及如何高效地进行分布式训练。有监督微调阶段利用少量高质量的数据集,其中包含用户输入的提示词(Prompt)和对应的理想输出结果。提示词可以是问题、闲聊对话、任务指令等多种形式和任务。这个阶段是从语言模型向对话模型转变的关键,其核心难点在于如何构建训练数据,包括训练数据内部多个任务之间的关系、训练数据与预训练之间的关系以及训练数据的规模。实励建模阶段的目标是构建一个文本质量对比模型,用于对于同一个提示词,对有监督微调模型给出的多个不同输出结果进行质量排序。这一阶段的核心难点在于如何限定奖励模型的应用范围以及如何构建训练数据。强化学习阶段根据数十万提示词,利用前一阶段训练的奖励模型,对有监督微调模型对用户提示词补全结果的质量进行评估,并与语言模型建模目标综合得到更好的效果。这一阶段的难点在于解决强化学习方法稳定性不高、超参数众多以及模型收敛困难等问题。除了大语言模型的构建,本书还进一步介绍了大语言模型的应用和评估方法。主要内容包括如何将大语言模型与外部工具和知识源进

如果希望在大语言模型训练和推理方面进行深入研究,还需要系统学习分布式系统、并行计算、CUDA编程等相关知识

基本概念

- 语言模型(Language Model, LM)目标就是建模自然语言的概率分布
- 减少计算量: 概率链式法则 + n gram(这个词出现概率只和上n个词相关)
- Word Embedding: 把词one-hot编码再映射成稠密低维词向量,是对n-gram的一个 改进
- 自监督学习
- 通过语境学习(Incontext Learning, ICL)等方法,直接使用大规模语言模型就可以在很多任务的少样本场景下取得很好的效果
- Scaling Laws: 指出模型的性能依赖于模型的规模,包括:参数数量、数据集大小和计算量,模型的效果会随着三者的指数增加而线性提高

LLM发展历程



 基础模型阶段 -> 能力探索阶段(FS/Incontext learning) ->突破发展阶段 (ChatGPT/GPT-4)

LLM构建流程



在模型参数量相同的情况下,强化学习可以得到相较于有监督微调好得多的效果。关于为什么强化学习相比有监督微调可以得到更好结果的问题,截止到2023 年9 月也还没有完整和得到普遍共识的解释。此外,Andrej Karpathy 也指出强化学习也并不是没有问题的,它会使得基础模型的熵降低,从而减少了模型输出的多样性