这里写一下我是如何准备复试的, 申明一下, 不涉及复试的细节, 主要讲我自己是如何准备复试的。

专业面主要是 ai 方向

介绍一下复试,复旦的复试是英语面试+机试+专业面试或机试+英面+专业面,然后方向是专业面前或英面前晚上选。

# 首先是英语面试

基本内容: 时长10分钟, 自我介绍1分钟。

英语面试我是最后两周准备的,然后最后一周开始背。我准备了一个自我介绍,主要就是为了水时间,里面除了水字数的内容,提及了我是从自动化跨考的。然后我也准备了一些很简单的项目,bert 分类谣言,我也针对这个项目自己想了一些问题,可以利用准备的这些问题在考场上临时拼凑,就像背肖四一样,考场上不会出原题,但是有东西可以当做素材写。除此之外,我还准备了一些老生常谈的内容,为什么考复旦? 你觉得复旦怎么样?你觉得上海怎么样? 为什么选择考 cs? 还有因为我是跨专业的,所以准备了相关的内容,为什么跨专业? 原专业对 cs 有什么助? 原专业学习了哪些内容? 介绍原专业一门学的最好的课? 除此之外还有其他经验贴提及的准备了数据结构的树的介绍,就准备了这一个。大家可以根据自己的特点然后结合自我介绍来准备。然后我背这些准备的内容,自我介绍和问题是死劲硬背大概背了 5 天,第一二天一直背,后面每天早晚背两遍巩固。然后我让我女朋友假装面试老师问我前面准备的问题。当然,英面不是最重要的,满分 10 分,大部分人都能拿 6 分以上。

## 接着是机试

机试的基本内容:可以选择 java c c++, 时长好像是两个半小时,可以去官网看看。然后一共有 5 题。IDE 是 vscode dev vs, vscode 和 dev 可能不能用,有的机子可能没有 vs,看运气,所以最好三个 IDE 都熟悉,给分按测试通过的数据比例给分,样例只有几个,只会显示样例是否 accept。机试最好至少 a 两道以上,很多经验贴都写了机试还是挺重要的占30 分,机试没做出来的题专业面也会问。

我的背景是:在考研前都没有接触过算法题,有编程基础,但是没有 leetcode 基础。我是如何准备机试的:在考完研,对完答案心里大概有底了以后,就开始看 acwing 算法基础课了,当然刚开始也可以看代码随想录,看这个主要是为了自己准备代码模板以及了解一些基本题型。我自己准备了一些模板,https://github.com/BREKOJl/cs\_test\_template,开源给大家了,有需要自取。然后 acwing 的课不需要看数学那部分,其他都可以看,旦的机试爱考 dp,贪心,图论,然后每年都会有一题送分题(签到题)。我快速过完 acwing 后,马上开始做 leetcode,以及动态规划基础题,下面是我做了哪些题目,可以参考一下



最长公共子序列	
⊘ 最长公共子序列	中等
⊘ 不相交的线	中等
⊘ 让字符串成为回文串的最少插入次数	困难
买卖股票的最佳时间/状态机	
<ul><li>买卖股票的最佳时机含冷冻期</li></ul>	中等
<ul><li>     买卖股票的最佳时机含手续费 </li></ul>	中等
	困难
	困难
动态提到在树的应用	
○ 不同的二叉搜索树	中等
○ 不同的二叉搜索树 II	中等
○ 打家助会 III	中等
⊘ 二叉树中的最大路径和	困难
背包问题	
○ 完全平方数	中等
⊘ 零链兑换Ⅱ	中等
⊗ 组合总和 IV	中等
⊗ 一和零	中等
动态规划 - 一维	
解决智力问题	中等
○ 零钱兑换	中等
<ul><li>统计构造好字符串的方案数</li></ul>	中等
○ 就订例追处于付中的万条数 ② 解码方法	中等
○ 最低票价	中等
<ul><li>○ 承には赤む!</li><li>○ 多米诺和托米诺平铺</li></ul>	中等
→ 动态规划 - 多億	升级 Plus 会员



me	
⊘ 島屿数量	中等
⊘ 腐烂的橘子	中等
② 講程表	中等
○ 实现 Trie (前缀树)	中等
ши	
⊘ 全排列	中等
<b>⊘</b> <del>7</del> ⊈	中等
② 电话号码的字母组合	中等
② 组合总和	中等
⊘ 括号生成	中等
⊘ 单词搜索	中等
⊘ 分割回文串	中等
⊗ N⊉E	
二分童战	
② 搜索插入位置	
⊘ 搜索二维矩阵	中等
	中等
○ 搜索旋转排序数组	中等
<ul><li>寻找旋转排序数组中的最小值</li></ul>	中等
○ 有效的括号	
○ 最小栈	中等
○ 学符串解码	中等
○ 毎日温度	中等
○ 柱状图中最大的矩形	
② 数组中的第K个最大元素	中等
○ 前 K 个高领元素	中等
数据批的中位数	
<b>) 数据流的中位数</b>	
○ 教報治的中位教 和の利益	
○ 教養的的中心教 乗の財産 ② 実在股票的報信時間 ② 業務別項	图像 概律 中等
** REMARK  *** PARTIES BEIDER  *** BEERER II  *** BEERER II	照准 原華 中等
○ 教養的的中心教 乗の財産 ② 実在股票的報信時間 ② 業務別項	图像 概律 中等
** REMARK  *** PARTIES BEIDER  *** BEERER II  *** BEERER II	照准 原華 中等
<ul> <li>数数点的中位数</li> <li>実施設定</li> <li>実施設定</li> <li>・数据定定</li> <li>・数据定定</li> <li>・数据定定</li> <li>・数据定定</li> </ul>	照准 原華 中等
● 数据用的中位数 乗の開進 ● 実施設置的最佳時代 ● 数数数数 ● 数数字母区用 総数数 ● 数数字母区用 総数数 ● 数数字母区用	用用 和申 中等 中等
BRANCOR  ***********************************	周章 中等 中等
● 数据用的中位数 乗の開進 ● 実施設置的最佳時代 ● 数数数数 ● 数数字母区用 総数数 ● 数数字母区用 総数数 ● 数数字母区用	用用 和申 中等 中等
BRANCOR  ***********************************	周章 中等 中等
● 数据名の中位数 第の所名 ● 京都政策の発信時代 ● 数据記載 ● 数数字報名用 総名数数 ・ 数数字報名用 ・ 数数字報名用 ・ 数数字報名用 ・ 数数字報名用 ・ 数数字報名用 ・ 数数字報名用 ・ 数数字報名用 ・ 数数字数名用 ・ 数数字数数字数 ・ 数数字数数字数 ・ 数数字数数字数 ・ 数数字数 ・ 数 ・ 数 ・ 数 ・ 数 ・ 数 ・ 数 ・ 数 ・	200 200 200 200 200 200 200 200 200 200
● 数据的中位数 第の第名 ② 定数限数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数数	200 AV 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05
● 数据用的中位数 素の限定 ● 実際的理解的基礎対抗 ● 数数分字相反同 を認定性 ● 数数字相反同 を認性 ● 数数字相反同 ・ 数数字相反同 ・ 数数字相反同 ・ 数数字相反同 ・ 数数字相反同 ・ 数数数 ・ 数数数 ・ 数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数 ・ 数 ・	200 200 200 200 200 200 200 200 200 200
● 数据元的中位数 素の形成 ● 実施設定性 ● 放送的域 II ● 放射子母区同 ● 取材性 ● 取材性 ● 取材性 ● 取材性 ● 対策数章 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策 ● 対策 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策 ● 対策	200 AN
● 数据用的中位数 素の限定 ● 実際的理解的基礎対抗 ● 数数分字相反同 を認定性 ● 数数字相反同 を認性 ● 数数字相反同 ・ 数数字相反同 ・ 数数字相反同 ・ 数数字相反同 ・ 数数字相反同 ・ 数数数 ・ 数数数 ・ 数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数数 ・ 数数数 ・ 数 ・	200 200 200 200 200 200 200 200 200 200
● 数据元的中位数 素の形成 ● 実施設定性 ● 放送的域 II ● 放射子母区同 ● 取材性 ● 取材性 ● 取材性 ● 取材性 ● 対策数章 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策 ● 対策 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策数 ● 対策 ● 対策	200 AN
● 数据点的中位数  ( 京政政政	## 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05
● 数据点的中位数 第の所属 ● 実施限期的最佳时代 ● 数数字模型用 ● 数数字模型用 ● 数数字模型用 ● 数数字模型用 ● 数数字模型用 ● 数数字模型 ● 対象数数 ● 数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数 ● 数数 ● 数数 ● 数数 ● 数 ●	200 200 200 200 200 200 200 200 200 200
● 数据点的中位数 第の所属 ● 実施限期の最低時代 ● 数数字母配列 総数数数 II ● 数数字母配列 総数数数 ● 数数字母配列 ● 数数字母配列 ● 数数字数数 ● 数数数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数 ● 数数 ● 数数 ● 数数 ● 数数 ● 数 ●	806 807 905 905 905 905 905 905 905 905
● 数据点的中位数 第の所属 ● 実施限期的最佳时代 ● 数数字模型用 ● 数数字模型用 ● 数数字模型用 ● 数数字模型用 ● 数数字模型用 ● 数数字模型 ● 対象数数 ● 数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数 ● 数数 ● 数数 ● 数数 ● 数 ●	200 200 200 200 200 200 200 200 200 200
● 数据点的中位数 第の所属 ● 実施限期の最低時代 ● 数数字母配列 総数数数 II ● 数数字母配列 総数数数 ● 数数字母配列 ● 数数字母配列 ● 数数字数数 ● 数数数数 ● 数数数 ● 数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数数 ● 数数数 ● 数数 ● 数数 ● 数数 ● 数数 ● 数 ●	806 807 905 905 905 905 905 905 905 905
● 数据点的中位数	25 25 25 25 25 25 25 25 25 25 25 25 25 2
● 数据点的中位数	## 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05
● 数据流向中位数	200 200 200 200 200 200 200 200 200 200
● 数据点的中位数	## 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05 05
● 数据流向中位数	200 200 200 200 200 200 200 200 200 200
● 数据点の中位数    ***  **  **  **  **  **  **  **  *	200 200 200 200 200 200 200 200 200 200
● 数据点的中位数   ***  ***  ***  **  **  **  **  **	200 200 200 200 200 200 200 200 200 200
● 数単元の中位数   ***  ***  ***  **  **  **  **  **	256 257 257 257 257 257 257 257 257 257 257
● 数単元の中位数  ***  ***  ***  **  **  **  **  **  *	25 25 25 25 25 25 25 25 25 25 25 25 25 2
● 数単元の中位数   ***  ***  ***  **  **  **  **  **	256 257 257 257 257 257 257 257 257 257 257

Hot100 和动态规划基础做的差不多了,就开始在动态规划题库里面找中等题做,其中穿插着之前做的 hot100 和动态规划基础题反复做。总共题数和进度如下:



做的差不多了以后,再整理一些输入输出的模板:比如如何根据数组建完全二叉树,构建哈夫曼树,dijstra 等等。可以参考 acwing 上面的往年题,来思考哪些类型的题的输入输出该准备。

## 一些前辈的模板可以参考:

https://www.acwing.com/blog/content/29816/

https://www.acwing.com/blog/content/35907/

https://www.acwing.com/user/myspace/record/264482/

## 最后是专业面

专业面是最重要的,占 60 分。接下来我将介绍我是如何准备 ai 的专业面的,也给出我的一些准备建议。

我的背景:我从大二下学期开始接触深度学习,之后参加了很多 kaggle、天池、讯飞等等的 ai 算法比赛,主要是 nlp 或多模态的。

我感觉我的经历可能对大多数同学没有参考价值,我专业面准备的比较少,主要是根据我自己的简历和自我介绍准备了可能问的问题。

不过下面我也给出我的一些建议(各个组的组面应该也可以这样子学,基本功扎实),

可以早点开始准备专业面,因为 ai 方向是不想要你就不及格,想要你就及格往上一点,所以主要还是看专业面发挥。可以早点准备,先看李宏毅的机器学习入门,做李宏毅的作业。然后差不多就入门了,接着可以做一些项目,这边推荐一个我做过的项目。

https://github.com/jingyaogong/minimind。也开源一下我写的注释

https://github.com/BREKOJI/minimind\_note

Datawhale 的复现 gwen 的项目也可以.

https://github.com/datawhalechina/tiny-universe

选择一个项目,把代码全部看懂,把理论熟悉一下,流程跑一遍,有时间自己手搓一遍,就可以了。

可以通过下面这个考察一下自己知识的深度,提高自己对理论的理解:

#### 基础篇

- 1、为什么主流LLM都是Decoder-Only的? (Meituan)
- 2、GPT-2参数量怎么计算? (ByteDance-AML-1)
- 3、Lora原理? Lora的参数量计算? Lora参数是包含Attention还是MLP? Lora参数的初始化? 为什么这样初始化? (ByteDance-1) (Ali-Damo-1) (Ele-1)
- 4、LLM预训练参数的初始化?
- 5、Attention有哪几种? 位置编码有哪几种? (ByteDance-2)
- 6、Speculative Decoding 原文是怎么执行的? 正确性保证? (ByteDance-AML-3)
- 7、WordPiece、BPE、BBPE算法
- 8、扩充词表怎么做 (ByteDance-2)
- 9、ROPE、相对位置编码的好处(ByteDance-1)(Gaode-1)
- 10、特殊token
- 11、Bert用作分类问题细节?Bert模型pretrain任务?Bert可以直接用作计算文本cosine相似度?计算cosine相

似度用的是什么embedding? (Meituan-1)

- 12、介绍 vLLM、FlashAttention (Damo-1)
- 13、Pre-train和SFT的区别 (Ele-3)
- 14、手写transformer (Kwai-1、NetEase-1)
- 15、prenorm / postnorm区别 (Ele-1)
- 16、量化(感知训练、后训练)/稀疏化(Ele-1)
- 17、外推能力? (Ele-1)
- 18、Pretrain方法 (Ele-1)
- 19、为什么训练时候Transformer的Decoder生成不是从bos开始的?
- 20、Batch Norm/Layer Norm (幻方-2)
- 21、为什么transformer成为主流方案? 是否有替代方案? (Damo-2)
- 22、transfomer的K、Q、V可以使用同一个值吗?
- 23、手写attention (numpy的两种写法)
- 24、Attention为什么要做scale? (JD-1, NetEase-2)
- 25、Transformer的encoder和decoder有什么区别?
- 26、LLM中常用激活函数?
- 27、SFT报NaN要怎么排查?
- 28、DeepSpeed Zero三个阶段? (Ant-1)
- 29、LLM复读机问题产生原因、怎么排查、怎么解决?
- 30、怎么缓解特殊下游的SFT对模型通用能力造成损害? (蔚来-1)
- 31、RMSNorm (PDD-1)
- 32、优化器有哪些,大模型训练时候到优化器用哪个,Adam和AdamW区别? (Damo-2)
- 33、Llama各代之间的差异?(ByteDance-3)

#### 多模态篇

- 1、为什么MLLM普遍都是2阶段训练,而不是1阶段? (ByteDance-1)
- 2、为什么不将ViT加入到MLLM训练过程中? ViT的参数量以及显存占用量? (ByteDance-1)
- 3、几种MLLM的架构极其特点?优势? (ByteDance-1)
- 4、clip细节:数据怎么构造、怎么训练、怎么设计loss (Gaode-1)
- 5、ViT的视觉表征是取哪些embedding? (ByteDance-2)

#### Reference

对于理论方面, 我准备了与我自己简历相关的一些内容:

# Xgb lgb cat,这三个是什么,改进和优点?

GBT(gradient boosting tree)是基于决策树的算法,boosting 的思想,逐步训练多个弱决策树模拟残差。

这三个都是对 GBT 的改进

Xgb 最主要的是加入正则化和并行计算

Lab 最主要的是使用直方图计算和梯度采样以及 leaf-wise 深度限制

Cat 是尽量构建对称决策树并且有序(数据集有序)训练减少过拟合

### 决策树是什么?

### 1. 决策树的核心思想

决策树的核心思想是:

• 递归划分: 通过选择最优特征和划分点,将数据集逐步划分为更小的子集,直到满足停止条件。

• 树形结构: 最终生成一棵树, 其中每个内部节点表示一个特征划分, 每个叶节点表示一个预测结果。

• 规则导向: 决策树的预测过程可以看作是一系列规则的组合, 易于理解和解释。

## SVM 是什么?

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种经典的监督学习算法,主要用于分类和回归任务。SVM 的核心思想是找到一个最优超平面,将不同类别的数据分开,并最大化类别之间的间隔(Margin)。由于其强大的分类能力和理论基础,SVM 在机器学习领域得到了广泛应用。

以下是对 SVM 的详细介绍:

#### 1. SVM 的核心思想

SVM 的核心思想是:

• 最优超平面: 在特征空间中找到一个超平面, 将不同类别的数据分开。

• 最大化间隔:选择能够最大化两类数据之间间隔的超平面,从而提高模型的泛化能力。

• 支持向量: 距离超平面最近的样本点称为支持向量,它们决定了超平面的位置和方向。

## 机器学习模型(xgb、lgb、cat)与大模型结果集成,为什么这么做?

对结构化数据或规则性模式的建模能力有限,而 xgb、lgb、cat 等机器学习模型在这方面有优势。

## Roberta 和 bert 有什么区别?

预训练使用了更大的数据集和 batch\_size,预训练使用动态掩码 (bert 是静态掩码), bert 是 next-token prediction 和 mask Im 都是用, roberta 是只用 mask Im

### OCR 用的什么

Paddlepaddle 的 ocr 库

## GPTQ 是什么?

将浮点数 scale 到整数级别,然后再舍入小数,来减小显存占用,提高运算速度,丢一点精度。

## Multi-head-attention 和 self-attention

MHA 分成多个头,然后将特征维度均分给每个头处理,每个头都是 Q、K、V 矩阵计算注意力得分,最后再拼接结果。

## 为什么文档检索需要分两个不同的块?

Pdf 分为长的和短的分块,长的保留语义信息,短的可以捕捉细节。

## bge、gte、bm25

多路召回, bge 和 gte 擅长理解上下文, 然后 bm25 是基于词频逆文档的, 擅长捕捉关键词, 粗排之后再精排一次。

## 逻辑回归和分类:

逻辑回归一般用于二分类问题,最后是 sigmoid,输出概率是连续的,但是一般会取 0.5 为阈值分类,分类是回归得到概率对概率进行采样选择。

## 逻辑回归和 softmax:

逻辑回归一般用于二分类问题, sigmoid 之后为 0 到 1 区间。softmax 是处理多分类问题, 有点像归一化, 让向量的概率指数总和为 1, 然后采样进行分类。

### Word2vec 是什么

## 2. Word2Vec 的两种模型

Word2Vec 包含两种主要的训练模型:

#### (1) CBOW (Continuous Bag of Words)

• 输入: 目标单词的上下文单词 (周围单词)。

• **输出**: 预测目标单词。

• 特点: 适合小型数据集, 训练速度较快。

• 示例: 给定上下文"The cat is on the", 预测目标单词"mat"。

## (2) Skip-Gram

• 输入: 目标单词。

• 输出: 预测目标单词的上下文单词。

• 特点: 适合大型数据集, 对低频词表现更好。

• 示例: 给定目标单词"mat", 预测上下文"The cat is on the"。

## Word2vec 是 embedding 的一种

上面的几种方法,可以分为两大类,一类是 count-based,另一类是 prediction-based Skip-gram 和 cbow 是 prediction-based,glove 是 count-based 和 prediction-based 结合

## Multi head latent attention

是把输入 X 先经过线性层映射为 Z,再把 Z 经过 qkv 矩阵得到 QKV 其他的 attention 是直接把 X 经过 qkv 矩阵得到 qkv

#### VIIm

并发之类的来提升速度

# TF-IDF 是什么?

### 2. TF-IDF 的计算公式

TF-IDF 的计算公式如下:

#### (1) 词频 (TF)

词频表示一个词在文档中出现的频率。常见的计算方法有两种:

原始词频:

$$\mathrm{TF}(t,d) = rac{\mathrm{id}\ t\ \mathrm{EXH}\ d\ \mathrm{PLUUD}$$
次数 文档  $d$  中的总词数

对数词频:

$$TF(t,d) = \log(1 + i \pi) t$$
 在文档  $d$  中出现的次数)

#### (2) 逆文档频率 (IDF)

逆文档频率表示一个词在文档集合中的稀有程度。计算公式为:

- 如果一个词在所有文档中都出现, 其 IDF 值为 0。
- 如果一个词在很少的文档中出现, 其 IDF 值较高。

#### (3) TF-IDF

TF-IDF 是 TF 和 IDF 的乘积:

$$\text{TF-IDF}(t,d,D) = \text{TF}(t,d) \times \text{IDF}(t,D)$$

计算词频和词稀有度的乘积

## **Tokenizer**

bpe 用合并的方法构建词表

## 多模态任务中,文本和图像特征对齐是个难题,你有什么想法解决?

可以用对比学习构建正负样本对或者跨模态注意力机制 跨模态注意力机制,就是把图片分割成多个向量当做 token 和文本一起输入

## Qwen2.5-instruct-GPTQ-Int8:

GQA

GPTQ 量化压缩精度

DPO

更大的训练数据集

# **GRPO:**

用对比数据集训练奖励模型来预测需要对齐的模型的好坏,一般这种奖励模型可以选择同样的大语言模型,然后再模型生成过程中,给予奖励和惩罚,最大化好输出和坏输出奖励差异,对坏输出施加惩罚,抑制坏输出。

#### 1. 目标函数的组成

目标函数由两部分组成:

1. 奖励部分:  $\log \sigma(r(y_w) - r(y_l))$ 

2. 惩罚部分:  $\lambda \cdot \text{Penalty}(y_l)$ 

整体目标函数为:

$$\mathcal{L}_{ ext{GRPO}} = \mathbb{E}_{(x,y_w,y_l) \sim \mathcal{D}} \left[ \log \sigma(r(y_w) - r(y_l)) - \lambda \cdot ext{Penalty}(y_l) 
ight]$$

#### 2. 符号说明

- x: 输入提示 (Prompt) 。
- $y_w$ : 高质量输出 (Preferred Output) 。
- yı: 低质量输出 (Dispreferred Output) 。
- $\mathcal{D}$ : 数据集,包含输入 x 及其对应的高质量输出  $y_w$  和低质量输出  $y_l$ 。
- $r(y_w)$  和  $r(y_l)$ : 奖励模型对高质量输出和低质量输出的评分。
- $\sigma$ : Sigmoid 函数,  $\sigma(z)=rac{1}{1+e^{-z}}$ .
- Penalty $(y_l)$ : 对低质量输出的惩罚函数。
- λ: 惩罚权重,用于平衡奖励和惩罚。

### 3. 奖励部分: $\log \sigma(r(y_w) - r(y_l))$

- 目标: 最大化高质量输出  $y_w$  和低质量输出  $y_l$  之间的奖励差异。
- · 解释·
- $r(y_w) r(y_l)$ : 奖励模型对高质量输出和低质量输出的评分差异。
- 。  $\sigma(r(y_w)-r(y_l))$ : 通过 Sigmoid 函数将评分差异映射到 (0, 1) 区间。
- 。  $\log \sigma(r(y_w) r(y_l))$ :对 Sigmoid 值取对数,最大化该值意味着最大化评分差异。
- 作用: 鼓励模型生成更多高质量输出,减少低质量输出。

### 4. 惩罚部分: $\lambda \cdot \text{Penalty}(y_l)$

• 目标:对低质量输出 y1 施加惩罚,抑制模型生成类似的输出。

## DPO、GQA、MHLA、RoPE、BPE、moe、白盒蒸馏、黑盒蒸馏

我准备的内容,可以作为一些参考,不过最后还是根据你自己的简历来准备,我这些准备的 是和我的简历相关的。另外老师问问题考察有一定深度(打破砂锅问到底)压力面,需要你 对理论有自己的思考。

时间安排: 我是在考完研之后一个月准备了最后一个项目就是前面的 minimind, 然后复试前一周准备了专业面简历和一些问题。专业面前一天晚上回顾理论和项目。 专业面总时长 15 分钟, 自我介绍大概 1 到 2 分钟。

差不多就这些了。