秋招面经 | 推荐算法工程师史上最强面经来袭

深度传送门 1周前

以下文章来源于海边的拾遗者,作者weber



海边的拾遗者

一名既爱生活也爱算法的修行者。 不定期更心得, 生活, 学习笔记(包括 ML/GL/NLP/...

背景

作者是一名今年参加秋招的学弟,本文写在秋招结束后。

背景为985本硕&计算机科班,研究生期间方向主要为推荐算法,投递的方向主要为推荐/广告/机器学习。目前国内已从A收割到Z。本科做工程相关,研究生期间转算法,发表过CCF A类论文一作1篇,有过大厂实习经验、开源项目和机器学习比赛"划水"经历。

在这里也欢迎各位从事推荐及广告算法的小伙伴加入我们,一起交流学习,一起进步。如下仅为部分面经,墙裂欢迎各互联网大佬来撩。

具体面经分享

百度

百度7月初就开启了AIDU计划(详情见"<u>百度招聘</u>"公众号),报名后可以直接在交流 群联系部门负责人进行面试。

面试流程为 三轮技术面 + hr意向面 + 9月底带薪offer面。

我自主投递了商业策略平台部(凤巢),还被垂直搜索组捞了简历,两个部门同时进行面试,最终两个部门都**拿到了offer**。

AIDU计划是先约面,面完再进系统走流程,这样既可以多个部门同时面,又不用担心没过的话有面试记录,这个方式是对应届生面试比较友好的,点赞 6 。但值得注意的是最终只能走一个部门的offer流程,如果拿了多个部门的offer意向需要自己取舍。

商业算法组

一面

自我介绍。

• 询问实习,很详细。

- 问2020腾讯广告算法比赛如何做的数据分析,预处理;模型后续如何提升。
- LR的损失函数, sigmoid函数由来, lr求导手推。
- 极大似然和最小二乘的区别。

答:观测值服从正态分布的情况下,最小二乘法等价于极大似然估计。(可以推导)

例子参考: https://www.cnblogs.com/little-YTMM/p/5700226.html

- 常见的优化器介绍; adam与adagrad的区别。
- AUC计算公式,解释意义。
- 朴素贝叶斯公式,为什么叫朴素,是生成模型还是判别模型。

答:朴素的英文是native,即"天真",我们应用朴素贝叶斯时做了一个天真的假设:条件独立性假设。

• 生成模型和判别模型的区别。

答: 举个例子:

对面一个人走过来,和你说了一句话,你需要识别出她说的到底是汉语、英语还是法语等。可以 有两种方法达到这个目的:

- 学习每一种语言, 你花了大量精力把汉语、英语和法语等都学会了, 我指的学会是你知道什么样的语音对应什么样的语言。然后再有人过来对你说, 你就可以知道他说的是什么语音.
- 不去学习每一种语言,你只学习这些语言之间的差别,然后再判断(分类)。意思是指我学会 了汉语和英语等语言的发音是有差别的,我学会这种差别就好了。

那么第一种方法就是生成方法,第二种方法是判别方法。

- 生成模型: $P(y|x) = \frac{P(x,y)}{P(x)}$ P(y|x)=P(x,y)/P(x)
 - , 先由数据学习联合概率分布和先验概率分布, 然后求出条件概率分布。
- 判别模型: 直接学习决策函数 y = f(x)
 y=f(x)

- 概率题:工厂A和工厂B的产品的次品率分别为1%,2%,现从由A和B的产品分别占60%和40%的一批产品中随机抽取一件,发现是次品,则该产品属于B厂生产的概率。
- 代码题: 剑指offer 面试题68 II. 二叉树的最近公共祖先。

二面

实习介绍。

- 内积,外积,哈达玛积的区别。
- loss回传时,m个隐层单元,n个输出层单元,每个输出层单元的loss是如何回传到m个隐层单元的。
- embedding和one-hot的区别, emb的好处与坏处, 做emb是否有信息缺失。
- 问贪心算法和动态规划的思路一般是什么样的。
- 代码题:二维数组最大子数组和。

三面

介绍实习,论文,很详细。

- 开放题:问搜索场景下,会提示相关词,这种相关词的收益效果如何量化,给出一个方案。
- 部门介绍与反问。

垂直搜索组

一面

介绍论文,实习,项目,说了很久。

- 探讨ctr未来可能做的方向。
- 代码题:划分一个整形数组,把负数放在左边,零都放在中间,正数放在右边,要求空间复杂度 O(1)。

快排思想来做,如下:

```
1 def solution(nums):
2         low = 0 # 负数区域,指向负数区域后的第一个位置
3         curr = 0 # 0区域,指向0区域后的第一个位置,也是当前遍历位置
4         high = len(nums) - 1 # 正数区域,指向区域前的第一个位置
```

二面

介绍印象最深的一个项目,顺着项目问了很久。

- 特征分析和预处理的方法。
- LR, SVM, GBDT, NN的介绍和区别。
- GBDT和NN的使用场景以及优缺点。
- NN如何解决过拟合。
- Graph Embedding如何联合属性进行训练。

答:参见: https://zhuanlan.zhihu.com/p/70198918,使用属性的emb+pooling代替随机初始化的GE

• 搜索中的position bias问题 (展现在前面的item点击率会偏高) 如何解决?

答:有两种可以尝试的方案:

- 1. 在训练阶段将位置作为一个特征加入到模型中,而在预测阶段置为0或者一个统一的常数
- 2. 通过一个**shallow tower**(比**较轻量的模型)**来预测位置偏置信息,输入的特征主要是一些和位置偏置相关的特征。在多任务模型的子任务最后的sigmoid前,将**shallow tower**的输出结果加入进去。而在预测阶段,不考虑**shallow tower**的结果。
- Graph Embedding如何联合属性进行训练。
- 如何做query和doc的搜索,简单说一下思路,以及该思路存在的问题。

答:参考DSSM,用 DNN 把 query 和 doc 表达为低维语义向量,并通过 cosine 距离来计算两个语义向量的距离,最终训练出语义相似度模型。

- ctr中的selection bias问题 (推荐破坏了用户真实兴趣分布) 如何解决?
- 最近在读的论文,三句话介绍其观点。
- 自我评价-优缺点。

三面

自我介绍。

- 介绍自己的项目,遇到的问题。
- 开放题:推荐/搜索中的bias问题如何解决。
- 开放题: 在线/离线场景, 特征表现的一致性如何评估?
- 自我评估。

总结

百度的面试难度比较友好,主要是对机器学习基础,实习情况以及一些推荐场景的常见开 放性问题进行查询。

京东|广告质量部定向组

京东6月22日开启提前批(详情见"京东招聘"公众号),找了相关匹配部门的学长内推,但面试安排的较晚,到7月27日才安排面试。

面试流程为 两轮技术面,最终拿到了offer。

由于hc紧张,发放的是意向offer,即如果明确去的话,会给sp及以上offer;不能确定的话,可以 先秋招其他公司,随时沟通进展。

<u>一面</u>

介绍比赛,实习,很详细。

代码题: leetcode 1: 两数之和; leetcode 169: Boyer-Moore 投票算法;
 Leetcode 382: 蓄水池抽样算法 + 推导。

推导是用数学归纳法:

举例说明: 1-10

遇到1,概率为1,保留第一个数。遇到2,概率为1/2,这个时候,1和2各1/2的概率被保留遇到3,3被保留的概率为1/3,(之前剩下的数假设1被保留),2/3的概率1被保留,(此时1被保留的总概率为2/3*1/2=1/3)遇到4,4被保留的概率为1/4,(之前剩下的数假设1被保留),3/4的概率1被保留,(此时1被保留的总概率为3/4*2/3*1/2=1/4)

...

一面

介绍论文,实习,很详细。

- 说说ESMM的实践为什么没收益,分析原因。
- 概率题:感冒发烧概率为0.6,不感冒发烧概率为0.1,感冒概率0.2,问发烧感冒的概率。
- 代码题:快排。
- 介绍部门 + 反问。

总结

京东的提前批面试流程比较快,一面code考察较多,整体还是考察基础。

快手|商业化广告算法

快手是8月初投递的提前批,8月20号左右安排面试。

面试流程为 三轮技术面+hr口头offer+加面(加面是为了申更高级别offer), 最终**拿到**了offer意向书。

一面

介绍论文,实习。

• 代码题:字符串abc,输出所有子集。

[a,b,c,ab,ac,bc,abc]

• 开放题: 百度搜索的联想词搜索功能如何实现? 如果建表/建树的话, 如何估算内存?

二面

• 介绍实习,说说实习训练模型具体调参调了哪些参?

- ctr预估偏高会带来的问题。
- 广告场景ctr预估为什么要保距?
- 加了bn和ly以后学习率为什么可以上升?
- hash emb的作用:增加泛化。
- I1和I2的区别,作用。
- 梯度爆炸和梯度消失。
- 代码题:快排。

三面

介绍论文。

• resNet为什么能把网络做深。

从梯度的角度来回答

- CNN中卷积和池化设计的原因/好处。
- 训练集验证集表现好,测试集表现差是什么原因?
- 训练集验证集表现好,测试集表现差是什么原因?

特征穿越/过分拟合验证集

• 线上线下表现不一致原因。

特征穿越/突然新增用户/广告导致的信息分布不一致

- OCPM和CPA的区别。
- MMOE和share bottom的区别。
- 推荐和广告的区别。
- 不使用online learning, 如何捕捉用户近期的兴趣变化?

构建近期交互的统计特征,emb依时间衰减的加权特征

● 开放题: din/dien在某些公司的效果为什么不好。

• 开放题:如何利用旧数据迁移学习新的广告位场景。

滴滴|金融风控组

滴滴是6月8日参与投递的牛客网SP专场(详情见"<u>牛客网</u>"公众号)。

牛客网SP专场:牛客网帮忙汇总了大厂的一些SP offer,省去了填网申的麻烦,可以一键投递。

面试流程为 三轮技术面+交叉面, 最终拿到了offer意向书。

滴滴是同一天连着三轮面试的,面试通过直接转流程到下一面试官,无需等待,这一点好评。

一面

介绍论文。

- GCN与GraphSAGE的区别,说明其本质思想。
- 介绍Ir, 手推Ir损失和导数。
- 代码题: leetcode198-打家劫舍(该题的类似变形)。

二面

介绍实习,论文。

- FM与GBDT构建组合特征的区别。
- FM与GBDT+LR的差异。
- 开放题: 金融风控场景, 如何建模用户关系, 并利用其来提升放贷收益?
- 概率题:圆上三点,构成锐角三角形的概率
- 代码题: 剑指offer14-剪绳子

三面

介绍实习, DeepCTR项目。

智商题:【100囚犯问题】1,2,3,…,100共100个人,每个人在1个房间,不能查看其他房间状态,房间什么都没,每个人都有概率随机被抽中,被抽中的人到101房间一趟,101房间有一个灯,一个控制灯的开关,设计一个方案,让这100个人中能有人知道100个人都已经去过101房间。

答: 让1号控制关灯, 其他人控制开灯 (仅每个人第一次出去的时候开灯), 1号关灯99次, 则说明此时所有人都去过101。

该方案的数学期望次数:

- 答:分步考虑如下:
 - 1. 先考虑1号出去1次这个事件,概率为 $\frac{1}{100}$; 如果记期望次数为E,则有 $E=1 imes \frac{1}{100}+(1+E) imes \frac{99}{100}$,可得期望为100次。
 - 2. 再考虑第i个未出去过的囚犯出去1次这个事件,概率为 $\frac{100-i}{100}$; 同理可以求得期望为 $\frac{100}{100-i}$ 次。
 - 3. 那期望的总天数为:

$$E(X) = \sum_{i=1}^{99} (100 + rac{100}{100-i}) = 9900 + 100 \ln 99 pprox 10359$$

参考: https://wenku.baidu.com/view/49102f2558fb770bf78a5565.html#

交叉面

- 介绍论文,实习,项目,比赛。
- 代码题: k种硬币(无限个), n个碗,每个碗放1个硬币,最多连续不超过2个碗内的硬币类别相同,有多少种方法。

答:用动态规划,转移方程推导:

dp[0]=k

dp[1]=k*k

dp[2]=(k-1)*k+k*(k-1)*k

dp[i]=(k-1)*dp[i-2]+(k-1)dp[i-1]

总结

滴滴的一天三连面好评,这样极大的缩短了面试等待时间,而且上一轮面试官面过的可以 及时反馈到下一轮,不会重复提问。