开篇词 | 从企业级项目开始,进阶推荐系统

2023-04-10 黄鸿波 来自北京

《手把手带你搭建推荐系统》



你好,我是黄鸿波。

先简单地介绍一下我自己,我目前就职于国内某大型游戏公司,主要负责 AI 团队的建设。同时我也是国内 40 多位谷歌开发者专家之一,《TensorFlow 进阶指南:基础、算法与应用》一书的作者。

从 2014 年开始,我就一直在从事算法和深度学习研发方面的工作,并带领团队为公司开发了推荐系统、智能问答、游戏强化学习对战机器人等产品,从 0 到 1 参与过很多推荐系统项目。

当今时代,任何产品都离不开推荐系统的加持,无论是信息流产品还是电商产品,基本上目前都是推荐为王的状态。因此,企业对于推荐系统的需求将会越来越大,对于推荐算法工程师的要求也会越来越高。

在推荐算法刚刚兴起的时候,基本上只要懂一些推荐系统算法的理论,就能够找到一份推荐算法相关的工作。但现在,只有对推荐系统整个的运转流程有了足够的了解,才能够获得企业的青睐。

在真实数据中成长

不会处理真实的数据、面对不同的问题不会变通,这基本是初学算法工程师的通病。造成这种 局面最主要的一个原因,在于市面上很多入门课程,理论和算法虽然讲得特别精,但是算法与 算法之间割裂非常严重。

并且由于这些课程用来练手的 demo 不是真实项目,数据集都是给造好的,基本上直接就能用(数据集给得一般比较精,没有太多冗余的数据),所以通常能够跑出非常好的结果。这样就会给人一种错觉:我算法学得挺熟,系统用 demo 数据集能够跑得很好,已经可以出师了。

但是真到了实际的项目里,"一学就会,一用就废",这是比较打击我们自信心的。我们不妨一起看看在真实的项目中,你会遇到的三大难点。

难点一,外围知识多。

对于推荐系统来说,我们除了推荐算法本身的知识外,还要去学习和了解如何对前期的数据进行处理。当推荐的数据需要落地的时候,还需要学习内存型数据库以及多线程和多进程相关的知识。外围知识多,也就导致了想要学习好推荐系统,光掌握算法远远不够。

难点二,算法选型难。

一方面,新出的模型很多,各种论文效果也都非常好。另一方面,很多大公司在分享时使用的是比较保守的模型,激进和保守做法各有优势,算法选型需多多斟酌。一旦选错算法,会对后面的推荐效果有比较大的影响。

难点三,系统上线难。

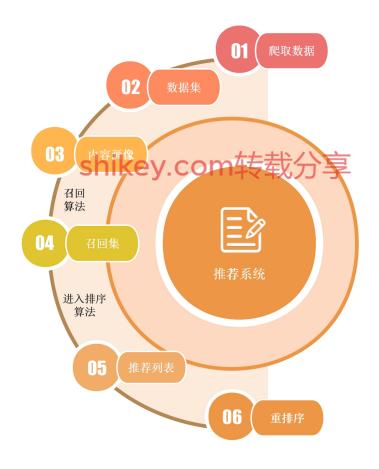
有的公司可能会有单独的工程化的同学,但是大部分都是基于传统项目的工程化,对于 AI 的模型上线以及相关的框架可能并不了解,导致企业中推荐系统上线会变得非常困难。

从上面的三个难点你能看出,推荐系统中有太多特征工程相关的内容,也有太多对工程和性能的要求。要学好推荐系统,不能只是简单地求快。我的这套课程的设计思路实际上很简单,用一句话总结:"**稳中求进,用真实数据搭建企业级系统**"(一)

算法 + 工程, 平滑学习曲线

在这门课程中,我希望给你展现的不仅仅包括推荐算法,还包含了一整套推荐系统的工程化方案,也就是算法和工程双管齐下,让你在一个循序渐进的过程里,扎实走好每一步。因为在真实的生产实践当中,你不是一个人在战斗,你要和你的上下游一起去做一套完整的系统,要关注推荐系统算法对整个工程的影响。

在我们推荐系统的搭建过程中,一个特点是**环环相扣**。所谓环环相扣,就是指我们在前面所做的工作,一定会被后面所用到。比如,我们爬取的数据会被我们做成数据集,数据集会做成内容画像。而内容画像会用在召回算法中,并产生召回集。产生的召回集又会进入到排序算法,根据用户画像的内容,生成用户对应的推荐列表,然后再根据推荐系统的需要,对排序后的内容进行重排序。



极客时间

另外,既然是一个企业级的推荐系统,那么我希望这套系统应该是有一个界面的,所以,我会给你提供一个带有登录、注册、推荐列表、推荐内容详情和点赞、收藏等基础功能的 Web 界面,这个界面可以有助于我们收集用户行为,从而产生用户画像,使我们的推荐更加精准。

课程设计

对于一个完整的推荐系统来说,它应当包含的是从数据的获取、数据的处理、特征的采集、内容画像、用户画像,再到把这些画像和特征送入到算法层面,获取到我们想要的结果,以及对这些结果的存储和最终推送给用户的一整套流程。

从整体逻辑上来看,我将从最开始就带你获取真实的原始数据,然后把这些真实的原始数据处理成我们所需要的数据集和画像系统,最后再利用我们处理好的数据集和画像,搭建我们的推荐系统。

因此,我一共设计了七个大的章节,分别是:架构篇、数据篇、召回篇-基于规则的召回、服务搭建篇、召回篇-经典召回算法、排序篇和部署篇。

架构篇

在第一章,我将给你提供一个解推荐系统概念和我的发现现角。你会了解到一个典型的推荐系统包含哪些重要部分,如召回、排序和个性化推荐等。架构篇会以 Netflix 系统为例,带你了解推荐系统的工作原理,为你展示推荐系统的运作流程和优化策略,从而让你对推荐系统的实践应用有一个整体认识。

数据篇

数据对于任何系统都是非常重要的,推荐系统也不例外。在第二章,我们将深入探讨推荐系统 所依赖的数据处理流程。我们会先学习爬虫和数据库的原理和使用方法,然后开始实战,从新 闻网站中爬取数据,将它们作为我们的原始数据集。接下来,我们还要使用 NLP、Python 等 技术对数据进行简单的特征工程处理,形成我们的内容画像系统。

召回篇: 基于规则的召回

接着,我们就进入到了推荐系统的召回部分,这是推荐系统的核心之一。我们将利用上一章得到的数据,进行一些基于规则的召回。基于规则的召回是一种简单而有效的召回方法,它基于时间、热度和关键词等有规律性的信息来为用户推荐内容。

在讲解什么是召回、为什么需要召回以及召回的种类的同时,我们会深入研究召回对于推荐系统的影响,以及如何选择最优的召回策略。

服务搭建篇

当我们有了一套可用的召回层数据后,就可以着手搭建一个推荐系统服务了。在本章,我们会将数据拼装后,绑定到界面进行内容推荐。我会给你一个简单的推荐系统 Web 界面,带领你在这个界面的基础上调用 Flask 提供的 webservice 接口,完成内容推荐。

召回篇: 经典召回算法

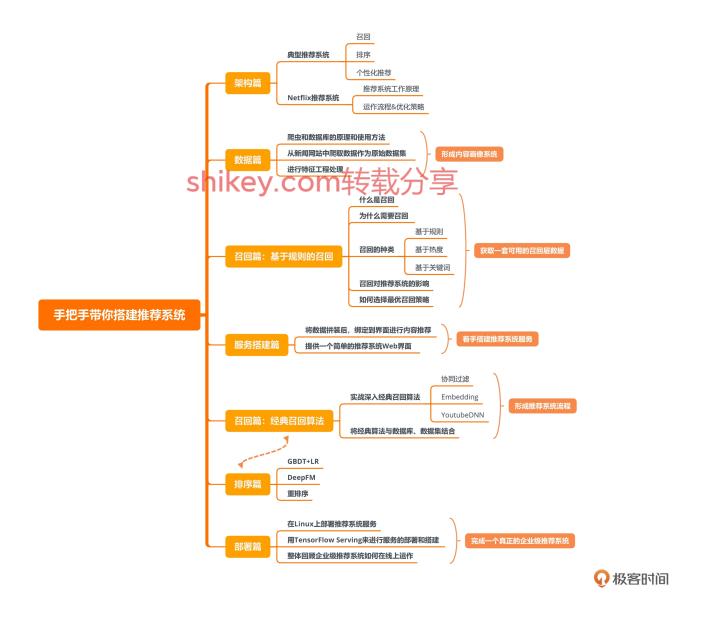
搭建好服务后我们更进一步,以实战的方式深入经典召回算法,形成一套简单的推荐系统流程。在这一章,我们将深入探讨包括协同过滤、基于 Embedding 的召回以及基于深度学习的召回等一系列经典召回算法,针对这些算法,我们会做不同的特征处理,并将它们与数据库、数据集结合起来。 shikey.com转载分享

排序篇

在推荐系统中,选出用户感兴趣的内容,并按照用户感兴趣的程度进行排序是非常重要的一环。在本章中,我们将讲解不少经典排序算法,包括 GBDT、LR、DeepFM、重排序等,充分利用现有数据,与上一章的推荐系统流程结合,用真实案例加深你对这些算法特点及适用场景的理解。

部署篇

到现在,我们已经拥有一个功能健全的推荐系统服务了。最后,我们尝试把整个系统部署和发布到 Linux 系统上,这也是我们的最终目标。我会带你使用 TensorFlow Serving 来进行服务的部署和搭建,完成一个真正的企业级推荐系统。在本章中,我们还会对推荐系统进行一个整体的回顾,从全局视角来观察企业级推荐系统是如何在线上运作的。



在带领团队做推荐系统的这几年里, 我踩过不少隐藏的坑, 比如说下面这几个。

在测试的时候效果非常好,但在上线后的效果就非常差。

在上线之前推理速度非常快,并且在整个测试的过程中也能够满足需求,但是上线一段时间 之后,推理速度变得越来越慢。

在线上推荐时,推荐一些很久远的内容,或者已经被删掉的内容都被推了出来。

踩坑的代价就是你得一次又一次地加班,一直在制造 bug 和修复 bug 之间徘徊。如果我们想要少踩坑、少走弯路,别人的经历和教训是一个很好的学习样本,这也是我开这门课的初心。希望我的经验能够帮助到你,让这门课程成为你进入推荐系统的一块敲门砖,一起迎上时代的浪潮!

最后,欢迎在留言区分享你对于推荐系统的看法、对这门课程的期待。当下的技术趋势瞬息万变,未来将会属于那些有热情和创造力的人,下节课见!

© 版权归极客邦科技所有,未经许可不得传播售卖。 页面已增加防盗追踪,如有侵权极客邦将依法追究其法律责任。

精选留言 (5)

shikey.com转载分享



徐曙辉

2023-04-10 来自湖南

从课表上知道这门课后期待已久,从上个月盼到这个月,公司产品推荐系统逐渐承载不了需求,请教下老师如果小公司搭建推荐系统对硬件成本是不是要求比较高,没有专门的人力负责这块,人员成本和经济成本有限的前提下有没有比较好的解决方案,我想这也是小公司痛点。

作者回复: 同学, 你好, 其实对于小公司或者小团队来讲, 搭建推荐系统的要求并不需要特别高, 首先我们要评估好用量。

在我们的这套课程中,或者说真实企业的项目中,一共会分成下面几个部分:

- 1、推荐系统的模型项目:主要是推荐系统的算法运算、模型运算、推理等,这个可以单独用一个服务器;
- 2、前端的服务器,这个可以单独一个服务器,这个服务器要求不高,主要是web请求页面; 然后就是几个数据库,redis,MongoDB,以及MySQL(如果需要的话),这几个部分可以和前端共 用一个服务器,也可以单独分开,这个就看预算了;

至于开发人员和成本,我觉得2~3个人的小团队,有2个月左右,一般来讲问题不大,如果前期没有很好的数据,可以尝试以冷启动或者我课程中的基于规则的推荐来启动这个项目。

共3条评论>

3



卖代码的梦想家

2023-04-11 来自广东

之前推荐系统中用 Elasticsearch 作为召回组件,想问问老师这种做法和自己做的推荐模型区别在哪呢?

作者回复: Elasticsearch主要是基于关键词的相似度来进行推荐,这种推荐方式比较依赖于分词方法,分词的好坏决定了整体的好坏。

自己做推荐算法是利用了用户的特征和内容的特征,这里不仅包含了相似度,还包含了一些隐藏的语义和相关信息,相对来讲会更加准确一些。





风轻扬

2023-04-10 来自北京

想啥来啥,最近正想系统了解一下推荐系统,极客就给安排上了,非常期待老师的更新。 另外,想请教一下老师,我查了一下flask,是python的一个框架,爬虫啥的也都是python,不咋懂python的研发,能学这口课吗?不时主要用这个开发

作者回复: 我个人觉得是没问题的, 我们的课程代码分成3个部分。

- 1、数据获取:这部分是讲爬虫,我们是用Python来写的,用的是Python中的scrapy框架;
- 2、推荐模型搭建:这部分是讲各个模型怎么写,以及对数据库的操作;
- 3、服务端的搭建:这部分是webservice。

在这三部分中,第一部分和第三部分,实际上用任何语言都可以开发,Java中也有很好的爬虫框架,也有比较好的服务端框架,比如springboot等;

那么第二部分模型篇,其实用Java也可以实现,只不过对于机器学习来说,Python的库更多一些。我们只要了解算法本质,其实语言只是一个工具而已,不用过于纠结语言。

共2条评论>





- Forward

2023-05-14 来自广东

这门课为什么不讲讲大数据平台,我看到很多企业项目都用用到了大数据平台,如hadoop和s park等

作者回复:同学你好,由于课程篇幅有限,以及很多时候大数据平台不是算法工程师关心的重点,所以在这里我们就没有去讲。





小嘟嘟

2023-04-11 来自上海

开篇很赞,非常具有吸引力,求更新

作者回复:感谢支持。





shikey.com转载分享