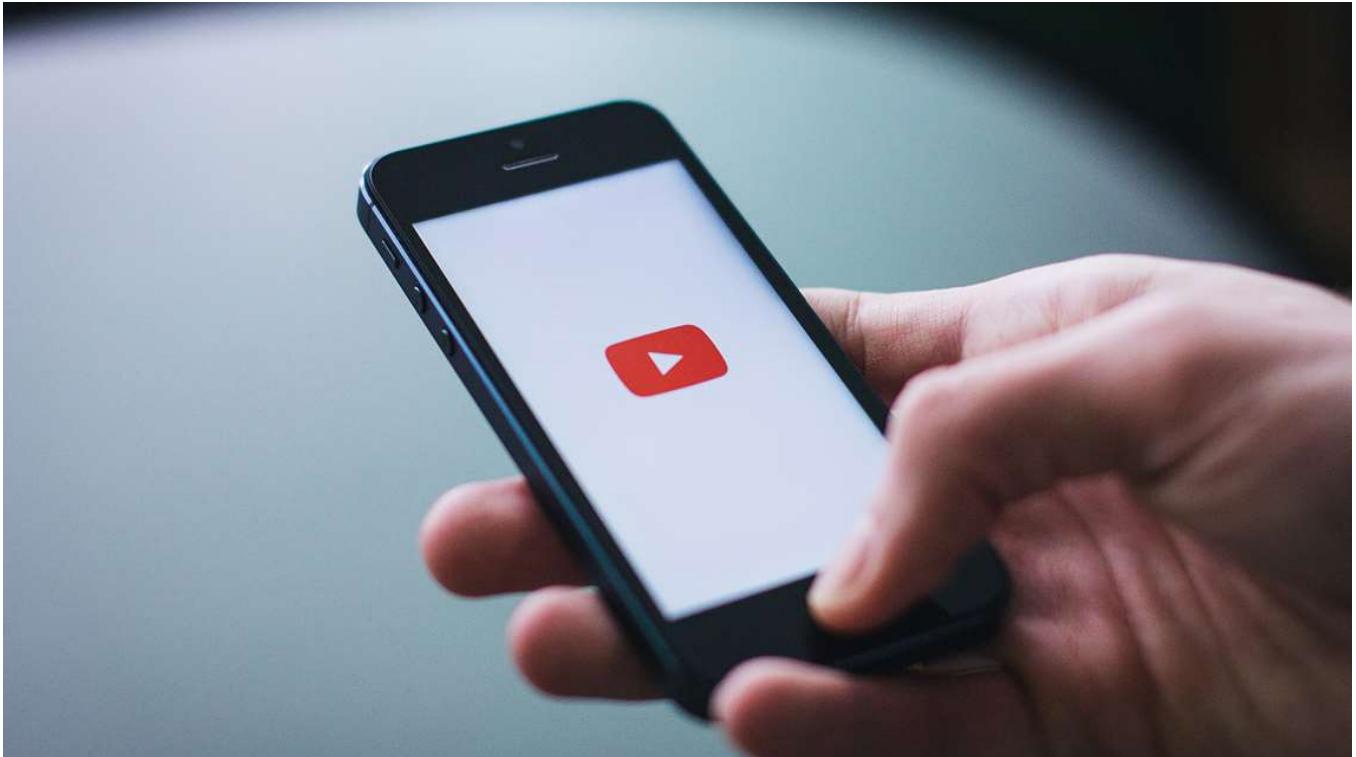


【常见架构】Netflix个性化推荐架构

2018-04-30 刑无刀



【常见架构】Netflix个性化推荐架构

朗读人：黄洲君 12'15" | 5.61M

你是否常常被乱花渐欲迷人眼的推荐算法绕得如坠云中，觉得好像算法就是推荐系统的全部，哪怕就算不是全部，也肯定至少是个嫡生的长子。

然而，实际上工程实现才是推荐系统的骨架，如果没有很好的软件实现，算法不能落地产生效果，产品不能顺畅地服务用户，不能顺利地收集到用户的反馈，更不能让推荐系统往更好的方向进化。

一个好的推荐系统不仅仅是在线下模型评测指标多么好，也不仅仅是在某个时刻像是灵光乍现一样击中了用户某个口味，而是随着用户的不断使用，产品和用户一起变好，产品背后的人得到进步，用户也越来越喜欢产品。

虽然影响是否用户产品的因素有很多很多，但是能否流畅地给用户提供服务是一个最基本的标准。

架构的重要性

推荐系统向来是一个锦上添花的东西，因此传统的观点是推荐系统更加注重线下的模型效果，而非线上的服务质量。但是你也知道，时至今日，推荐系统不再只是锦上添花，而是承担了产品的

核心功能。因此，对推荐系统架构的要求也高了很多。

一个好的推荐系统架构应该具有这些特质：

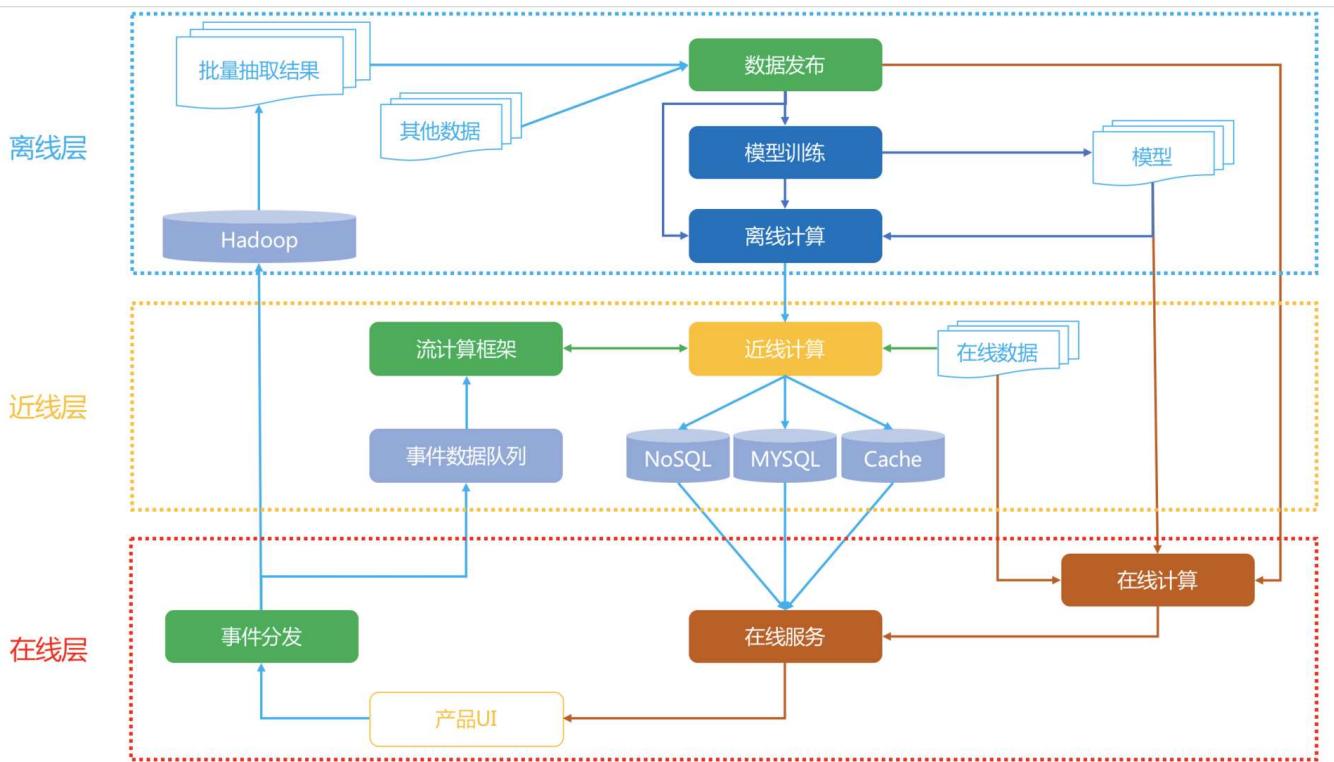
1. 实时响应请求；
2. 及时、准确、全面记录用户反馈；
3. 可以优雅降级；
4. 快速实验多种策略。

上一篇专栏文章介绍的是当下最热门的推荐系统产品形式——信息流的架构，信息流并不是传统意义上的推荐系统，今天我要介绍一种更符合经典推荐系统的架构，这就是著名的流媒体 Netflix 的推荐系统架构。

通过这篇文章，我会为你介绍，实现一个简化版的推荐系统架构应该至少包含哪些元素，同时，我会带你一起总结出，一个经典推荐系统架构应该有的样子。

经典架构

好了，废话少说，我先上图。下面这张图就是 Netflix 的推荐系统架构图。



我先整体看一下这个架构，一共分成三层：在线、近线、离线。

你是不是也发现似乎有一个不太熟识的词出现：近线。对，这个近线是通常不太提的一个概念，或者通常就把它归入了在线的范畴。

实际上，可以这样定义这三个层级：

1. 离线：不用实时数据，不提供实时服务；
2. 近线：使用实时数据，不保证实时服务；
3. 在线：使用实时数据，要保证实时服务。

在具体介绍这些内容之前，我先来说说数据流的情况。

1. 数据流

用户在产品 UI 上使用产品，消费展示的内容，产生行为事件数据，实时地被收集走，一边进入分布式的文件系统中存储，供离线阶段使用，另一边流向近线层的消息队列，供近线阶段的流计算使用。

离线存储的全量数据被抽取出来，组成离线计算所需的训练数据，这些训练数据被一个管理数据生成和发布的组件统一管理，要使用数据的下游，比如模型训练会在离线数据生成时得到这个组件的通知，从而开始训练，训练得到的模型用于进一步为用户计算推荐结果。

离线阶段的推荐结果或者模型在近线阶段被更新，进一步在在线阶段被直接使用，产生最终的推荐结果，呈现给用户。

这是整个数据流情况。下面我一一详细介绍每个部分。

2. 在线层

在线层的触发时机是当用户发出请求，也就是用户进入一个推荐场景，推荐位等着展示推荐结果时，这个时候需要承担责任就是在线层。在线层就是实时响应用户请求。简单说，在线层的特点就是“使用实时数据，要保证实时服务”。

在线层的优势有：

1. 直接首次接触到大多数最新数据；
2. 对用户请求时的上下文了如指掌；
3. 只需计算必须的信息，不需要考虑所有的信息。

在线层也有严格的制约：

1. 严格的服务响应时间，不能超时，或者让用户等太久；
2. 服务要保证可用性，稳定性；
3. 传输的数据有限。

在线层常常展现出的形式就是 Rest API 形式，后端则通常是 RPC 服务内部互相调用，以用户 ID、场景信息去请求，通常就在 ms 响应时间内返回 Json 形式的推荐结果。那么哪些计算逻辑适合放在在线层呢？

1. 简单的算法逻辑；

2. 模型的预测阶段；
3. 商业目标相关的过滤或者调权逻辑；
4. 场景有关的一些逻辑；
5. 互动性强的一些算法。

在线阶段要处理的对象一般是已经预处理后的推荐结果，是少量物品集合。

比如说当用户访问一个物品详情页，需要做相关推荐，那么在线阶段给在线服务的 Rest API 传入用户身份以及当前的物品 ID，实时地取出物品 ID 对应的相关物品 ID，再根据用户信息对这些物品 ID 做一些重拍和过滤，就可以输出了，整个过程都是在 ms 级别完成。

这个实时响应的过程中，如果发生意外，比如说这个物品 ID 就没有相关的物品，那么这时候服务就需要降级，所谓的降级就是不能达到最好的效果了，但是不能低于最低要求，这里的最低要求就是必须要返回东西，不能开天窗。

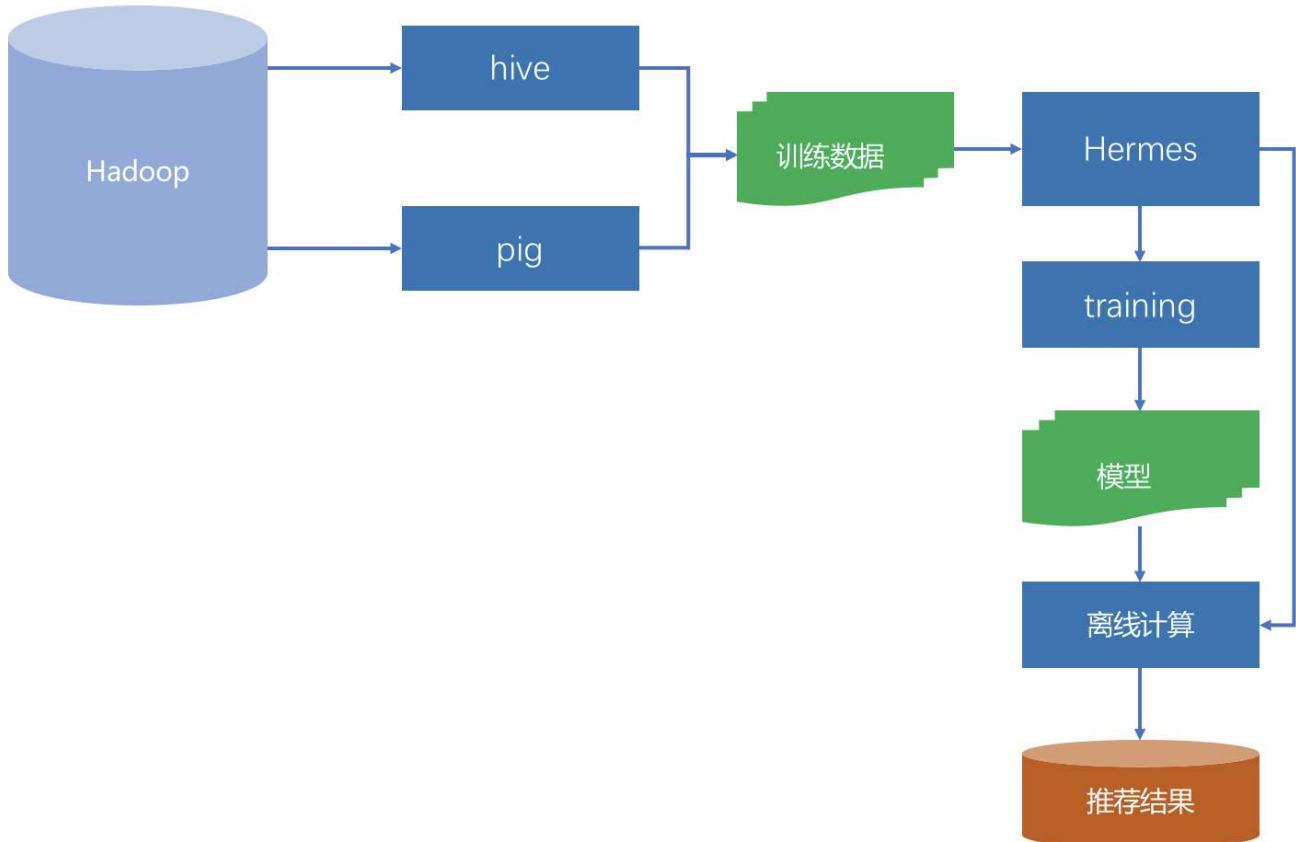
于是，这就降级为取出热门排行榜返回。虽然不是个性化的结果，但是总比开天窗要好。这就是服务的可用性。

在线阶段还要实时地分发用户事件数据，就是当用户不断使用产品过程产生的行为数据，需要实时地上报给有关模块。这一部分也是需要实时的，比如用于防重复推荐的过滤。

3. 离线层

讲完在线层，再来看看离线层。离线层就是躲在推荐系统的大后方，批量、周期性地执行一些计算任务。其特点是“不用实时数据，不提供实时服务”。

离线层的示意图如下：



离线阶段主要面对的数据源就是 Hadoop，实质上是 HDFS。收集到的所有日志都存在这里面，是一个全量的数据中心。

通过 Pig 或者 Hive 等工具，从全量日志中按照算法要求抽取出不同的数据，再加上其他数据变成了不同算法所需的数据源。

如果这种数据源比较多时，就需要有专门的工具统一管理起来，这个管理上要求：

1. 数据准备好之后及时通知相关方，也就是要有订阅发布的模式；
2. 能够满足下游不同的存储系统；
3. 完整的监控体系，并且监控过程对于数据使用方是透明的。

在 Netflix 内部，承担这个管理任务的工具叫做 Hermes，类似 Kafka，但是又有不同的内部工具。

离线阶段的任务主要是两类：模型训练和推荐结果计算。

通常机器学习类模型，尤其是监督学习和非监督学习，都需要大量的数据和多次迭代，这类型的模型训练任务最适合放在离线阶段。

举个例子，你已经知道推荐系统中会有召回和融合排序这两个阶段。通常一些推荐算法，例如协同过滤就是在离线阶段计算出每个人的推荐结果，作为线上融合排序的候选集之一，也就是示意图中的“推荐结果”。

另一方面，假如融合排序模型时逻辑回归，那么逻辑回归模型的参数也通常在离线阶段就训练完成的，在线阶段也只是取出来参数用于计算而已。

离线阶段有以下这么几个好处：

1. 可以处理最大的数据量；
2. 可进行批量处理和计算；
3. 不用有响应时间等要求。

当然坏处也是明显的：

1. 无法及时响应前端需求；
2. 面对的数据较静态，无法及时反应用户的兴趣变化。

大多数推荐算法，实际上都是在离线阶段产生推荐结果的。离线阶段的推荐计算和模型训练，如果要用分布式框架，通常可以选择 Spark 等。

4. 近线层

最后，我来讲讲近线层。近线层的特点是“使用实时数据，不保证实时服务”，这实在是一个很不讲道理的计算层，因为把它的特点翻译得直白点就是：喂给我最新鲜的牧草，但是我不保证能马上给你挤奶。

虽然这看上去蛮不讲理，但实际上这是一个非常重要的一层，它结合了离线层和在线层的好处，摒弃了两者的不足。

近线层，也叫做准实时层，所谓“准实时”，就是接近实时，但不是真的实时。

从前面的架构图中也可以看出，这一层的数据来源是实时的行为事件队列，但是计算的结果并不是沿着输入数据的方向原路返回，而是进入了在线数据库中，得到用户真正发起请求时，再提供服务。

一个典型的近线计算任务是这样的：从事件队列中获取最新的一个或少许几个用户反馈行为，首先将这些用户已经反馈过的物品从离线推荐结果中剔除，进一步，用这几个反馈行为作为样本，以小批量梯度下降的优化方法去更新融合模型的参数。

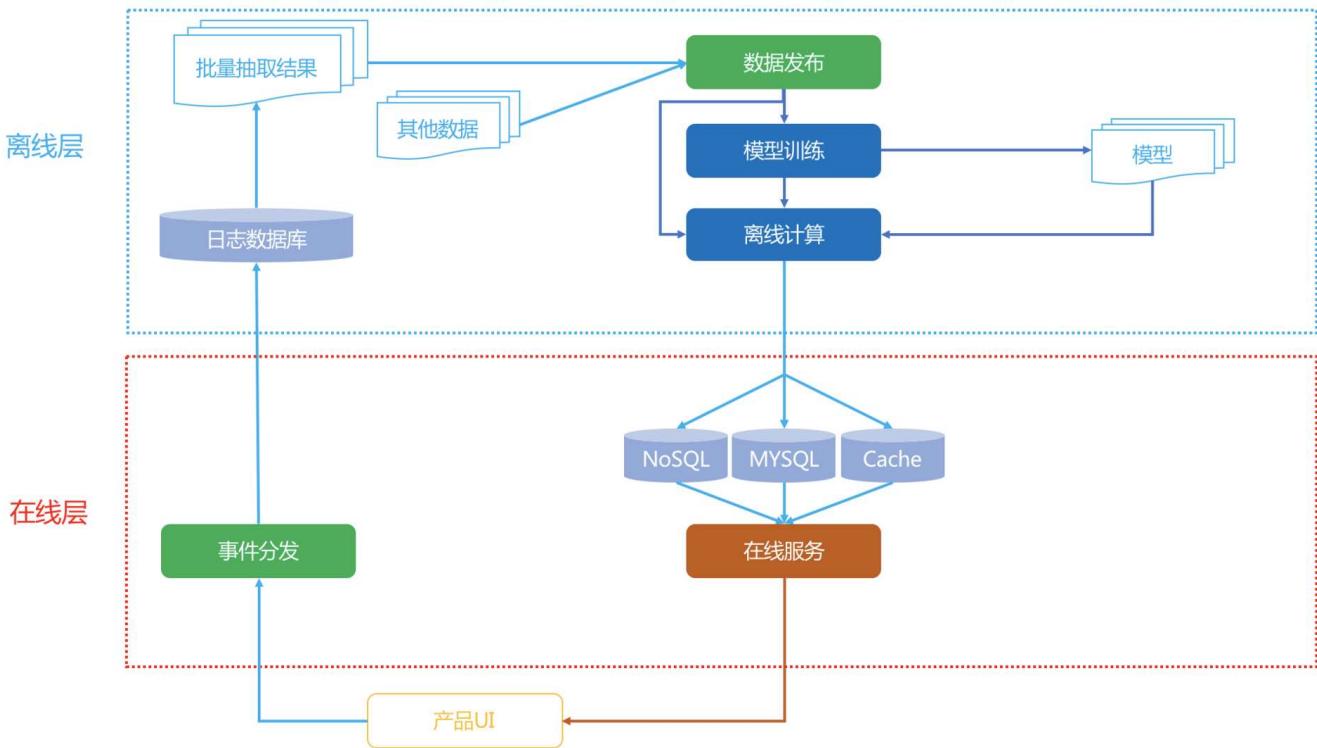
这两个计算任务都不会也不需要立即对用户做出响应，也不必须在下一次用户请求时就产生效果，就是说当用户实时请求时，不需要去等待近线任务的最新结果，因为两者是异步的。

近线计算任务一个核心的组件就是流计算，因为它要处理的实时数据流。常用的流计算框架有 Storm，Spark Streaming，FLink 等，Netflix 采用的内部流计算框架 Manhattan，这和 Storm 类似。

略有区别的是 Spark Streaming，实际上并不是实时流计算，而是小批量计算。

简化架构

Netflix 是为全球多个国家同时提供在线服务的，因此推荐系统的架构略微复杂。倘若你现在刚刚接手一个新产品，要从 0 开始搭建一个推荐系统，那么可以以 Netflix 的架构作为蓝本，做一定的简化。



关键简化有两点：

1. 完全舍弃掉近线层；
2. 避免使用分布式系统。

其中第二点，在一个新产品的场景下，当数据量还没有那么大时，使用分布式存储或者计算框架，非常不划算。

如果性能不足，请升级单机配置。根据经验，一个几千万用户，几十万到百万的物品的协同过滤或者矩阵分解，如果充分发挥单机的性能，综合效率会远远优于在 Spark 上运行。

另外在一个推荐系统刚从 0 开始的阶段，离线阶段的算法也没有那么多，很多情况甚至都只有协同过滤结果，这时候线上融合模型也不必那么复杂，一个简单的加权融合就可以了，因此在线层也不必复杂。

总结

今天我以 Netflix 架构为原型，向你介绍了一个经典的推荐系统架构长什么样子。关于这个架构你只需要记住一点：它有三层，三层分别是离线，近线，在线。

我用如下的表格将这三层综合对比，并且简单举例，我们看看每一层分别放哪些任务。

层级	数据	服务	特点	约束	典型任务	举例
离线	非实时	非实时	1. 可以处理大数据量 2. 可以运行批量任务 3. 低成本尝试多种算法 4. 可加机器提升效率	1. 无法及时捕获最新的用户兴趣 2. 无法给用户最及时的推荐	1. 批量机器学习算法 2. 批量计算推荐结果 3. 挖掘用户标签 4. 物品的内容分析	1. 矩阵分解，学习得到用户隐因子向量和物品隐因子向量， 2. 学习500棵GBDT决策树， 3. 以GBDT输出作为特征学习了LR模型参数
近线	实时	非实时	1. 能捕捉到用户最新兴趣 2. 能运行较复杂的学习算法 3. 能比较及时给用户响应	1. 能处理的数据量有限 2. 部分依赖离线计算结果 3. 和离线无缝结合有一定的复杂度	1. 用最新事件补充召回推荐结果 2. 小批量样本更新模型参数	1. 用户新评分的电影计算相似电影补进离线推荐结果， 2. 根据最新浏览提取新的标签补充到用户标签中
在线	实时	实时	1. 对场景信息敏感 2. 立即满足用户 3. 运行简单算法和逻辑	1. 响应时间是硬要求 2. 要准备降级服务的推荐结果 3. 计算复杂度有限	1. 过滤逻辑 2. 运营手段 3. 融合排序 4. 多样性提升	1. 取出近线阶段的推荐电影，及物品的内容特征，用户特征 2. 运行GBDT模型得到500个新特征， 运行LR模型输出融合排序 3. 过滤掉看过的，过滤掉已被删除的 4. 根据多样性要求去掉高度相似的电影 5. 强插一些当季运营活动需要的到指定位置 6. 输出推荐结果

以上就是对这个架构的宏观总结对比。如前所说，其实架构都是进化出来的，你千万不要在一开就追求完美的架构，满足最低要求就好。

针对这个架构提一个问题，前面讲到的 Bandit 算法，你觉得应该在哪一层比较好呢？欢迎留言讨论。



版权归极客邦科技所有，未经许可不得转载

精选留言

-  **hqzhao** 冂 1
每期都听，自己的研究方向就是RS，听完发现同样的问题站在不同的角度去理解会发现一片新天地。很感谢刑前辈！
2018-05-01
-  **明华** 冂 0

老师您好，想问如果我在离线训练阶段使用了逻辑回归训练出了模型，在在线预测时对单个用户调用api预测，但如果是单个用户怎么做例如归一化之类的数据预处理操作呢？

2018-07-24



梦露

凸 0

结合上下文和协同过滤能降低臂个数的Bandit可以用于在线部分，纯Bandit适合在离线部分，保证长尾物品的曝光

2018-06-06



尹士

凸 0

果性能不足，请升级单机配置。根据经验，一个几千万用户，几十万到百万的物品的协同过滤或者矩阵分解，如果充分发挥单机的性能，综合效率会远远优于在 Spark 上运行。

你好，刀哥，如何充分发挥单机性能，我能想到的只有算法优化和多进程，按照千万用户和五十万物品算，采用物品的协同过滤，每个物品有十个纬度的特征，每个用户有十个纬度特征，我觉得这个量太大，单机实时推荐物品无法做到，想听一下你的高见

2018-05-02



林彦

凸 0

Bandit算法需要根据场景反馈调试模型的参数值，适合还没有任何模型效果数据的冷启动。当候选臂的数量不大时，可以直接应用到在线计算中。也可以作为其他离线模型推荐结果的在线优化模型使用。

2018-05-01