双塔模型: 正负样本

王树森

ShusenWang@xiaohongshu.com



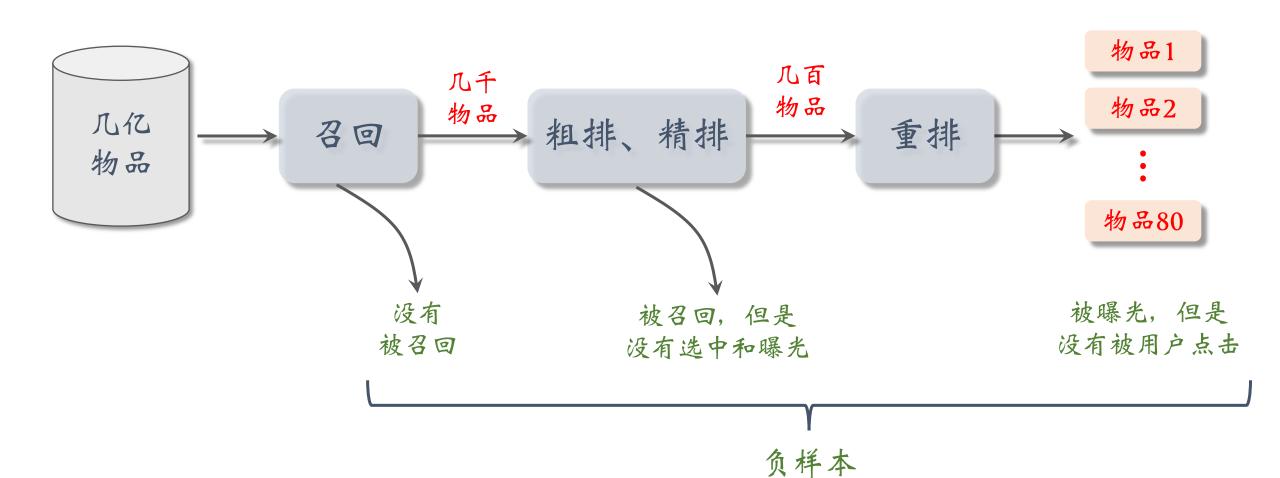
正样本

- 正样本: 曝光而且有点击的用户—物品二元组。 (用户对物品感兴趣)。
- •问题:少部分物品占据大部分点击,导致正样本大多是热门物品。
- •解决方案:过采样冷门物品,或降采样热门物品。
 - 过采样 (up-sampling) : 一个样本出现多次。
 - 降采样 (down-sampling) :一些样本被抛弃。

推荐系统的链路



如何选择负样本?



简单负样本

简单负样本: 全体物品

- 未被召回的物品,大概率是用户不感兴趣的。
- 未被召回的物品 ≈ 全体物品
- 从全体物品中做抽样,作为负样本。
- · 均匀抽样 or 非均匀抽样?

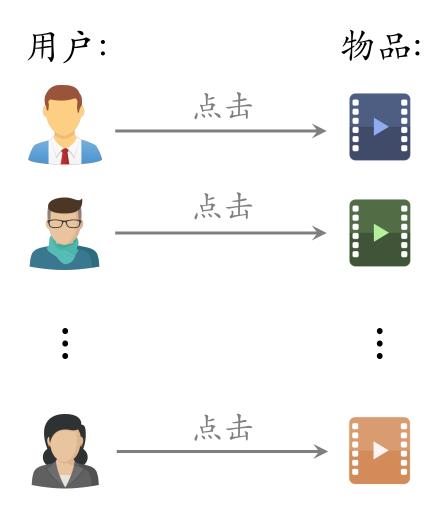
简单负样本: 全体物品

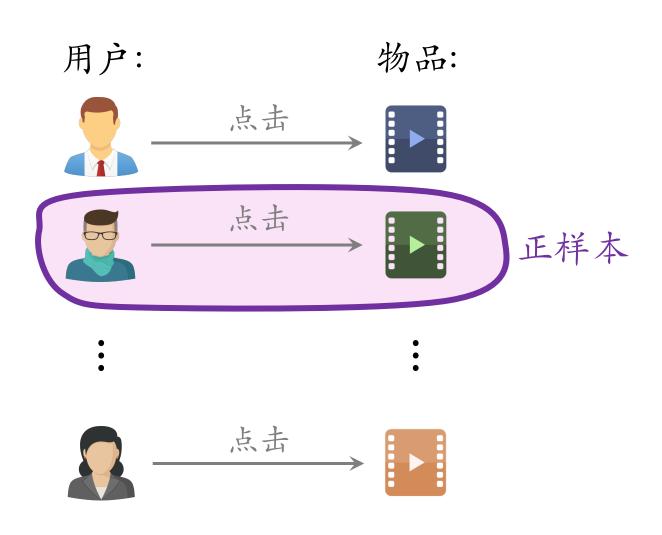
均匀抽样:对冷门物品不公平

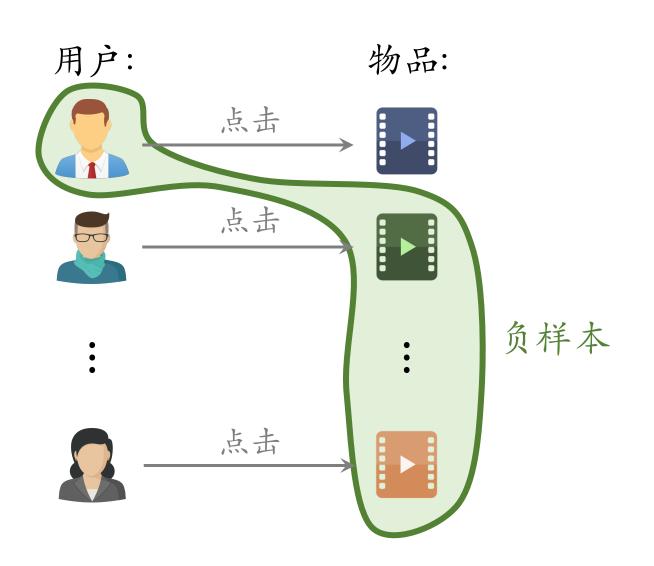
- 正样本大多是热门物品。
- 如果均匀抽样产生负样本,负样本大多是冷门物品。

非均抽采样:目的是打压热门物品

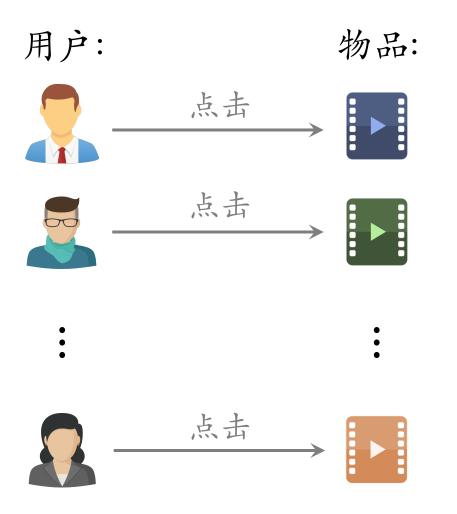
- 负样本抽样概率与热门程度(点击次数)正相关。
- 抽样概率 ∝ (点击次数)0.75。







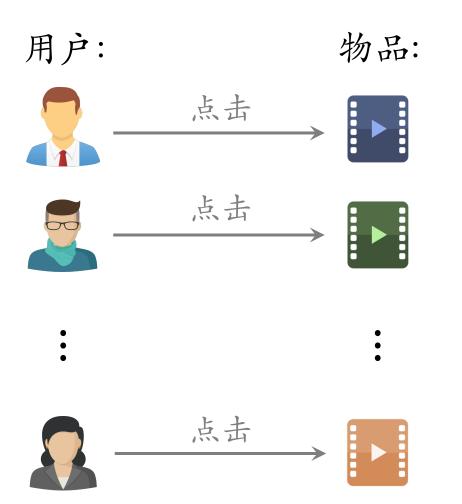
- 一个 batch 内有 n 个正样本。
- •一个用户和 n-1 个物品组成 负样本。
- 这个 batch 内一共有 n(n-1)
 个负样本。
- 都是简单负样本。(因为第一个用户不喜欢第二个物品。)



- •一个物品出现在 batch 内的概率 ∝ 点击次数。
- 物品成为负样本的概率本该是
 ∝(点击次数)^{0.75},但在这里是
 ∝点击次数。
- 热门物品成为负样本的概率过大。

参考文献:

 Xinyang Yi et al. Sampling-Bias-Corrected Neural Modeling for Large Corpus Item Recommendations. In *RecSys*, 2019.



- 物品i被抽样到的概率: $p_i \propto 点击次数$
- 预估用户对物品 *i* 的兴趣:cos(a, b_i)
- 做训练的时候,调整为: $\cos(\mathbf{a}, \mathbf{b}_i) \log p_i$

参考文献:

 Xinyang Yi et al. Sampling-Bias-Corrected Neural Modeling for Large Corpus Item Recommendations. In *RecSys*, 2019.

困难负样本

困难负样本

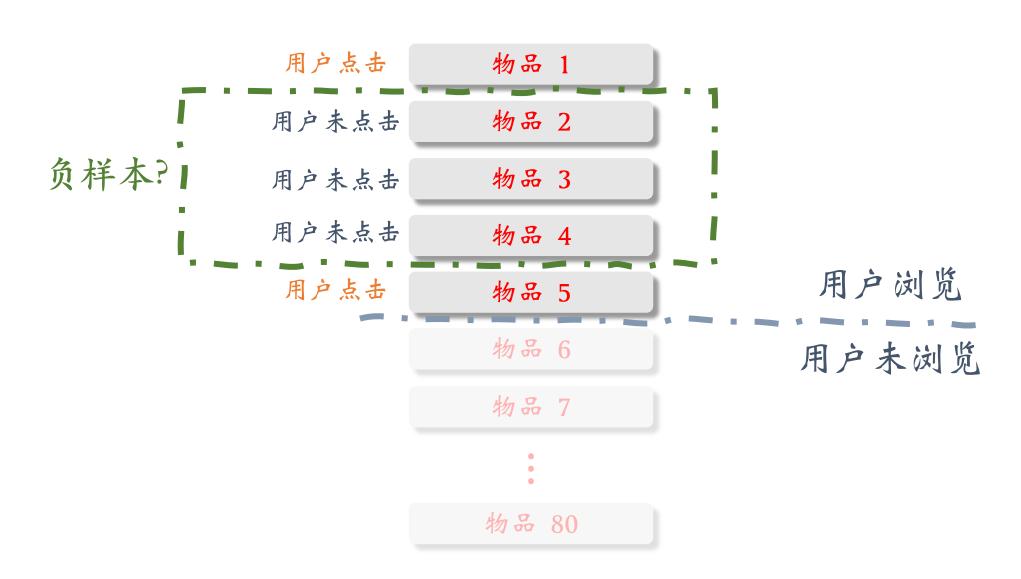
- 困难负样本:
 - 被粗排淘汰的物品(比较困难)。
 - 精排分数靠后的物品(非常困难)。
- 对正负样本做二元分类:
 - 全体物品 (简单) 分类准确率高。
 - 被粗排淘汰的物品(比较困难)容易分错。
 - 精排分数靠后的物品(非常困难)更容易分错。

训练数据

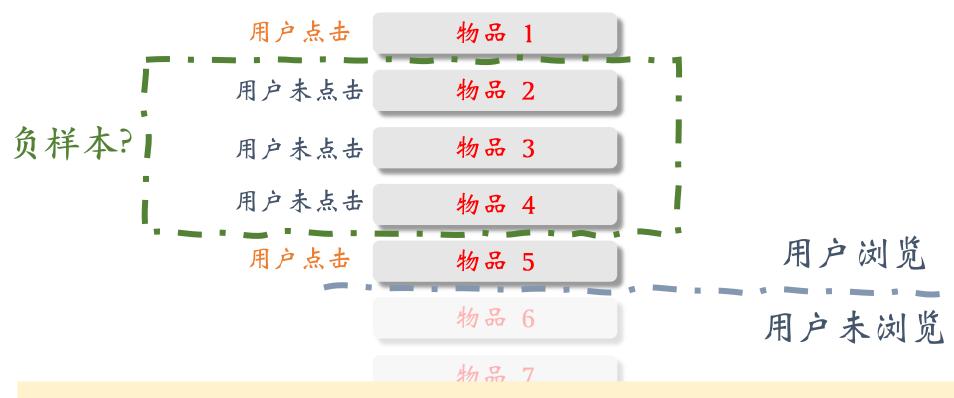
- 混合几种负样本。
- 50%的负样本是全体物品(简单负样本)。
- 50%的负样本是没通过排序的物品(困难负样本)。

常见的错误

曝光但是没有点击



曝光但是没有点击



训练召回模型不能用这类负样本

11-17 20

训练排序模型会用这类负样本

选择负样本的原理

召回的目标:快速找到用户可能感兴趣的物品。

- 全体物品 (easy) : 绝大多数是用户根本不感兴趣的。
- 被排序淘汰 (hard) :用户可能感兴趣,但是不够感兴趣。
- 有曝光没点击(没用):用户感兴趣,可能碰巧没有点击。

可以作为排序的负样本,不能作为召回的负样本

总结

- → 正样本: 曝光而且有点击。
- → 简单负样本:
 - 全体物品。
 - batch内负样本。
- → 困难负样本:被召回,但是被排序淘汰。
- → 错误:曝光、但是未点击的物品做召回的 负样本。

Thank You!

长期招聘优秀的算法工程师

- •部门:小红书社区技术部。
- •方向:搜索、推荐。
- •职位:校招、社招、实习。
- •地点:上海、北京。
- 联系方式: ShusenWang@xiaohongshu.com

