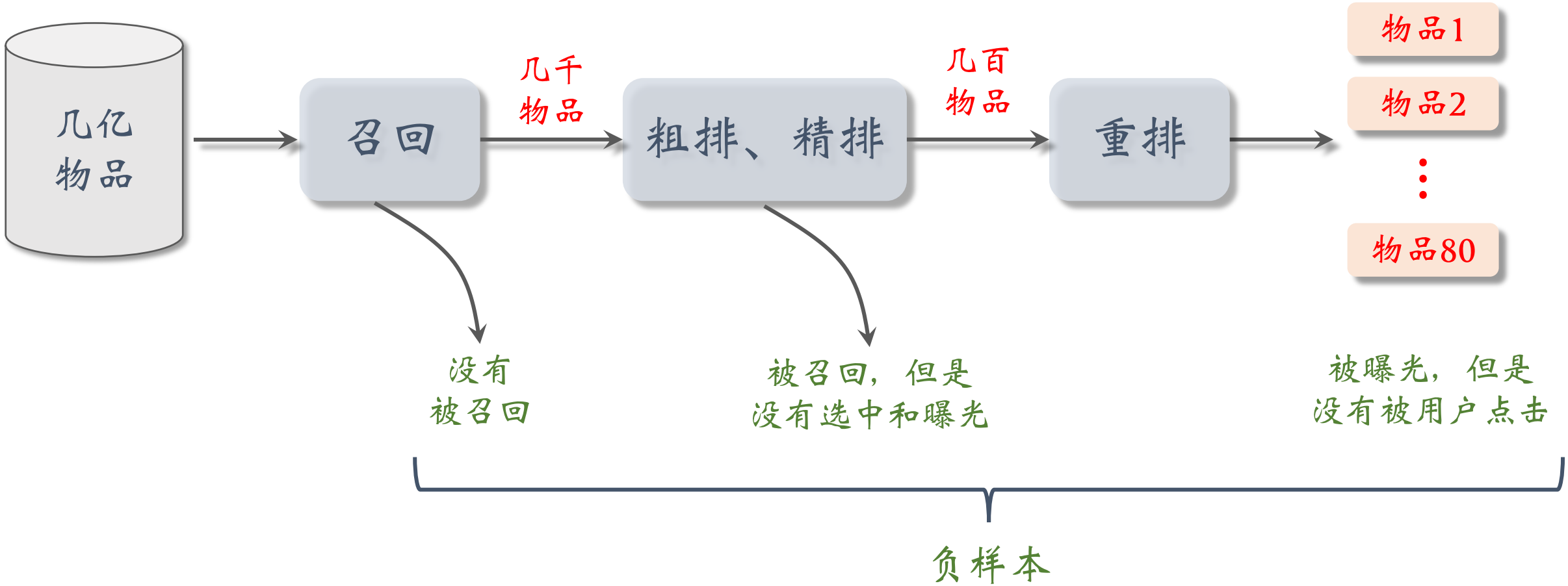
正样本

- **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？


几亿
物品
召回
几千
物品
粗排、精排
几百
物品
重排
物品1
物品2
物品80
没有
被召回
被召回，但是
没有选中和曝光
被曝光，但是
没有被用户点击
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

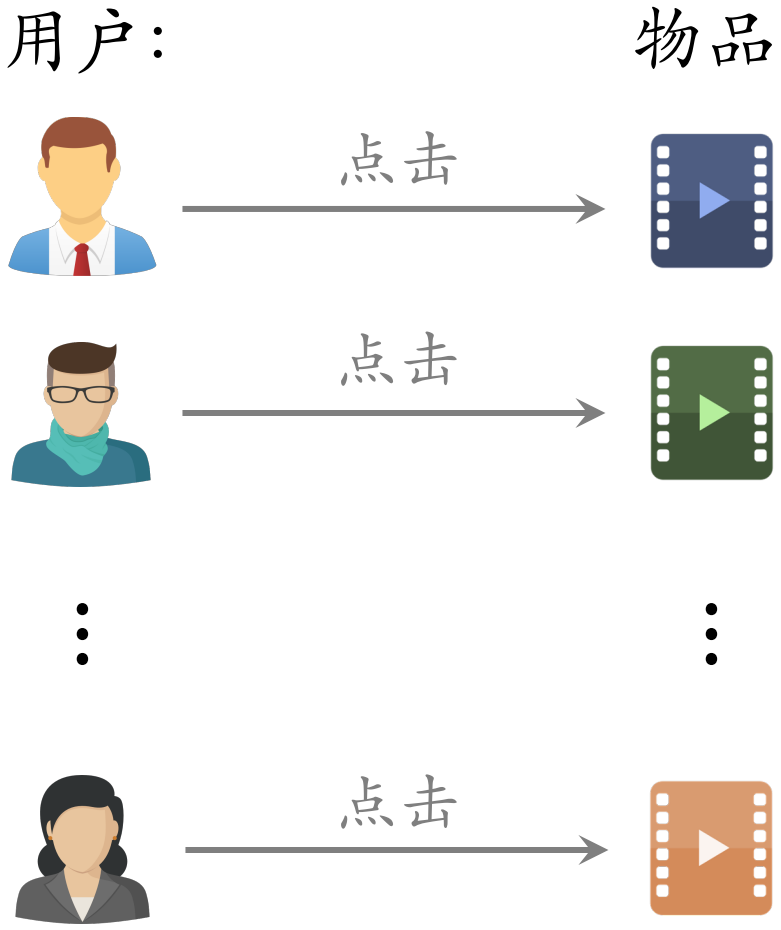
均匀抽样：对冷门物品不公平

- 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。

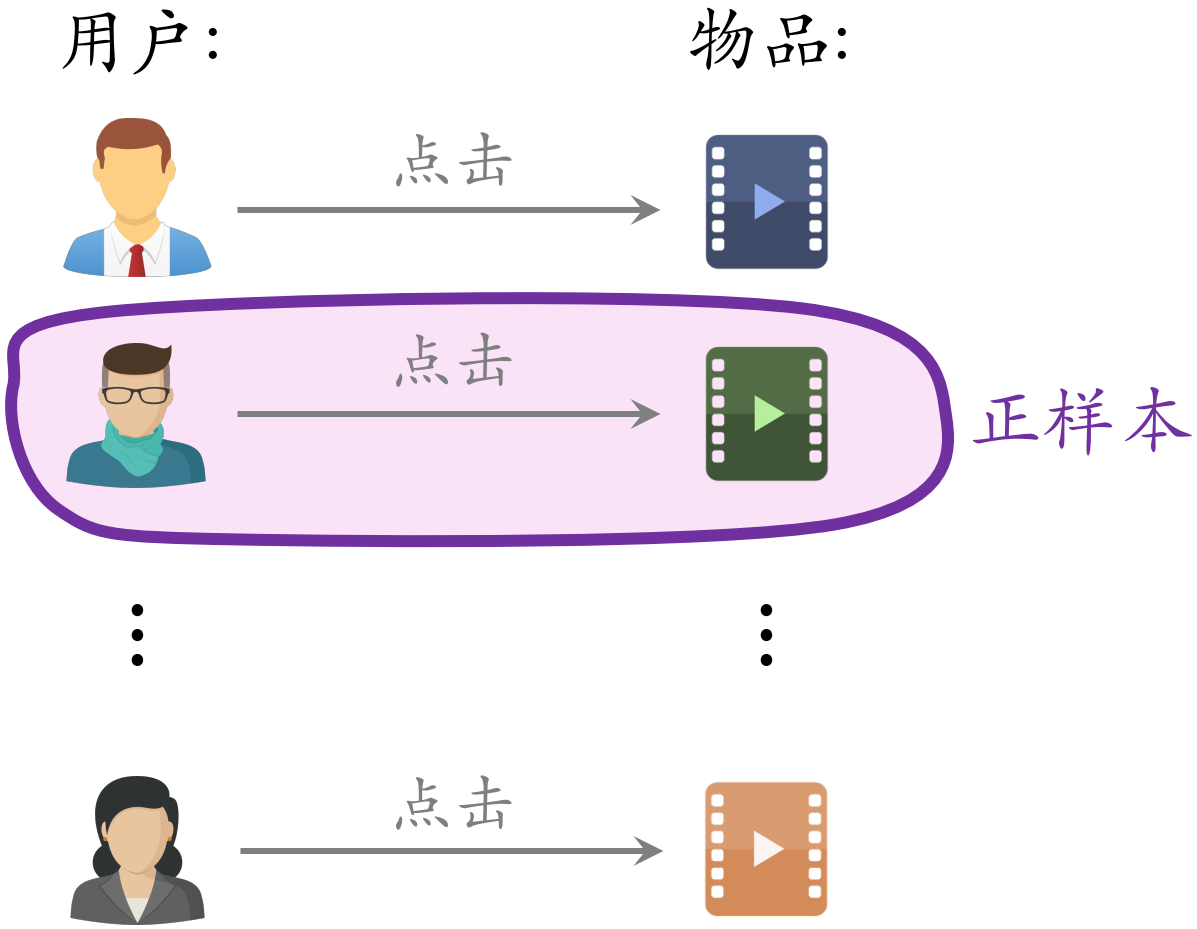
非均抽采样：目的是打压热门物品

- 负样本抽样概率与热门程度（点击次数）正相关。
- 抽样概率 $\propto$ (点击次数)$^{0.75}$ 。

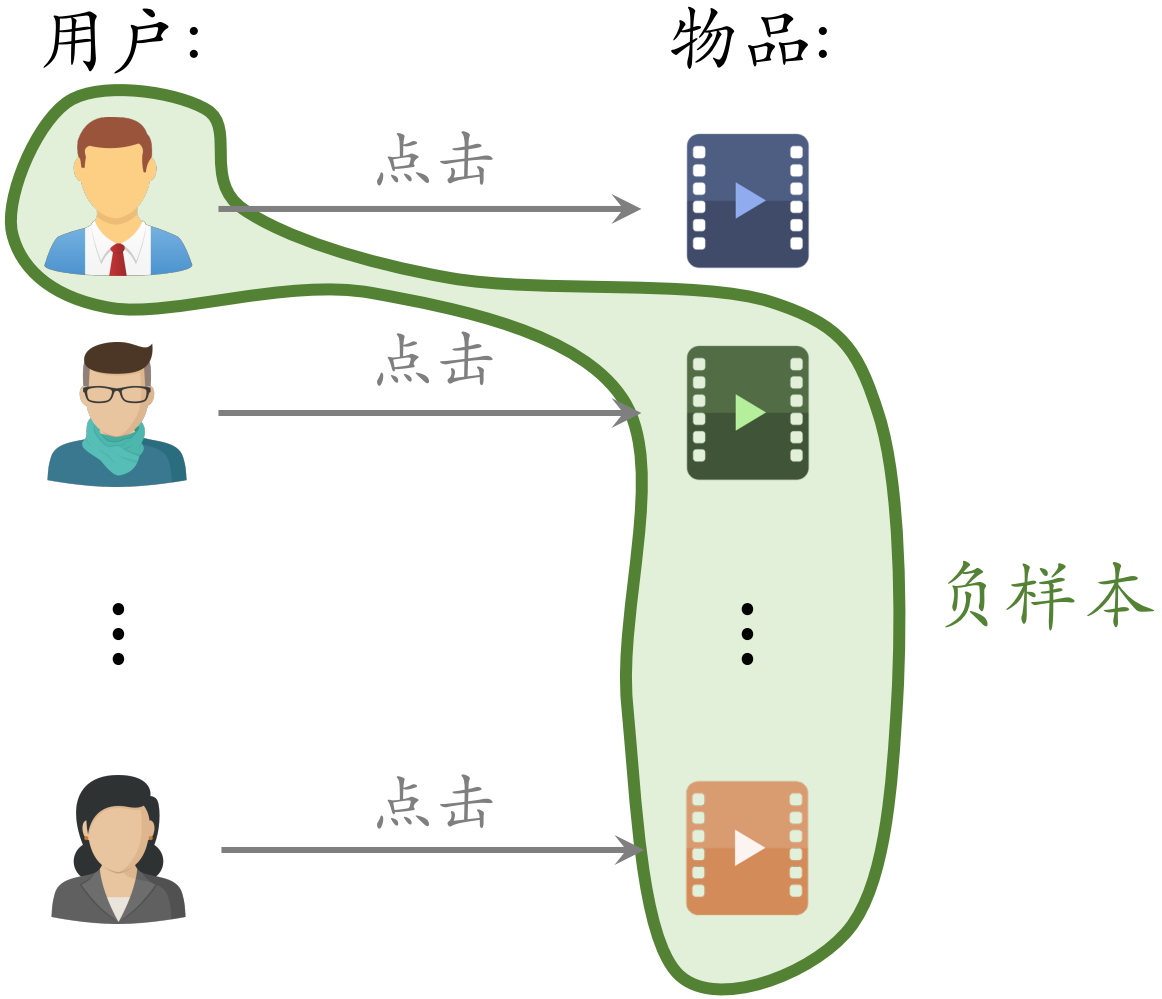
简单负样本：Batch内负样本



简单负样本：Batch内负样本

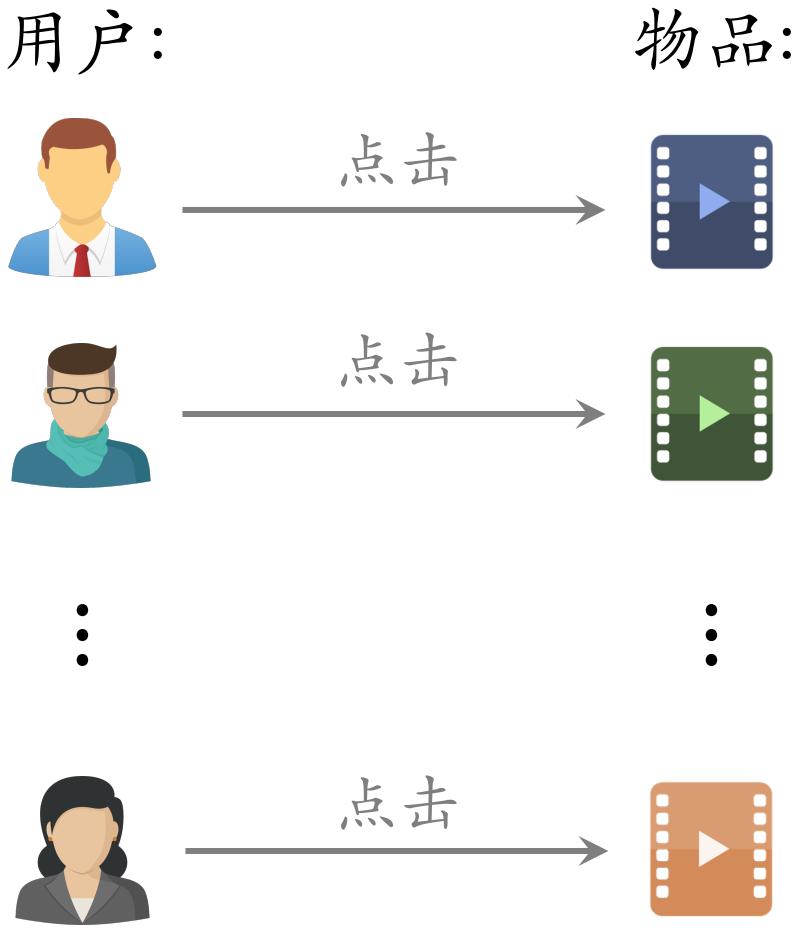


简单负样本：Batch内负样本



- 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。）

简单负样本：Batch内负样本

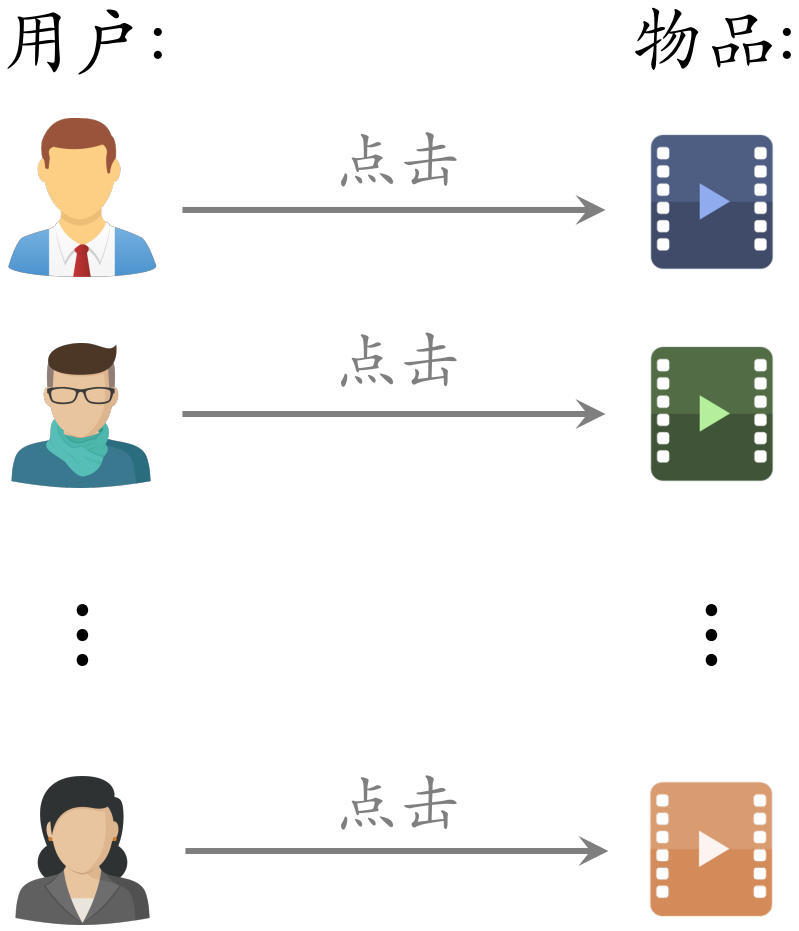


- 一个物品出现在 batch 内的概率 $\propto$ 点击次数。
- 物品成为负样本的概率本该是 $\propto (\text{点击次数})^{0.75}$，但在这里是 $\propto$ 点击次数。
- 热门物品成为负样本的概率过大。

参考文献：

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

简单负样本：Batch内负样本



- 物品 i 被抽样到的概率：

$$p_i \propto \text{点击次数}$$

- 预估用户对物品 i 的兴趣：

$$\cos(\mathbf{a}, \mathbf{b}_i)$$

- 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

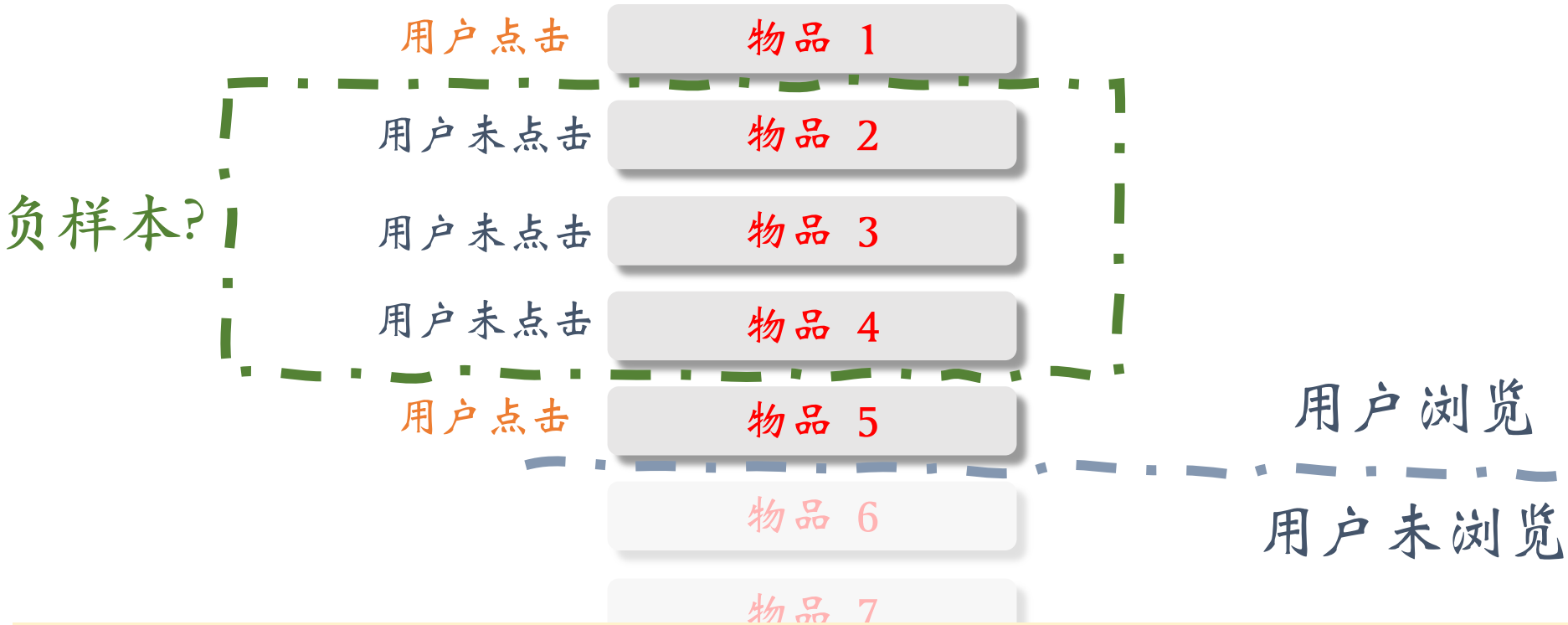
- 混合几种负样本。
- 50%的负样本是全体物品（简单负样本）。
- 50%的负样本是没通过排序的物品（困难负样本）。

常见的错误

曝光但是没有点击


用户点击
物品 1
用户未点击
物品 2
负样本?
用户未点击
物品 3
用户未点击
物品 4
用户点击
物品 5
用户浏览
物品 6
用户未浏览
物品 7
物品 80

曝光但是没有点击



训练召回模型不能用这类负样本

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。