参考书籍：

- 《机器学习高级实践·计算广告、供需预测、智能营销、动态定价》机械工业出版社

前言

算是又开了个坑吧，之前写过B站的Recommendation System，但是理论很美好，实践出大问题。最严重的问题是正负类比例严重失衡，而且SMOTE没有丝毫作用，所以打算先学习他人的处理方法。

本文分为小型demo与项目实践两部分。
小型demo可能是对于某些数据集的解决方案，而项目实践则是对于某个项目的解决方案。比如kaggle上的好例子可能归为小型demo，而比较大的项目或者是某一类数据的分析方法则归为项目实践。

如果是他人的项目，会使用@引用。如果是自己的项目，会使用©。

---

1. 小型demo

---

2. 项目实践

2.1 计算广告——广告点击率预估 @《机器学习高级实践·计算广告、供需预测、智能营销、动态定价》

代码	描述
data_preprocessing.ipynb	数据预处理
data_visualization.ipynb	数据可视化

2.1.1 项目背景

2.1.1.1 计算广告的目标

广告主(Demand,需求方)期望在线广告针对性更强，广告平台(Supply,供给方)期望广告点击率更高，用户期望广告更加个性化。

- **针对性**：广告能依据用户偏好精准地投放给潜在的、有需求的用户，以提高投入产出比。
- **点击率**：是广告投放效果的重要指标，是广告点击次数与广告曝光次数的比值。
- **个性化**：是指广告内容、形式、投放时间等因素能够根据用户的个性化需求进行定制。

2.1.1.2 计算广告的术语

Computational Advertising：利用计算机技术、数学模型、统计方法等手段，通过对广告投放对象、广告内容、广告投放时机等进行精准分析，实现广告投放效果的最大化。

术语	全称	含义
CTR	Click-Through Rate, 点击率	点击次数÷曝光次数
CVR	Conversion Rate, 转化率	转化次数÷点击次数，用户点击广告后完成特定行为Action(购买、下载等)的比例
CPM	Cost Per Mille, 千次曝光成本	每千次曝光需支付的费用
CPC	Cost Per Click, 单次点击成本	每次点击需支付的费用
CPA	Cost Per Action, 单次行为成本	每次有效行为转化需支付的费用
CPT	Cost Per Time, 单次时间成本	按播放时长计费
ROI	Return On Investment, 投资回报率	收益÷成本

2.1.1.3 计算广告的流程

1. 合约广告

合约广告是单次交易，但粗粒度的广告投放方式会导致成本、收益不可控，不够理性。核心问题是：

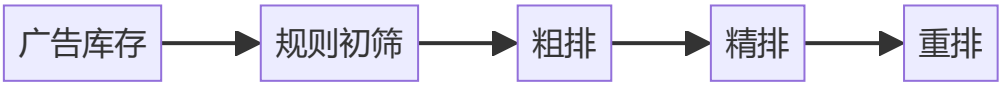
1. 构建受众标签：聚类、分类、关联规则挖掘等
2. 事前流量预测：时序模型，如ARIMA、Prophet、LSTM、Transformer、DeepAR等
3. 在线流量分配：$\max \sum_{i=1}^{n}(r_i - c_i), \text{s.t.} \sum_{i=1}^{n} d_i \leq D$，其中$r_i$是收入，$c_i$是成本，$d_i$是投放量，$D$是需求方的总投放量。转为为优化问题。

2. 竞价广告

ADX(Ad Exchange)：广告交易平台，负责广告位的竞价、广告投放、广告效果监控等。
DSP(Demand Side Platform)：需求方平台。

竞价广告是实时交易，是精细化的广告投放方式，但是需要解决的问题更多，尤其是CTR预估与实时性。

2.1.2 核心算法



该部分内容在推荐系统中有详细介绍，这里不再赘述。

2.1.3 数据集介绍

Ali_Display_Ad_Click是阿里巴巴提供的一个淘宝展示广告点击率预估数据集。114万用户8天内的广告展示/点击日志（2600万条记录），用前面7天的做训练样本（20170506-20170512），用第8天的做测试样本（20170513）。
目前已有的研究：CSDN，CSDN，arXiv，arXiv。

1. **ad_feature.csv 广告信息表**，29.8MB

属性	adgroup_id	cate_id	campaign_id	customer	brand	price
解释	广告ID	商品类别ID	广告计划ID	广告主ID	品牌ID	商品价格
第一行数据	63133	6406	83237	1	95471	170.0

- 一个广告ID对应一个商品，一个商品属于一个类目，一个商品属于一个品牌。

2. **raw_sample.csv 原始样本骨架**，用户-广告展示/点击数据，1.01GB

属性	user	time_stamp	adgroup_id	pid	nonclk	clk
解释	用户ID	日志时间戳	广告ID	广告资源位	未点击	点击
第一行数据	581738	1494137644	1	430548_1007	1	0

- 未点击的时候，clk=0，nonclk=1

3. **user_profile.csv 用户信息表**，22.9MB

属性	userid	cms_segid	cms_group_id	final_gender_code	age_level	pvalue_level	shopping_level	occupation	new_user_class_level
解释	用户ID	微群ID	微群ID	性别	年龄分层	消费能力	购物深度	职业	城市层级
第一行数据	234	0	5	2	5		3	0	3

- 性别：1-男，2-女
- 消费能力：1-低，2-中，3-高
- 购物深度：1-低，2-中，3-高
- 职业：是否是大学生，0-否，1-是

4. **behavior_log.csv 用户行为日志表**，22GB

属性	user	time_stamp	btag	cate	brand
解释	用户ID	日志时间戳	行为类型	商品类别ID	品牌ID
第一行数据	558157	1493741625	pv	6250	91286

- 行为标签：pv-浏览，cart-加入购物车，fav-喜欢，buy-购买

5. **基线AUC：0.622**

2.1.4 数据预处理与初步分析

2.1.4.1 读取数据

源代码请查看data_preprocessing.ipynb 。

因为数据过大，使用采样读取`behavior_log.csv`，并保留采样的用户，主要代码如下：

```
n_sample = int(frac * total_rows)  # 采样的行数
behavior_log = pd.read_csv(f'{root_path}/behavior_log.csv', nrows=n_sample)
sampled_users = behavior_log['user'].unique()  # 采样的用户
raw_sample = raw_sample[raw_sample['user'].isin(sampled_users)]  # 保留采样的用户
user_profile = user_profile[user_profile['userid'].isin(sampled_users)]
```

假设选取0.1%(即使0.1%也很大了)的`behavior_log.csv`数据，采样其他表格，最后得到的数据shape为：

```
user_profile用户数据:  (185915, 9)
raw_sample样本数据:  (7114606, 6)
behavior_log用户行为数据:  (723268, 5)
ad_feature广告特征数据:  (846811, 6)
```

顺便，对同一含义的不同列名进行统一，统一为`user_id`和`cate_id`。

2.1.4.2 缺失值&编码

`pvalue_level, new_user_class_level`、 `brand`有缺失值，比例分别为52.70%,26.45%、29.09%。在初步分析阶段暂时不做缺失值处理。

> new_user_class_level为分类属性，众数填充；brand为id类数据，填充上一条数据的值；pvalue_level通过KNN算法进行预测填充(train是pvalue_level≠0的行，test是pvalue_level=0的行。X是非pvalue_level属性，y是pvalue_level属性)。来源

~~对`cate_id`、`brand`进行编码，使用`LabelEncoder`。意义不大，故不做了~~

2.1.4.3 了解特征

源代码请看data_visualization.ipynb 。

下面列举部分特征的取值情况（分布较为均匀的、特征是ID的不列出，部分数据使用给出图像方便查看）：

1. **ad_feature**

基本为ID型数据，略去。

2. **raw_sample**

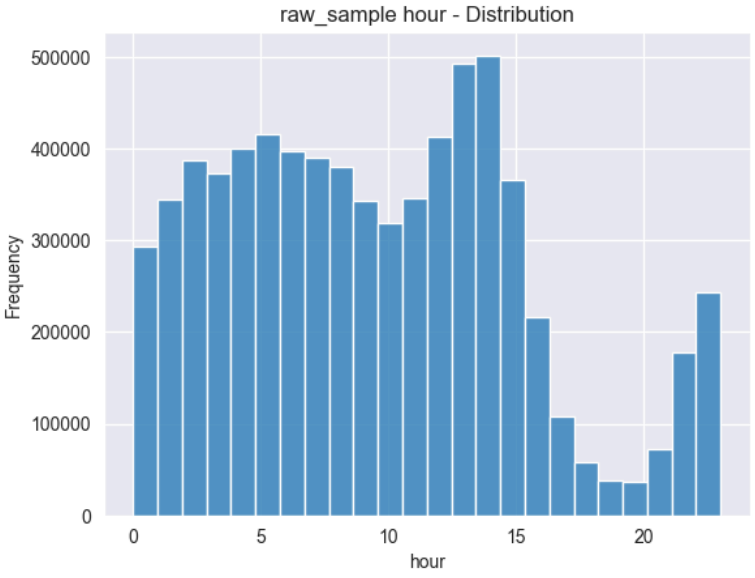
pid(2个取值)：

430548_1007	430539_1007
4016881	3097725

clk(2个取值)：

0	1
6722820	391786

样本不平衡率$\frac{6722820}{391786}=17.16$，严重不平衡。0类占比94.5%。



用户在傍晚的数据反而较少，有可能是数据集做的时间脱敏，也可能是本身在傍晚的广告投放量较少，也可能是下班了陪伴家人或者刷视频而不会去摸鱼购物

3. **user_profile**

final_gender_code(2个取值)：

1	2
52258	133657

女性是男性的2.56倍，占71.9%。

pvalue_level消费能力(3个取值)：

1.0	2.0	3.0
24351	55492	8467

大部分用户消费能力在中等水平与偏下水平。

shopping_level购物深度(3个取值)：

1	2	3
7318	16606	161991

大部分用户购物深度在高水平。

occupation是否大学生(2个取值)：

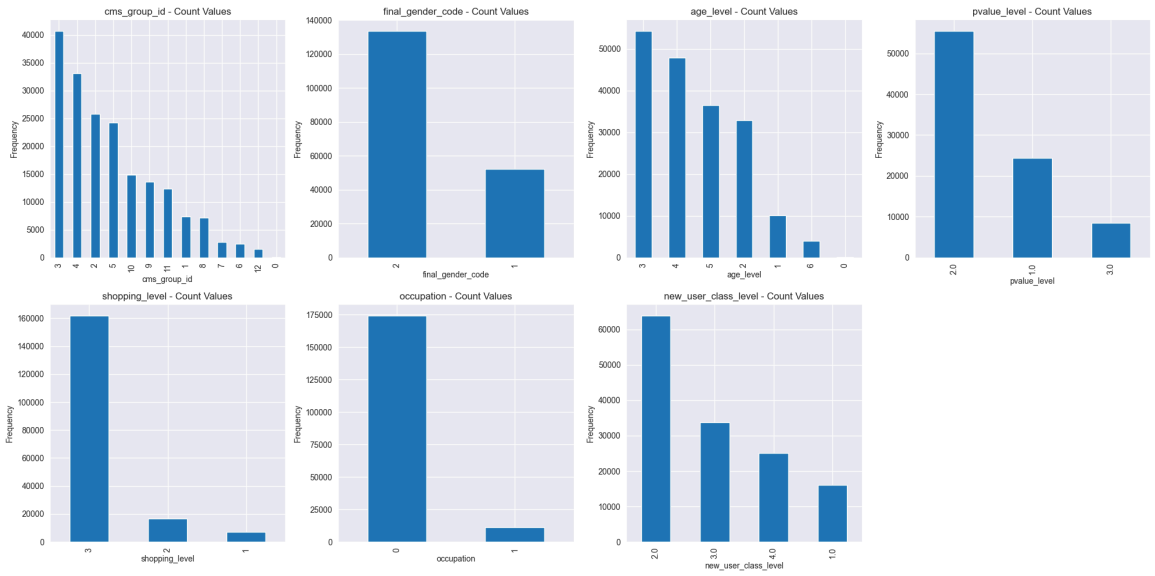
0	1
174450	11465

大学生只占6.2%。

new_user_class_level城市层级(4个取值)：

1.0	2.0	3.0	4.0
16012	63962	33769	25057

大部分用户城市层级在中等水平与偏下水平。



分析见上文

4. **behavior_log**

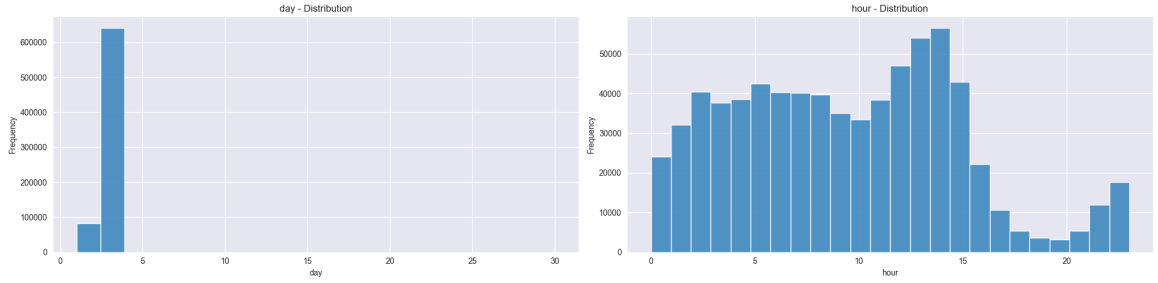
btag(4个取值):

pv	cart	buy	fav
688331	16119	9577	9241

加入购物车的比例是$\frac{16119}{688331}=2.34\%$，购买的比例是$\frac{9577}{688331}=1.39\%$。buy与fav相近，可能是用户购买之后加入了收藏，（yysy我才知道淘宝有收藏功能）具体的行为链还需要进一步分析。

day（20个取值，下面只列出最主要的3个）：

3	2	1
641372	81573	190

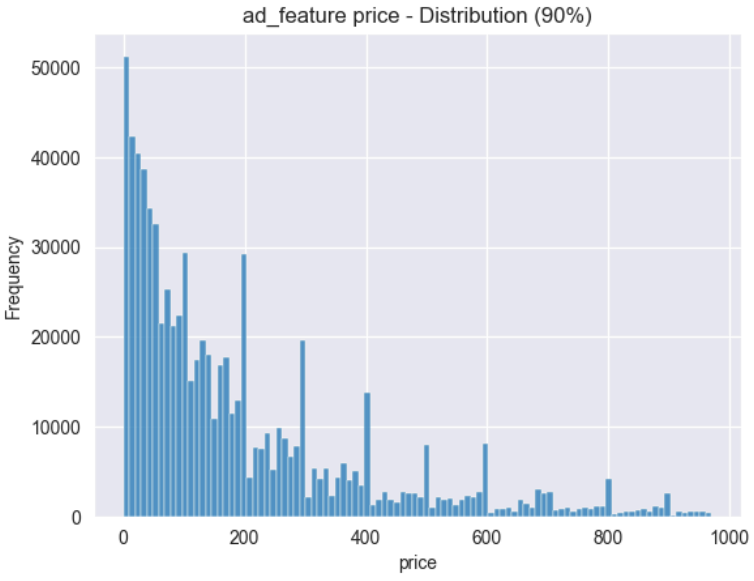


用户在傍晚的日志反而较少，这个与之前的图raw-sample-hour-distribution类似

2.1.4.4 异常值等处理

让我们转回data_preprocessing.ipynb 。

通过2.1.4.3的图像输出发现ad_feature的price有极高的异常值(99999999.0)，采取`ad_feature.loc[ad_feature['price'] > 999999, 'price'] = 999999`处理。

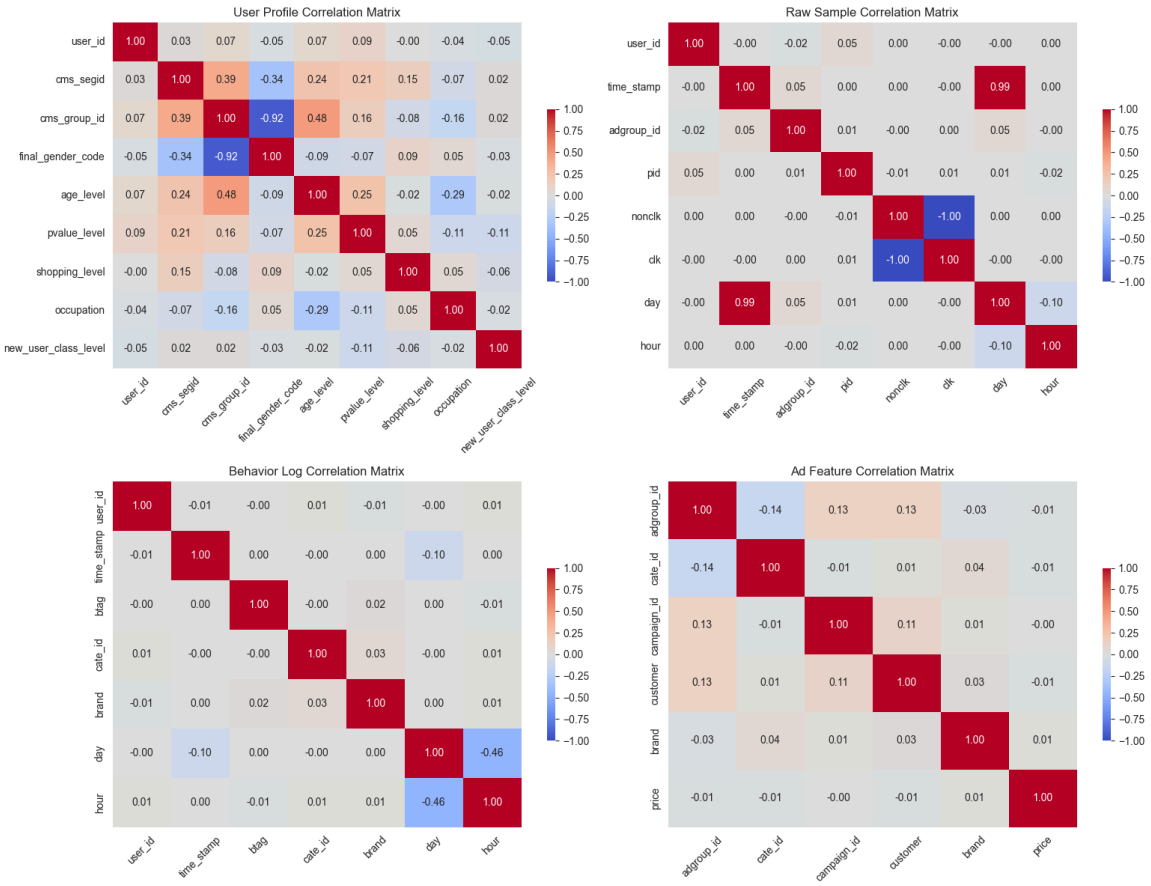


使用price_90 = np.percentile(ad_feature["price"], 90), sns.histplot(ad_feature["price"][ad_feature["price"] <= price_90], kde=False, bins=100)绘制前90%的数据

另外为了节约存储空间，这里顺便对pid进行编码。`raw_sample['pid'] = raw_sample['pid'].apply(lambda x: 1 if x == '430548_1007' else 2)`

2.1.4.5 corr

回到[data_visualization.ipynb](data_visualization.ipynb) 。



后三个数据的corr较小，我们这里重点分析**用户画像**。

首先是`cms_segid`与`cms_group_id`与性别、年龄都有一定的相关性，可能是相似的用户往往会聚在一起，而这种聚集与购物深度、职业、城市层级等特征关系很小。

现在不考虑userid、cms_segid、cms_group_id这三列，`age_level`与`pvakue_level`相关性为0.25，与`occupation`相关性为-0.29，年龄越大消费能力越高，越不可能为大学生。`pvalue_level`与`occupation`和`new_user_class_level`相关性都是-0.11，说明消费能力越高越不可能为大学生，越可能是一线城市。

2.1.4.6 合并数据

```
# 1. 合并 raw_sample 和 user_profile。通过主键user_id 字段进行连接。
merged_data = pd.merge(raw_sample, user_profile, on='user_id', how='left')
# 2. 再将上述结果与 ad_feature 合并。通过主键adgroup_id 字段进行连接。
ad_u_data = pd.merge(merged_data, ad_feature, on='adgroup_id', how='left')
```

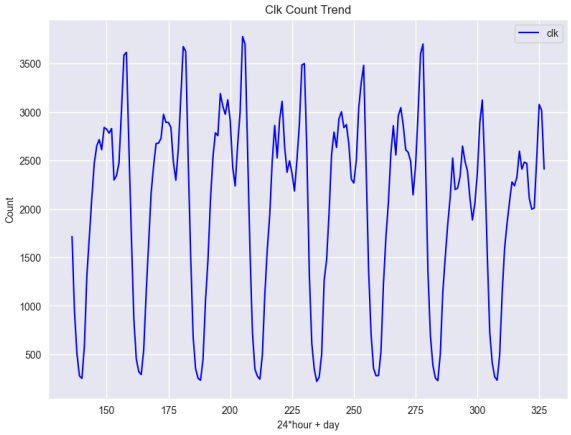
保存为`ad_u_data.csv`。

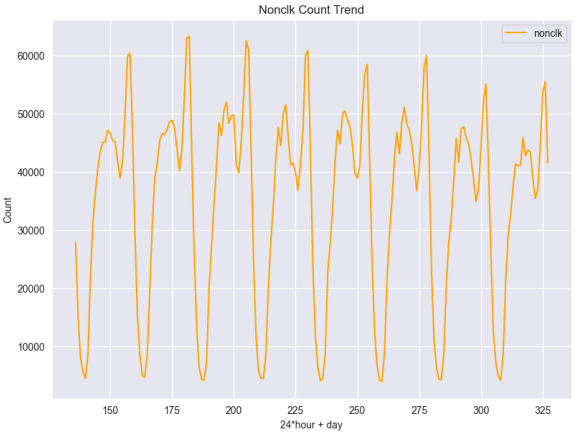
其实这等价于

```
SELECT * FROM raw_sample
LEFT JOIN user_profile ON raw_sample.user_id = user_profile.userid
LEFT JOIN ad_feature ON raw_sample.adgroup_id = ad_feature.adgroup_id
```

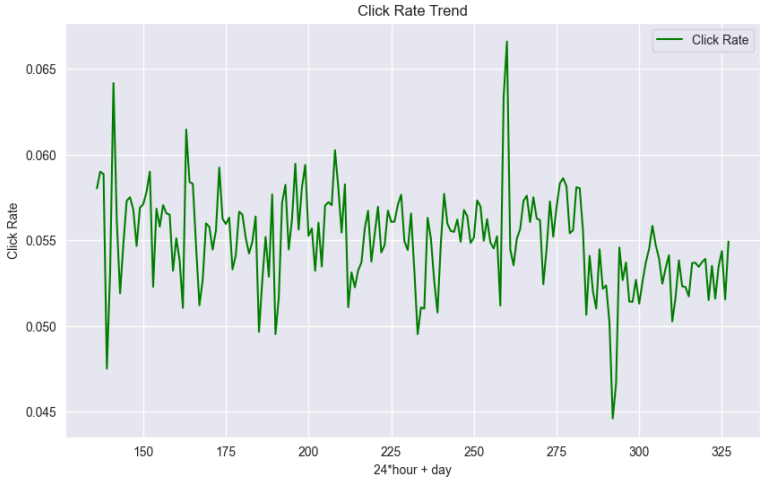
2.1.4.7 其余可视化

点击量/点击率的时间趋势：



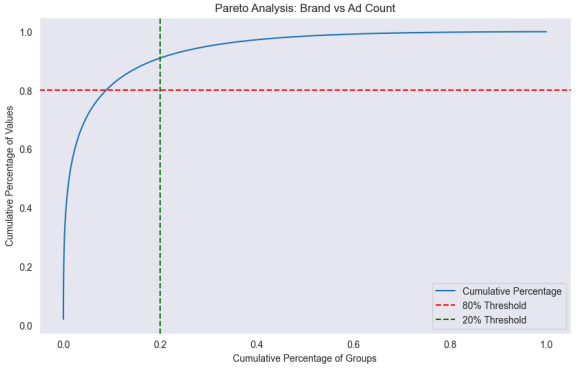


点击与不点击的数量随时间的变化趋势，十分有规律

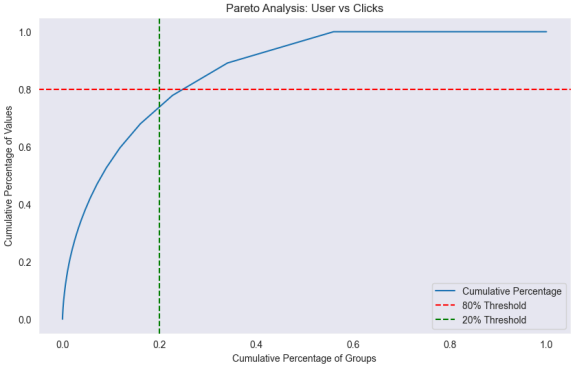


点击率的变化不大

二八定律：

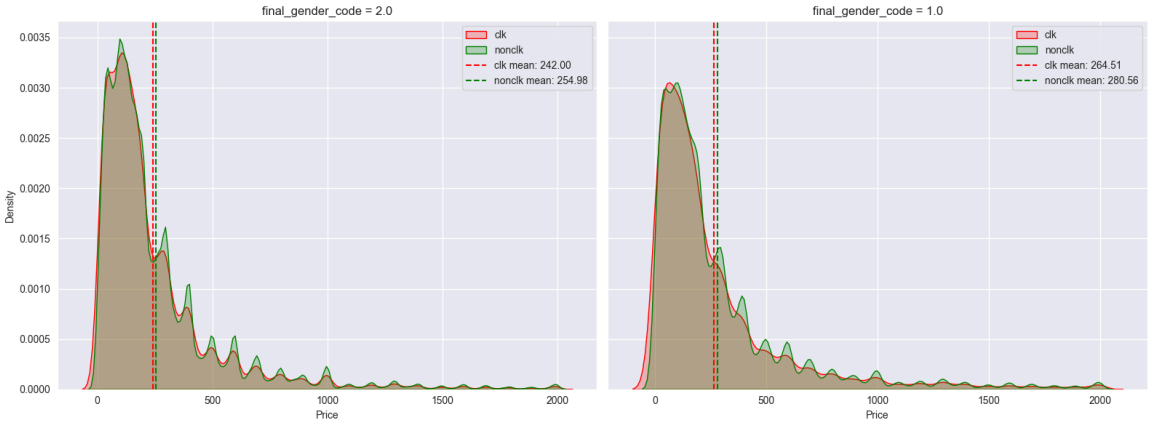


小于20%的品牌贡献了大于80%的广告数量



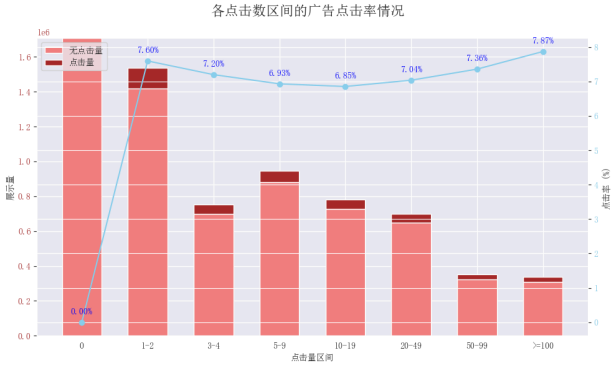
约20%的用户贡献了80%的点击量

性别、价格与点击率：

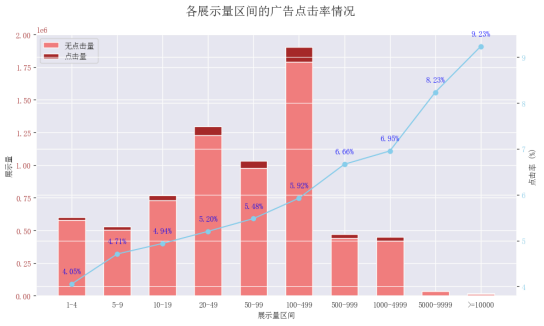


男性点击的商品价格一般比女性高，并且不点击的商品价格均值也都比点击的商品要高一点点

点击率与点击量的关系：



x轴是点击的次数，点击量低的可能是某些小众群体的喜好，点击量高的可能是大众喜好，所以点击量高一点。因为平台的展示量比较固定，点击量与点击率近似成正比，所以我认为这个图体现的信息不多。



x轴是展示的次数，展示次数多的点击率更高。这可能是与平台的正反馈的一个良性循环，质量越好、投放越精准的广告能让平台给予更大的支持力度，从而更加提升点击量与点击率

2.1.4.8 构建embedding向量

代码可见P_AD_3_book_optimbyGPT，这是书上的代码经过GPT优化后的版本(文件名包含book的就是纯照抄书上的代码，加上byGPT后缀的就是经过GPT修改了的代码)。

这个代码依据id进行embedding来训练(使用点积结果与clk的BCE进行训练)，书上最后给了acc评价指标(我还加上了AUC指标)，但是我觉得这样评估不合适，如果**只是使用id**进行embedding，本身无法泛化，而valid的会被train的id泄露(请看中间的shape输出，我写了注释的)，不然怎么acc那么高呢？所以这个模型是不可靠的，只是一个embedding的示例，或者是只是为了建模每个id的embedding而已。

另外暂时无法使用pytorch复现结果(模型几乎不会去预测类别为1)，原因未知。

模型输出如下：

```
User length: 116430, Ad length: 76846
Input data: ((524761,), (524761,))   # 整个数据集，属性为user_id, adgroup_id
(419808, 2)  # 训练集的shape
(289265, 2)  # 验证集的user_id在训练集中出现的次数
```

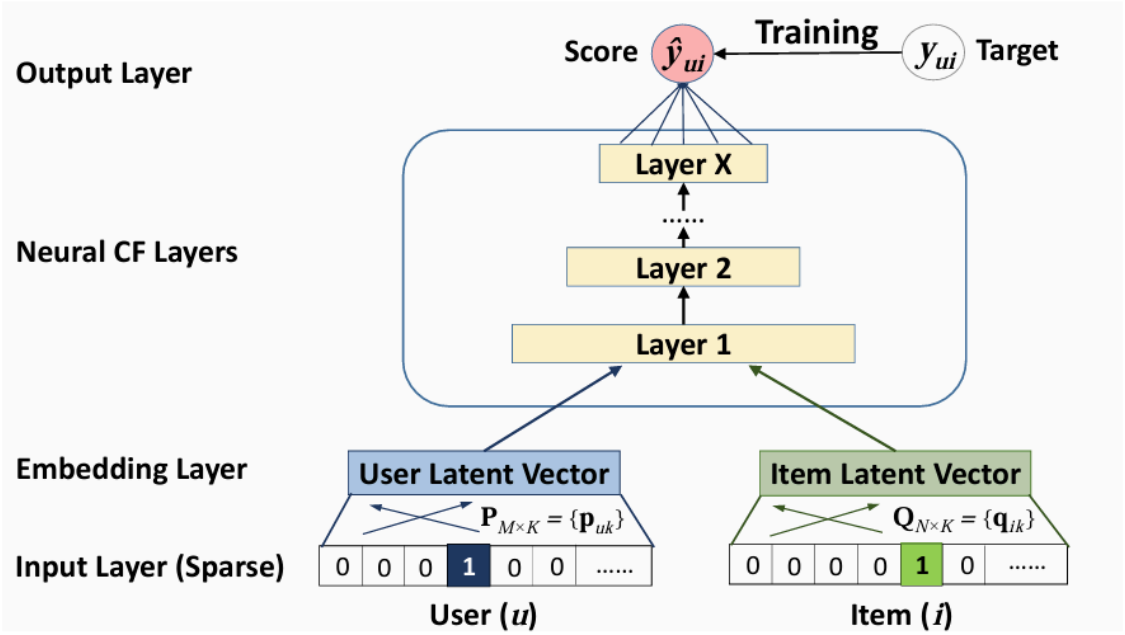
```
(341164, 2)  # 验证集的adgroup_id在训练集中出现的次数
(227251, 2)  # 验证集的元组在训练集中出现的次数
Model: "model"
__________________________________________________________________________________________________
 Layer (type)                Output Shape              Param #   Connected
```

2.1.5 特征工程

书里面的代码根本没办法运行，要么参数不对，要么OOM，准备看CSDN了，希望有用。

2.1.6 ItemCF

2.1.7 NCF



Neural Collaborative Filtering

这里主要实现NCF中的Multi-Layer Perceptron (MLP)：
用户潜在向量User Latent Vector为$P \in \mathbb{R}^{M\times K}$，物品潜在向量Item Latent Vector为$Q \in \mathbb{R}^{N\times K}$，其中$M$是用户数，$N$是物品数，$K$是潜在向量的维度。
将其拼接为$2K$维的向量，然后通过多层感知机(使用ReLU)，最后使用无bias的全连接层和激活函数得到预测分数。

论文中还有GMF(Generalized Matrix Factorization)、NeuMF(Neural Matrix Factorization)。
GMF是MF的一种推广，使用element-wise的乘法(即哈达玛积，这里wise的意思是a way of doing)来模拟用户和物品之间的潜在特征交互。
NeuMF是GMF和MLP的结合，通过将GMF和MLP的输出连接在一起，然后通过一个全连接层来预测评分。