

因果推断

在腾讯视频增长业务的应用

常铮/邹奇/林宜蓁

分享框架

一、业务场景落地：

- **Uplift 增益模型，加强用户理解。** 识别用户对策略的 HTE，优化策略收益
 - 1，uplift模型方法对比和模型效果评估
 - 2，四个实际落地案例
- **PSM 用户匹配，开展增量评估。** 作为AB实验的补充工具，评价策略效果
 - 1，对于PSM准入逻辑和评估步骤，总结了一套方法论
 - 2，四个实际落地案例

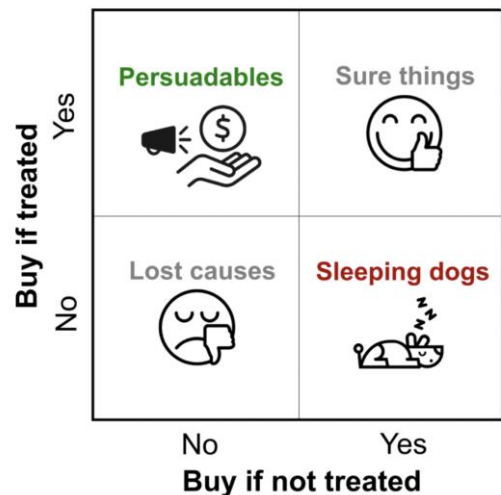
二、技术创新探索：

- 为解决海量样本的因果推断，我们封装了**SparkCausalML**，一个用来做因果推断的 PySpark 包

Uplift 增益模型

开始之前，让我们复习一下营销用户的四个象限

“干预”以发放优惠券为例。横坐标表示用户在“无干预”情况下的购买情况，纵坐标表示用户在“有干预”情况下的购买情况



- Sure things: 自然转化型用户，不管发不发，都会购买。
- Sleeping dogs: 南辕北辙型用户，不发优惠券会买，发了反而不买。
- Persuadables: 干预敏感型用户，只有发优惠券才会购买，不发则不买。
- Lost causes: 心如磐石型用户，不管发不发都不买。

响应模型 (Response Model)

VS

敏感模型 (Uplift Model)

人群	发优惠券 购买转化率	是否下发？	无优惠券 购买转化率	Uplift	是否下发？
A	0.9	是	0.9	0.0	待定
B	0.7	是	0.8	-0.1	否
C	0.4	否	0.1	0.3	是
D	0.2	否	0.2	0.0	待定

干预敏感型

Uplift 模型方法比较

使用 Uplift 增益模型来估计某种干预对个体行为的因果效应。

将人群 X 随机分为实验组和对照组，给实验组施加干预 T，计算某输出指标 Y 在两组中的差异，即为干预带来的增量。

$$Lift_i = P(Y = 1 \mid T = 1, X_i) - P(Y = 1 \mid T = 0, X_i)$$

● 常用 Meta Learner :

S-learner : One-Model的差分响应模型

把用户是否受干预 (T) 作为特征一起加入到模型构建中，在面对多类型干预的情况下（如干预金额大小不一样），也可以直接进行建模。

T-learner : Two-Model的差分响应模型

基于两个样本群体) 分别建立响应模型，对预测组的用户，分别使用两个模型进行预测，对预测结果进行差分，这个差分值就是干预的提升量 (uplift score) 。

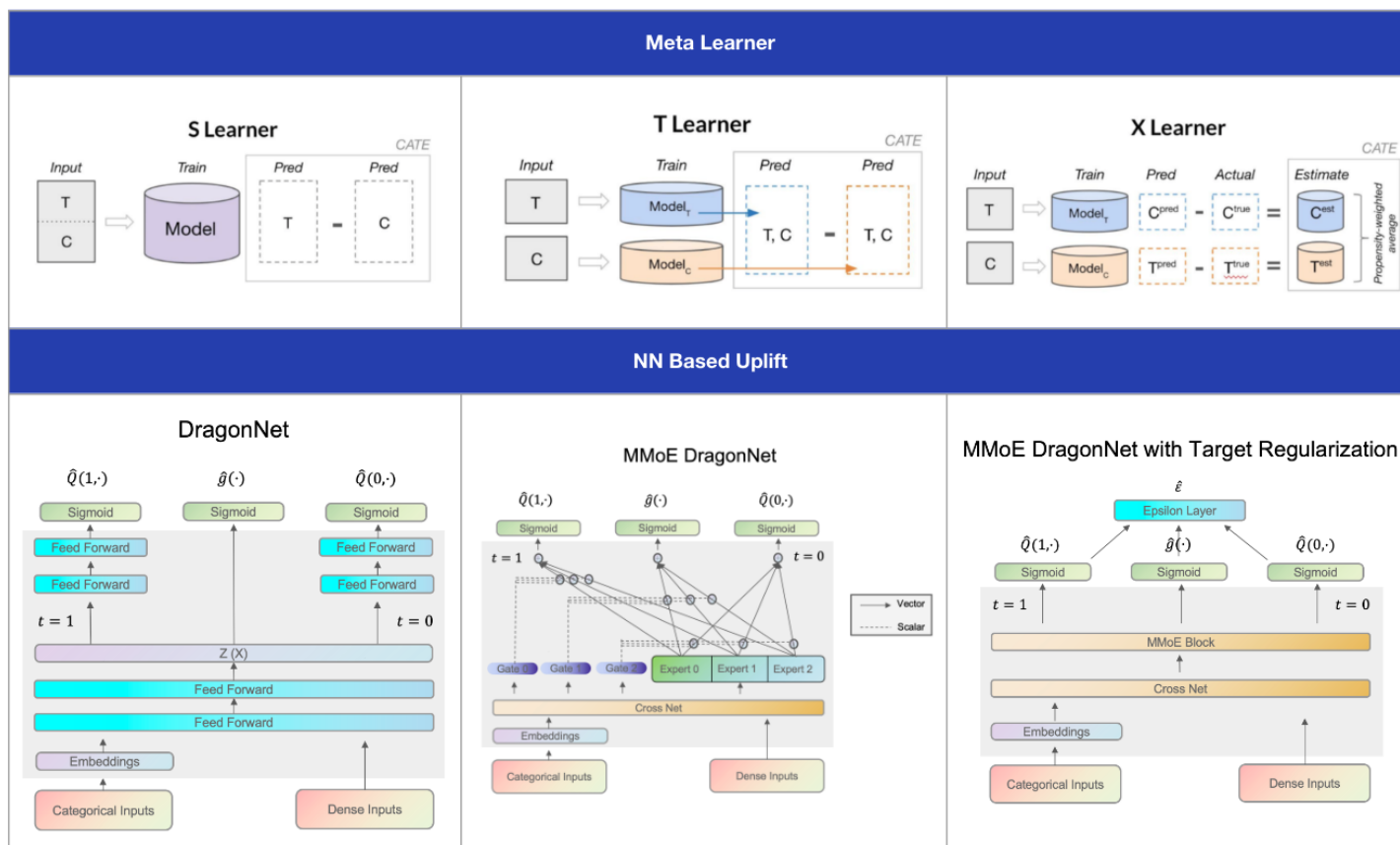
X-learner : 基于T-learner的反事实推断模型

用无干预模型预测有干预群体的无干预结果，用有干预模型预测无干预群体的有干预结果，通过与实际结果差分计算提升值，把提升值作为因变量重新构建双模型，最后引入PSM加权得到最后的提升评估结果。

● NN based 的深度模型 :

DragonNet (投放业务使用)

使用多任务方法，共享底层表征并将propensity score估计和uplift score估计合并到一个网络。

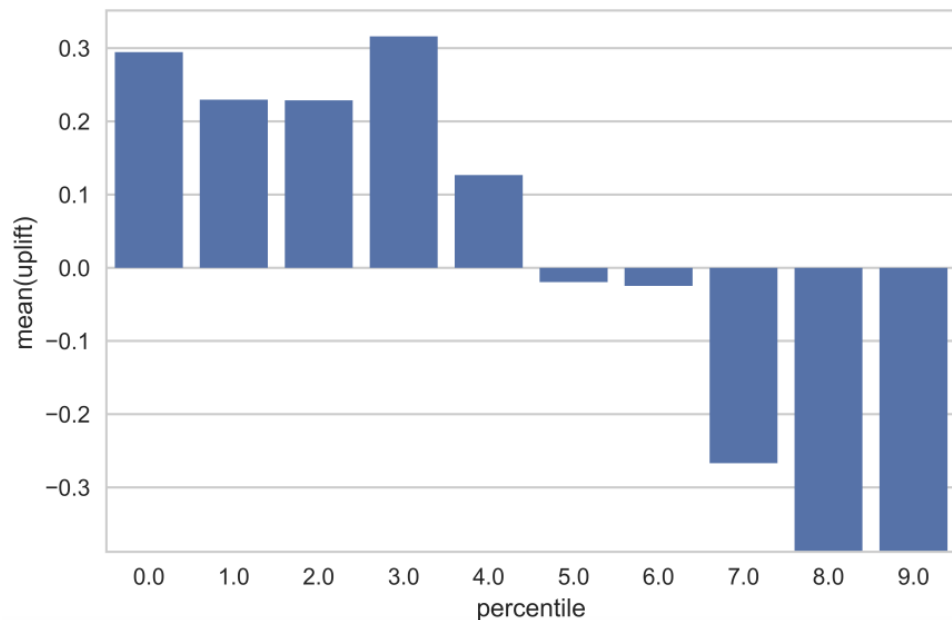


Uplift 模型效果评估

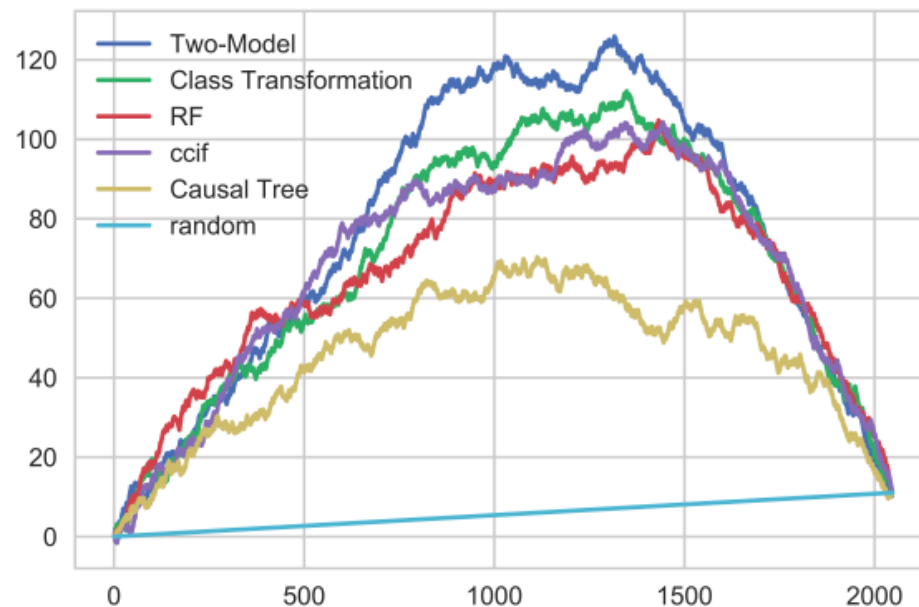
对于每一个样本只能进行干预或者不干预，无法获得相反的结果（反事实结果），因此，uplift没有ground truth，从而无法像回归模型中用均方误差RMSE之类的方式评估。

评估uplift模型的方式有Uplift 分位图，Qini曲线，等。

Uplift 分位图



Qini曲线



Uplift 敏感模型-应用案例汇总

序号	业务场景	Treatment	Outcome	业务效果
1	广告投放拉活	是否广告曝光	播放	播放转化率提升0.028pp
2	内部流量位运营	是否资源位触达	次留	次留从显著 -0.11% 变为 无显著差异
3	PUSH下发策略	是否减少下发条数	PUSH点击	点击率负向影响改善5.58pp
4	限免券下发策略	是否下发限免券	付费 & 播放	会员收入负向影响改善3.63pp

Uplift案例1-广告投放拉活

问题背景

背景

- 投放以 ROI 为主要考核目标，常见的优化方案投放前进行人群识别，精准锁定用户，这里落脚于投放前的高价值人群圈选。人群圈选最常见的为 Rule-based 圈选，业务利用经验定向投放人群，模型侧也有响应式模型圈选投放用户，组里去年年底也尝试了活跃度预测模型、播放预测模型等。

问题

- 响应模型核心解决投放用户低质量过滤问题，但是从预测结果中发现，质量高的用户大部分都是1-3天内活跃用户，这个跟增量常识与业务期待都不相符。所以，将问题重新定义成：业务需要“投放后，有增量且转化好”，也就是所谓“不拉不来播”的用户。那实际上，要回答的就是：如何建立“广告投放到活跃播放的关系”。

解决方案

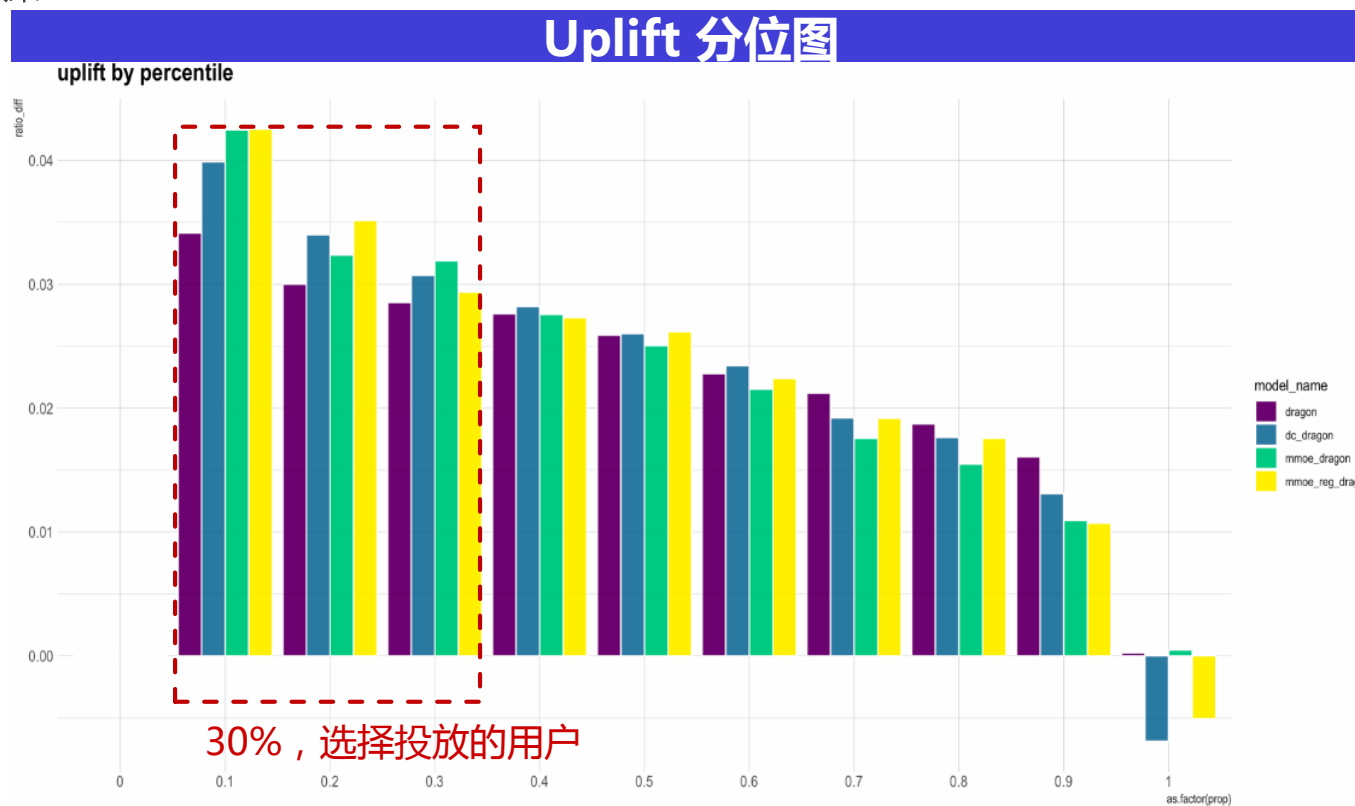
方法

- 使用增量模型（Uplift Model），定义“干预”为因，找出干预前后有转化增量收益的用户进而投放。以广告曝光为treatment，端内播放为outcome进行建模。

模型方法

最初版本的模型我们对样本数据进行了 100 万的抽样，利用 CausalML 包对 Uplift 进行了建模估算，主要使用较常用的 Meta Learner 方法。由于抽样单机的数据量级局限性，第二版本选用 Spark 对广点通曝光和 holdback 组约 8000 多万数据套用 XGBoost 算法进行全量建模，我们分别尝试了 S Learner 和 T Learner；整体效果符合预期，具备上线实验标准。后续我们又使用深度模型 DragonNet 对模型进行了重构，进一步拿到了收益。

下图为深度模型迭代的效果



业务效果

根据深度Uplift 模型的预测结果，选择top30%用户在RTA放行

相比通投，播放转化率的相对差异提升0.028pp，带来投放ROI的大幅改善

Uplift案例2-内部流量位运营



问题背景

背景

- 内部流量池，包括拍脸图/气泡/挂件等，是各种增长营销活动在app内影响用户的重要触点
- 但内流的使用，会对用户的端内浏览过程造成打扰，需要关注对平台的负向影响

问题

- 内部流量池的全局holdback实验显示，内流触达用户的平台次留指标出现了显著负向
- 需要控制对大盘的负向影响，同时又可满足业务对内流使用需求。

解决方案

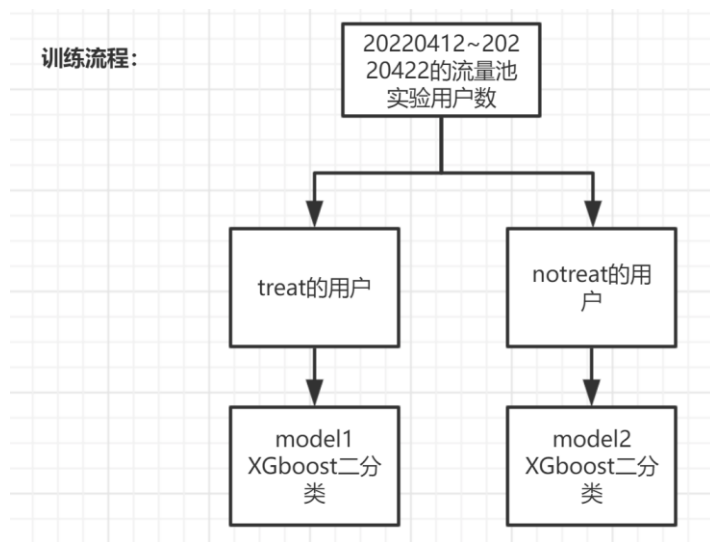
方法

- Uplift 建模
- treatment为是否被资源位触达，
- outcome为平台的次留

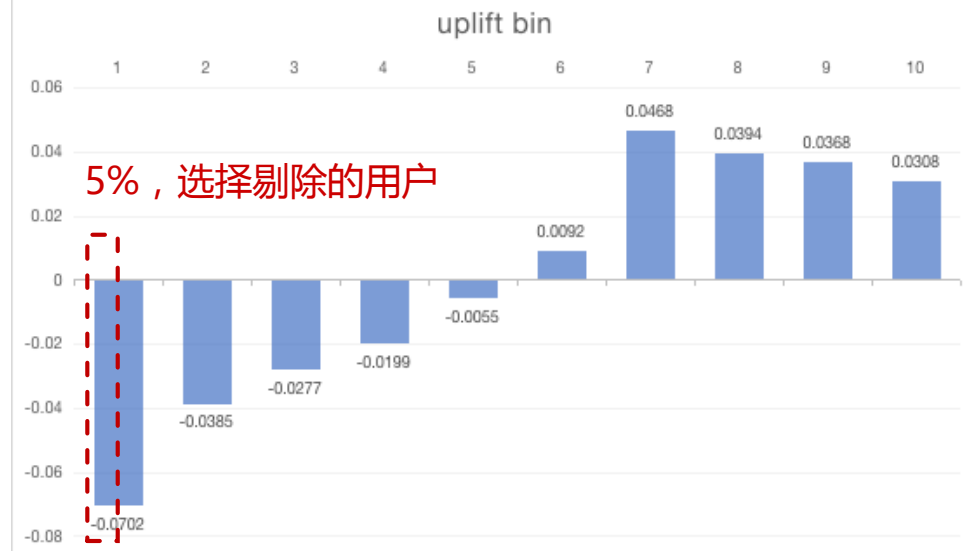
模型方法

- 特征：实验天当天，最近3天，最近7天，最近14天，最近30天的相关特征，包括但不限于：用户画像特征，机型特征，活跃特征，播放特征，互动特征，资源位触达特征，人口运营特征，会员状态特征等472个特征。
- 流程：使用XGB T-Leaner分别对treat和control用户进行留存的二分类训练，将训练出来的两个模型预测到的留存率相减，得到的就是预测出来的用户被treat和被control的uplift值。
- 模型预估效果：从deciles graph图可以看出，预测值与真实值在评估负向影响用户上具有趋势一致性；拉长周期看，一致性依然存在；负向影响用户占比也较为稳定，处于后30%分位数的用户，稳定为负向影响用户。经实验探索后，去掉月活uplift后5%分位的用户后，就可以实现对次留的无显著影响。

训练流程



Uplift 分位图



业务效果

根据Uplift 模型的预测结果，屏蔽top5%用户，不做内流资源位的触达

相比通投，平台次留的相对差异改善0.11pp，实验组对平台次留的影响已经不显著。

目前，该模型在线上做例行化部署，uplift top5%作为黑名单用户，任何营销策略均不触达

Uplift案例3 - PUSH下发减条数

问题背景

背景

- Push是用户增长中最常见的触达渠道之一，在各种策略不断叠加的过程中push的下发条数也越来越多，Push人均下发条数过高招致广泛投诉，希望体验优化

问题

- 为了优化用户体验上线了减条数实验，然后push降低条数后，点击量，点击率都有下降，UTR显著下降-9.37%
- 尝试各种手动维度下钻亦无法找到条数下降但依旧会点击的人群

解决方案

方法

- treatment : push下发条数的减少，
- outcome : 是否点击push

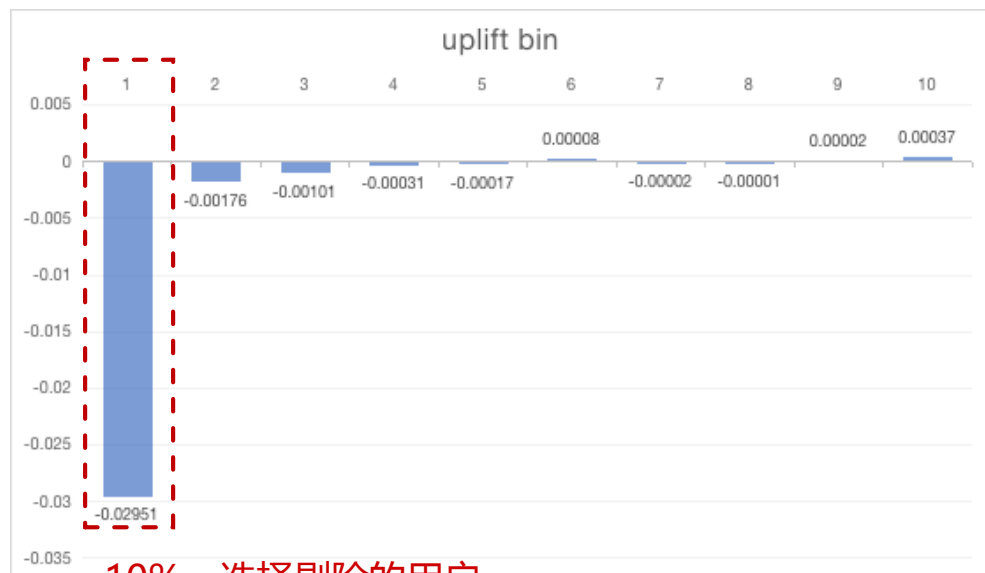
模型方法

XGB S-Learner :

用t-7 ~ t-1的实验数据训练模型，预测第t天的uplift值，找到push减发点击概率不变的用户（uplift值排序前90%）进行减发；对点击概率下降的用户（uplift值排序后10%）重新加回原来的条数。

用户类型	干预后转化率	正常转化率	增量收益	目标
push减发无动于衷	0	0	0	需要找到的用户群体
push减发后仍忠实	1	1	0	
push减发后转化	1	0	1	最佳用户群体，可能极少或不存在
push减发后负转化	0	1	-1	需要重新增加条数的用户群体

Uplift 分位图



10%，选择剔除的用户

业务效果

根据Uplift 模型的预测结果，屏蔽top10%用户，不做push下发条数删减

相比全量减发，7日内活跃用户UTR指标负向影响的相对差异改善了5.58pp

Uplift案例4 - 限免券下发策略

问题背景

背景

- 为了提升非会员用户在端内的体验，产品策略上尝试对非会员用户下发限免券，用户可凭限免券观看会员剧集
- 实验数据显示，下发限免券用户的播放时长明显提升3.19%，但会员收入有较大负向影响-7.16%，不可接受
- 按照付费模型区分用户开展分析，我们发现可以降低对会员收入的负向影响，但同时播放时长的收益也将大幅稀释
- 需要平衡“会员开通负向影响”与“播放时长正向收益”，希望找到下发限免券对会员负向影响小，但同时对播放时长提升大的人群，进行精细化运营。

解决方案

方法

- 双目标Uplift增量模型，treatment为活动曝光，outcome为是否付费和是否播放

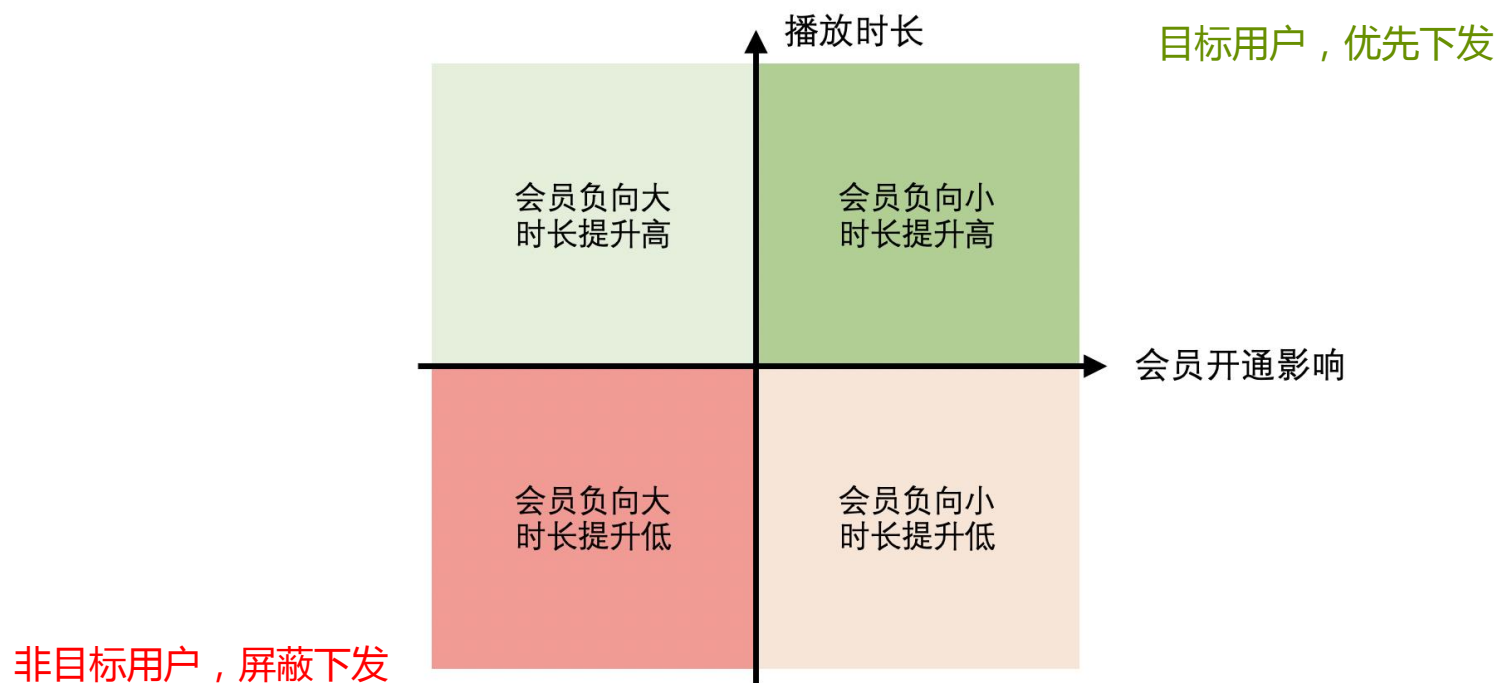


模型方法

同时构建两个uplift模型：曝光活动后是否播放、曝光活动后是否会员付费，得到两个Uplift分值。

将两个Uplift分值，先做标准化统一量纲，然后按一定比例融合得到综合uplift分

按照融合uplift值分桶排序，找到需要屏蔽下发的用户。



以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/576052102052010042>