

# 阿里文娱智能营销增益模型 (uplift model) 技术实践

阿里文娱算法专家 窦晴





阿里大文娱 | **YOUKU**

阿里巴巴影业集团  
**Alibaba Pictures**

大麦

酷漾娱乐  
**COOL YOUNG**

阿里互娱

阿里体育  
**Alisports.com**

# 目录

contents

01

智能营销面临的挑战及  
uplift model的价值

02

Uplift model建模与评估方法

03

Uplift model在淘票票智能  
票补中的应用

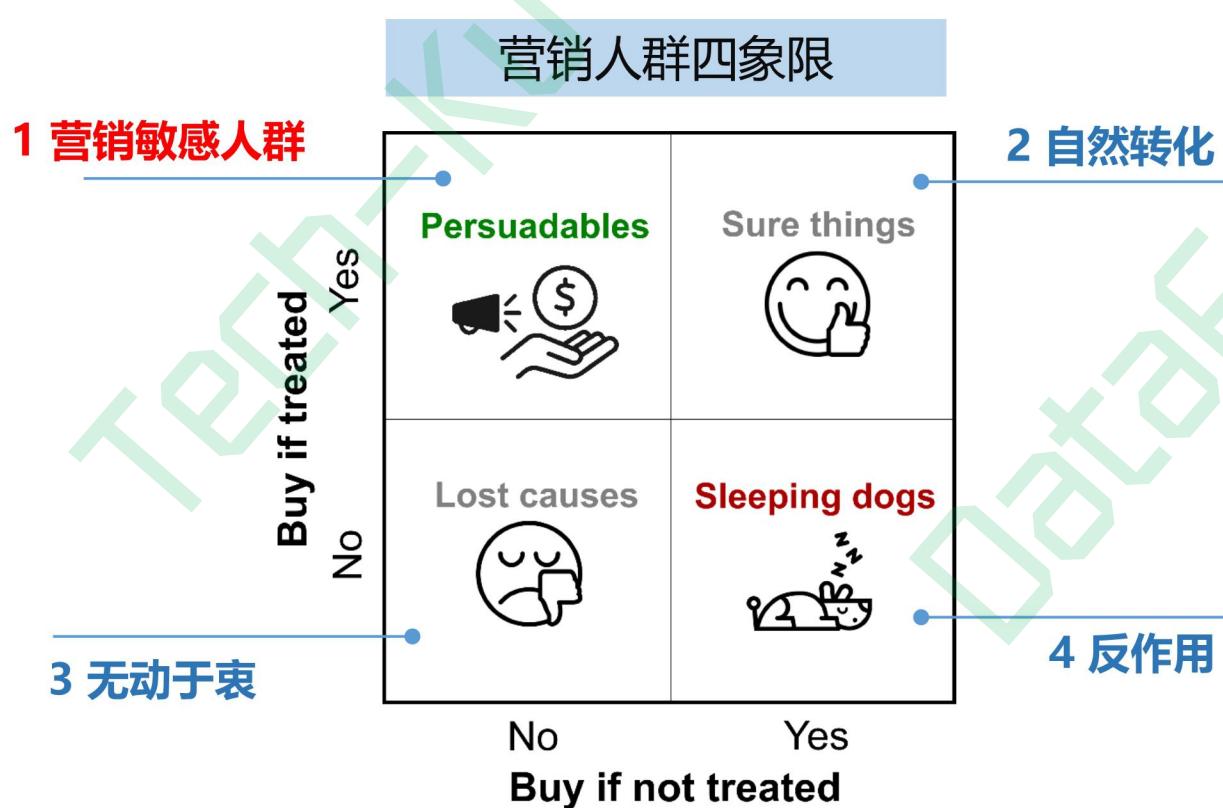
04

技术思考与后续规划

# 智能营销的目标与挑战

**智能营销的目标：**利用大数据/算法实现以人为中心的精准营销，最大化营销推广效率

**关键挑战：**找到最有可能被营销活动积极影响的用户，即**营销敏感人群**



# Uplift model在智能营销中的价值

传统response model能否实现营销效率最大化?

User 1 广告CVR 0.8%

User 2 广告CVR 2.0%

假设只有一次广告曝光机会，应该向哪个用户投放广告？

	广告CVR	无广告CVR	uplift
User 1	0.8%	0.2%	0.6%
User 2	2.0%	1.7%	0.3%

最大化总体CVR 等价于最大化uplift

Uplift model v.s. response model两者的差异:

- Response model: 看过广告之后购买的概率 (correlation, 无法区分营销敏感人群和自然转化人群)
- Uplift model: 因为广告而发生购买的概率 (causation, 精准定位营销敏感人群)

**Uplift model是智能营销的基石：**预测每个用户对于营销推广活动的敏感程度，驱动营销策略制定，促成营销效用最大化

# 什么是Uplift model?

## Uplift model的定义

增量模型，用于预测/估计某种**干预**对**个体状态/行为**的**因果效应** (ITE, individual treatment effect)

**形式化**  $p(Y_i|X_i, T_i = 1) - p(Y_i|X_i, T_i = 0)$

Y: Potential outcome X: User feature T: Treatment indicator

**挑战** 数据不完整/反事实

**理论依据** 当CIA假设成立时 ( $X_i \perp T_i$ ， 样本特征X与T独立)， 条件平均因果效应 (CATE)

$$\tau(X_i) = E(Y_i(1) - Y_i(0)|X_i) = E(Y_i|X_i, T_i = 1) - E(Y_i|X_i, T_i = 0)$$

**本质** 从control/treatment两组无偏样本中学习 $\tau(X_i)$ ， 通过模型的泛化性对未知样本进行预测

**实验机制** 随机化实验，如A/B test，对平均因果效应的量化至关重要

# Uplift model建模算法1：Differential response (two-model)

## 形式化

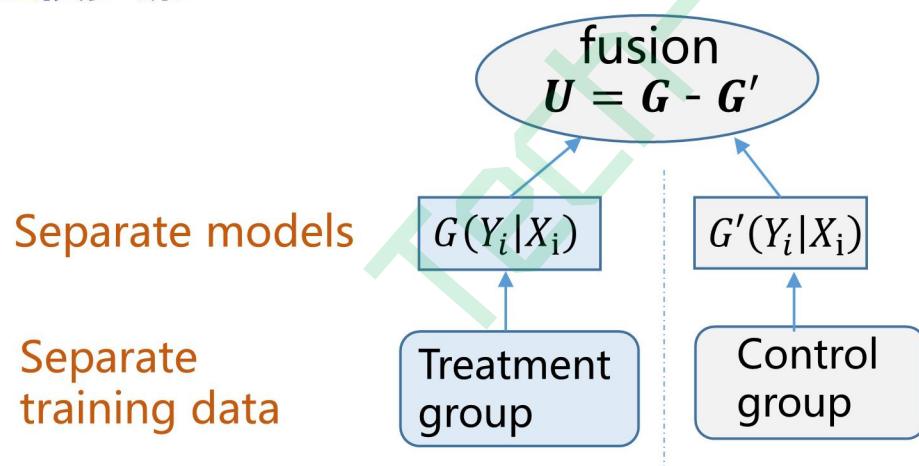
$$uplift = G(Y_i|X_i, T = 1) - G'(Y_i|X_i, T = 0)$$

Y Potential outcome

T: Treatment indicator

X: User feature

## 建模步骤



参数T的作用体现在训练样本的选择上，此时两个子模型的训练样本完全隔离独立

## 优点:

- 原理简单，容易理解
- 可以直接套用现有的分类模型  
(LR/GBDT/NN...)

## 缺点:

- 双模型打分误差累积
- 并非直接建模uplift，容易忽略能够引起uplift的微弱信号

# Uplift model建模算法2：Differential response (one-model)

## 形式化

$$uplift = G(Y_i|X_i, T = 1) - G(Y_i|X_i, T = 0)$$

Y Potential outcome

T: Treatment indicator

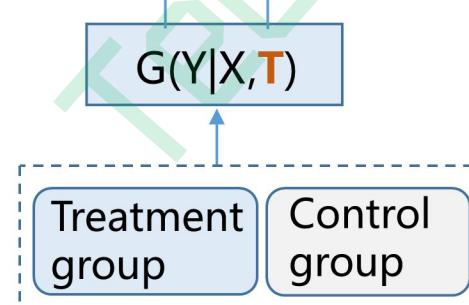
X: User feature

## 建模步骤

$$uplift = G(Y_i|X_i, T = 1) - G(Y_i|X_i, T = 0)$$

One model

Unified training data



模型统一，训练数据打通，干预参数T  
作为模型特征之一

## 优点:

- 可以直接套用现有的分类模型 (GBDT/LR/NN...)
- 训练数据共享，模型学习更充分
- 避免双模型误差累积
- 通过一个模型可以对multiple-treatment 进行建模，实用性更强

## 缺点:

- 基础模型仍是响应模型，对uplift的建模是间接的，模型效果还有提升空间

# Uplift model建模算法3：Modeling uplift directly

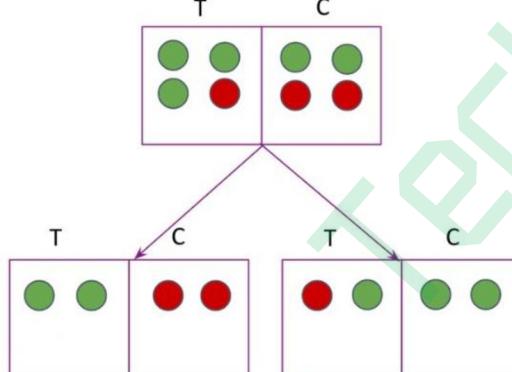
## 基于树模型的uplift model

传统树模型的分裂规则

$$\Delta_{gain} = info_{after-split}(D) - info_{before-split}(D)$$

Uplift model的分裂规则

$$\Delta_{gain} = D_{after-split}(P^T, P^C) - D_{before-split}(P^T, P^C)$$



概率分布差异性度量：

- KL散度
- 欧氏距离
- Chi-平方距离

优点：

- 模型直接量化uplift，对uplift的量化更灵敏更精准

缺点：

实际应用中需要对机器学习模型进行大量的改造和优化，实现成本较高

- Loss函数改造
- 模型收敛性
- 泛化能力

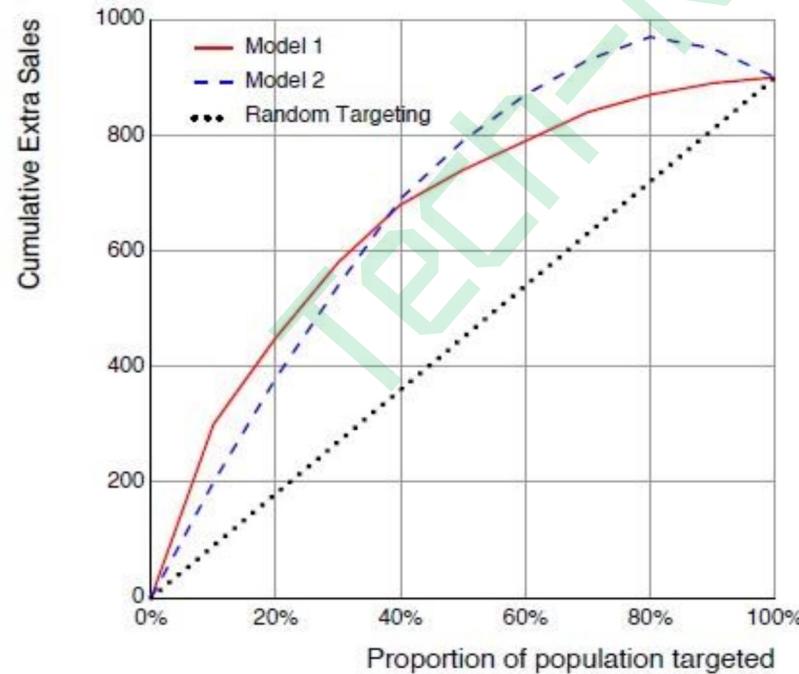
- Nicholas J. Radclie and Patrick D. Surry. Real-World Uplift Modelling with Significance-Based Uplift Trees, White paper, Stochastic solution Ltd, 2011
- P. Rzepakowski, S. Jaroszewicz. Decision Trees for Uplift Modeling, ICDM'2010
- Zhao, Yan & Fang, Xiao & Simchi-Levi, David.Uplift Modeling with Multiple Treatments and General Response Types, Proceedings of the 2017 SIAM

# Uplift model评估

**难点：**单个用户的uplift ground truth未知，传统的衡量指标（如AUC）不适用

**解法：**构造特征相似的两组镜像人群，将两组人群的表现差异作为uplift ground truth

**经典指标：**AUUC (Area Under the Uplift Curve)



当control/treatment group符合CIA假设时，可按照两组用户的预估uplift score进行降序排列来对齐构造“镜像人群”

Gain for the 10% highest scoring customers =

$$\begin{aligned} & \text{\% of successes for top 10\% treated customers} \\ & - \text{\% of successes for top 10\% control customers} \end{aligned}$$

其他衡量指标：

- Validated qini
- Monotonicity of incremental gains
- Maximum impact

# Uplift model在淘票票智能票补中的应用

**业务目标：**对进入淘票票首页的用户个性化发放影票补贴，在预算和ROI的约束条件下，提升平台总体购票转化率。

## 天降红包场景特点

- 反馈响应快：**进入淘票票首页瞬间弹窗
- 红包类型多：**新人券/通用券/影片券/影院券
- 红包约束：**有效期/使用门槛/叠加限制/特定影片/特定人群
- 用户行为漏斗：**曝光-领取-核销

### 运营经验

- 货 (红包类型)
- 约束 (预算/ROI)
- 业务规则 (疲劳度/去重)

### 算法赋能

- 智能匹配：人-权益
- 发给谁、发什么

### 业务目标

红包资金利用  
效率提升



# 业务问题抽象与建模

**目标** 预算有限、核销ROI的约束条件下，最大化红包撬动效率

**抽象** 将红包金额的个性化分发，抽象为分组背包问题（MCKP）

$$\begin{aligned} & \arg \max_X \sum_i \sum_k \Delta p_{ik} X_{ik} \\ s.t. \quad & \sum_i \sum_k \beta_{ik} X_{ik} A_{ik} / \sum_i \sum_k \beta_{ik} X_{ik} w_k \geq ROI \quad \text{---ROI约束} \\ & \sum_i \sum_k \beta_{ik} X_{ik} w_k \leq B \quad \text{---预算约束} \\ & \forall i, k \quad X_{ik} \in \{0,1\} \end{aligned}$$

**关键技术**

1. 用户红包敏感度建模 (uplift model)
2. 全局效用最大化

**挑战**

1. 建模：数据稀疏性，红包发放频率低
2. 效用最大化：求解复杂度高，流量变化

转化率uplift= 红包转化率 - 自然转化率  
 $\Delta p = P(Y|t=1) - P(Y|t=0)$

$\Delta p_{ik}$  用户*i*在红包*k*作用下的转化率uplift  
 $\beta_{ik}$  用户*i*对于红包*k*的核销率  
 $A_{ik}$  用户*i*在红包面额*k*作用下的转化金额  
 $w_k$  红包*k*对应的面额  
 $X_{ik}$  用户*i*是否发放红包*k*,  $x$ 为策略矩阵  
 $B$  红包预算上限

# Uplift model建模实践

**建模对象** 预测各个用户在不同红包金额下的转化率uplift，构建千人千面的敏感度曲线

Calibration



Uplift model

$$uplift_i^k = G(Y_i|X_i, T = t_k) - G(Y_i|X_i, T = 0)$$

$G(Y|X, T)$   
one-model  
multiple-treatment

Training data

Control group

基准组，不发放  
红包

Treatment group

实验组，小流量随机  
探测

**用户敏感度曲线拟合必要性：**

- 训练样本有限导致预测有偏差，拟合之后让结果更符合先验假设
- 训练数据的面额范围有限，函数拟合可以支持更多面额的预测

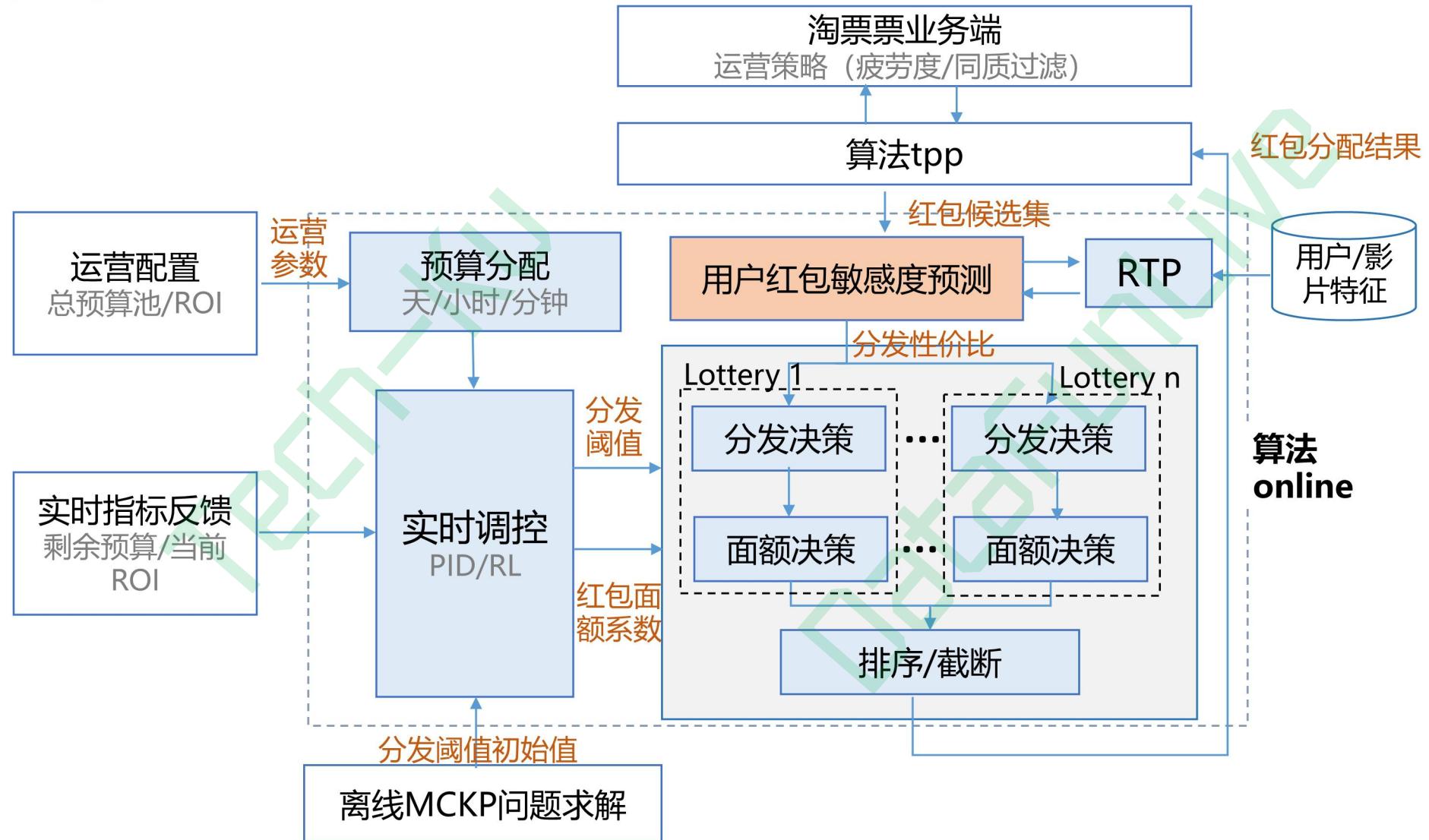
**模型特征：**

- $X_U$ : 用户基础属性/观影行为/红包反馈
- $X_C$ : week of day/hour/source
- $T$ : 红包金额

**实验机制：**

- 随机分桶实验 (A/B)

# 算法框架



# 技术思考和后续规划

## 智能营销的趋势

- 营销手段越来越复杂，玩法越来越多 (例如，平台通用券->影片券)
- Treatment维度剧增 (红包金额->券种类\*多金额)

## 技术挑战

- Uplift问题建模升级，单一维度->多维度建模
- 对无偏样本规模要求更高，样本稀疏性问题严重

## 求解思路

- 多任务学习 (MTL)，联合多场景建模，缓解样本压力
- 无偏样本构造 (propensity score/matching)

## 其他值得关注的研究方向

- 多种营销工具共存产生的相互影响
- 长期uplift收益建模：用户与平台的博弈，长期营销下用户心智的变化

# Q&A

序号	问题	姓名	解答
1	如何利用模型决策个性化激励手段	谭孟泷	<p>Multiple treatment uplift model</p> <p>1、如果预算充足，用户之间不存在资源冲突，则可以站在单个用户角度，对比不同激励手段的uplift来优选增量价值最大的手段；</p> <p>2、如果预算有限，则需要从全局视角综合考虑，通过建模和求解带约束的组合优化问题来进行决策；</p>
2	智能营销在线上实验效果评估时如何保证A,B实验效果可信，是否有借鉴因果推断相关的分析框架及具体落地	张鹏	<p>随机化实验方法论，满足因果推断的无偏性：</p> <p>1、上线前进行A/A验证，实验周期不能太长，定期shuffle；</p> <p>2、使用科学实验的统计方法，确定最小样本量，对实验结果进行显著性检验；</p> <p>若无法实施随机实验，需要借助因果推断手段估计因果效应（匹配/工具变量）</p>
3	营销通常多种策略并行，也会有多种场景对人群覆盖，如何排除干扰进行效果对比	肖见宇	采用分层实验平台，各层实验流量拆分相互正交，保证其他营销策略对于当前实验各个分桶的影响是一致的



阿里大文娱 | **YOUKU**

阿里巴巴影业集团  
**Alibaba Pictures**

大麦

酷漾娱乐  
**COOL YOUNG**

阿里互娱

阿里体育  
**Alisports.com**

# 让年轻人的快乐更阳光

