

## 项目说明

- 背景（解释为什么要做这个项目，为了什么人，解决什么问题。）
- 方案（包括业务功能设计方案和技术设计方案）
- 团队，包括团队层级和角色。
- 结果
  - 可见的部分。
    - (1) 产品、服务、产品说明文档等；
    - (2) 代码、运行环境、生产线（CI/CD pipeline）；
    - (3) 各种过程说明性和控制性文档（需求分析、设计、代码规范、团队契约等）等实物。不可见的部分。比如，投入产出情况、项目完成质量、在线系统运行状况、各种业务数据监控指标、过程控制指标，等等。

## 项目名称：商品补贴优化项目

### 礼金优化

#### 【解决的问题】

商品补贴项目旨在解决零售用户增长场景下的补贴挑战。平台通过商品补贴，来提升商品销量，进而增加新客获取并提高商品利润。然而，补贴总成本有限的情况下，需要找到最优的百万量级的商品补贴方案，最大化新客获取和商品利润。

#### 【关键挑战】

成本控制: 用增每天需要补贴百万用户，零售商品有千万量级，而用增成本有限，需要在一定成本的限制下，确保商品补贴的方案能够达到最大化的效益，同时平衡商品销量和利润的关系。

百万级商品规模: 面对庞大的商品数量，需要找到高效的算法和优化方法，以便在合理的时间内得出最佳的礼金分配方案。

## 【方案】

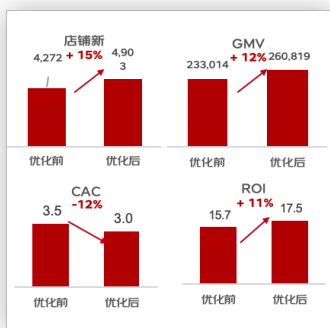
基础能力：商品池初选，商品量价关系，优化算法

输入商品、获客力得分、目标人群标签和应用流量场（新人价/重逢价/首购礼金/品类会场/机器落地页等），通过流量场的量价关系模型，输出建议商品最优价格建议，并输出每个建议价格下的预估获客数、GMV和MAC等关键指标）。

## 【结果】

礼金优化算法: 搭建了商品补贴的优化算法框架，能够在庞大的商品规模下快速计算出最佳的礼金分配方案。

提升商品销量和新客获取: 通过礼金优化项目，提高了平台的商品销量，获取了更多新客。与伊利品牌进行合作，共15个商品，通过运筹优化调节礼金面额，最终实验结果CAC（获客成本）下降12%，店铺新用户增加15%，ROI（投入比）提升11%。



图书品类完全按照商品策略礼金方案设券，包含1.19万商品数，其中礼金商品数1.11万，10.16号-10.19号上线期间效果如下，在roi提升40%，cac降低19%的情况下，品类新提升35.65%（2.8k/天）；

## 【技术点说明】

商品池初选：

量价关系：方案1，回归模型；方案2，回归拟合公式。

运筹优化：

## 项目名称：运营规划器

### 【解决的问题】

平台规划器解决的是在一定平台资源（成本、push资源）的限制下，通过运筹优化求解，实现 自动化生成用户目标最大化的平台运营任务。

#### 【关键挑战】

平台资源限制，用户目标最大化。

#### 【方案】

**运营规划器包括两大核心子模块，分别是以任务运筹优化为核心的任务规划模块，以及以日常人群和物料投喂为核心的任务调度模块。**通过对业务场景中历史运营任务进行抽象定义原子任务，并抽取原子任务中的人群、渠道和成本效率等指标，在此基础上基于业务目标和成本约束，自动化进行运筹优化计算，输出最优的任务集和人群干预规模。

#### 【结果】

切量5%的流量实验来看，老客用户运营任务上，运营规划器在js\_push、app\_push和短信的干预转化率为0.088%、0.018%和0.079%（平均0.062%），而机器人工干预转化率为0.013%、0.006%和0.043%（平均0.021%），运营规划器干预转化率整体提升0.04pp

#### 【技术点说明】 运筹优化

## 项目名称：增长出价模型

#### 【解决的问题】

增长出价模型本质解决两个问题，一是定义广告场景什么用户是值得加价的用户，二是基于加价种子用户根据用户相似度扩大用户的规模，使得加价潜力人群成为加价种子人群。基于用户价值和稀缺程度的外投算法(聚类、lookalike, GNN等)，对外投用户进行最优化增长出价，实现成本不变的情况下，最大化业务目标(DAU,MAU,广告收入)。

#### 【关键挑战】

广告场景历史数据缺失，用户历史出价上限固定

#### 【方案】

出价模型将基于人群格子的划分，通过价值模型、业务及渠道特性的判定，寻找到人群增益效果与成本消耗之间的最优关系，并通过底层模型服务指导业务应用，实现ROI不变的前提下，增量指标的提升、特定人群的冲量任务达成。

一期方案，特征结合用户增长系数标签、CVR预估等两个关键特征，将用户划分为多倍加价、普通加价、不加价以及不投用户。

二期方案，“**多方向人群扩散+人群分类优选**” LR分类模型，1、随机加价，带来某个指标提升的用户为正样本/种子用户（依赖：实验，业务定义）；2、用 LR 模型去做个分类模型，种子样本为正样本，随机选取非种子样本为负样本，然后训练一个分类模型去给所有用户打分排序。

LR模型的构建方式分为两种，一种是常规的LR模型，正样本为业务定义的种子用户，从其余用户中随机抽样抽选负样本；一种是PU Learning，只约定正样本，不约定负样本（原因是，没有选为种子用户的用户不一定是真实的负样本）

【结果】

【技术点说明】

<https://www.jiqizhixin.com/articles/2018-10-17-3>

## 项目名称：同质人群建设

【背景】

AB实验中，实验组收到其他营销策略的影响，导致实验对照组用户不同质，无法分析策略效果。

【解决的问题】

【关键挑战】

【方案】

【结果】

【技术点说明】 人群同质化分析，同质人群挖掘

礼金优化

运营规划

增长出价模型