

金融智能营销中的建模与策略优化

史远 2019-05

极客时间 | 企业服务

想做团队的领跑者需要迈过这些"槛"

成长型企业,易忽视人才体系化培养企业转型加快,团队能力又跟不上



从基础到进阶,超100+一线实战 技术专家带你系统化学习成长

团队成员技能水平不一, 难以一"敌"百人需求



解决从小白到资深技术人所遇到 80%的问题

寻求外部培训,奈何价更高且 集中式学习



多样、灵活的学习方式,包括 音频、图文 和视频

学习效果难以统计,产生不良循环



获取员工学习报告,查看学习 进度,形成闭环



课程顾问「橘子」

回复「QCon」 免费获取 学习解决方案

极客时间企业账号 # 解决技术人成长路上的学习问题

目录



- 金融营销工作简介
- 问题分析
- •解决方案
- •未来工作

营销是互金服务的核心能力之一



营销

目标是"获客"

「改善产品:增加竞争力 (不用花广告费)

普通广告:增加曝光度(渠道费用)

权益型广告或活动:增加吸引力(渠道费用+权益费用)

•••••

风控

目标是衡量风险,在风险和收益间找到最佳平衡点

• • • • •

美团金融营销的场景举例



支付

拉新:限定营销预算,通过权益活动,获取美团支付的新用户

促活:限定营销预算,通过权益活动,获取美团支付的活跃用户

提升支付成功率:限定引导次数,获取喜欢免密支付、指纹支付的用户

成本优化:限定预算,获取指定支付通道的用户

保险

热点套餐挖掘:挖掘出较多用户感兴趣的<保费、赔付条件、赔付金额>组

合,供保险公司参考,形成多个热点套餐

套餐推荐:限定赔付率,个性化推荐保险套餐,获取购买保险的用户

信贷

拉新:限定营销预算,统筹营销的<用户、渠道、权益>,获取授信用户

促活:限定营销预算,统筹营销的<用户、渠道、权益>,获取借贷用户

美团金融营销的场景举例



美团支付营销拉新



外卖延误险套餐推荐





- 用户需求是个性化的(低 保费 or 易出险 or 高赔 付)
- 平台需要控制赔付率
- 可通过个性化推荐保险套 餐(即保费、赔付条件和 赔付金额的组合)来实现

- 需解决问题的共性: 限定投入的资源, 要求产出最大
- 智能营销:使用AI技术,提升营销的效率(产品流、运营流都适用)

目录



- 金融营销工作简介
- 问题分析
- •解决方案
- •未来工作

问题分析(智能营销要解决的问题)



目标

产出最大

手段

向对象(比如:用户、流量等)施加最佳的营销动作(Action)

约束

投入的资源受限

- · Action有多种
- 对每个对象施加不同Action时,会有相应的资源消耗和相应的产出
- 解决一个分配问题——给每个对象分配一种Action后,使得:

$$Max(\sum_{i}N_{\text{$\hat{g}}_{i} \land \text{γ}})$$

$$s.t.$$
 $\sum_{i} M_{\text{$\hat{g}$}i \cap \text{$\hat{g}$}j \cap$

问题分析(结合场景理解)



营销场景	目标	手段	约束
美团支付拉新	绑卡人数最大	Action是给用户分配不同的 权益	权益的总费用不超过预 算值
保险套餐的推荐	保单量最大	Action是给用户推荐不同的 保险套餐	赔付率小于预算值
信贷拉新	授信人数最大	Action是给用户分配不同的 营销渠道、权益等	"渠道+权益"的总费用 不超过预算值

为方便讲述,后文只以美团支付拉新场景为例进行展开

问题分析(以美团支付拉新场景为例)



目标

绑卡人数最大

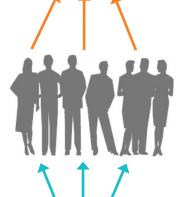


给到访的用户(即流量)展示不同的权益



营销资金受限(或者 获客单价受限)









• Action有多种:

- 不给权益
- 给现金等价类权益: 立减X元, 随机减
- 给其它类型的权益:外卖券、酒旅券、 打车券、摩拜券、彩票、保险......
- 每个Action的消耗是资金,产出是 绑卡
- 给每个到访用户(即流量)分配一种Action后,使得:

$$Max(\sum_{i} P_{\text{pi} \hat{m} = i \hat{m} \text{in Action Fin min}})$$

s.t. $\sum_{i} P_{\text{向流量<math>i$ 施 $mAction} Ehnine} M_{\text{向流量<math>i$ 所施 $mAction} hoseo} \leq M_{\text{总预算}}$

注:本页中,钱袋、人影、银行卡的图片来自于互联网

问题分析(解决思路)





解决问题



分配的策略



分配的依据

美团支付拉新场景

限定预算时,最大化绑 卡人数的问题



整体组合最优策略



"消耗-产出"曲线

举例帮助理解

劳动报酬的分配问题



多劳多得



劳动量

高收入者多纳税

收个税的问题



个人收入

问题分析(评价指标)



• 选取评价指标:获客人数(有效绑卡人数)、获客单价

规模

$$N_{x} = N_{x} - N_{x} - N_{x}$$

效率

对比不同解决方案的优劣时,需:

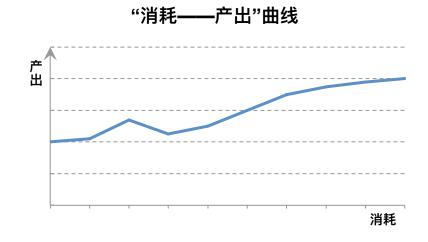
- 对齐一个指标的前提下,比较另一个指标
- 或者两个指标都更优

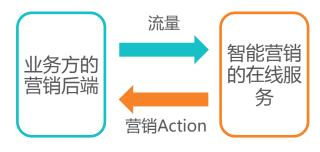
这要求方案要具备<mark>连续可控性</mark>(即可以控制评价指标在一定区间内连续变化)

问题分析(技术上的难点)



- 没有现成的分配依据
 - "消耗-产出"曲线不是现成的,需要建模预测
- 分配策略求解难度大(后面会详述)
 - 组合优化的目标函数是非凸、非单调增的
 - ・ 本质上是一个多选择背包问题 (NP-Hard)
 - 有C组物品,每组物品有K个。需要从每组物品中各选出一个,放进体积为V的背包里,求价值最大的选取方式
 - ・ 涉及的变量规模非常大 (C是千万量级的)
 - 不是针对已知对象的分配问题:
 - 上面描述的背包问题,物品是已知的
 - · 我们遇到的情况:未来你会看到一些物品,但那些物品现在是未知的。 现在,你就得给出选取的方案,对未来的那些物品进行选取,使得放 进体积为V的背包后,价值最大





目录



- 金融营销工作简介
- 问题分析
- •解决方案
 - 1.分配的依据
- 未来工作

2.分配的策略

3.总结

分配的依据(预测绑卡响应率)



- 通过机器学习建模来预测:P_{mo}= F(User, Action, Context)
- 和"点击率预估"类的问题很相似

使用的特征					
User	业务方行为、支付行为、优惠使用行为、营销反馈、用户价值、用户画像等				
Action	"是否展示权益、权益的形式、权益的价值"的离散化表示				
Context	流量的上下文(时间、城市、订单来源、支付金额、OS、APP等)				

离散化处理Action

- "无权益"是一种Action
- "不同形式的权益"是不同的Action
- "同一种形式的权益下,不同的权益价值"是不同的Action

采样

- 没有现成的数据,需探测 后产生样本(1:响应; 0:不响应)
- 注意保证探测的无偏性

模型选取

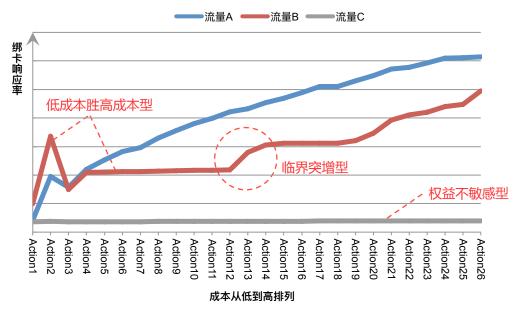
- GBDT: 计算速度快、非线性能力强、容易调参
- · 深度模型:普通的DNN、 Wide&Deep、DCN、 DeepFM等

分配的依据(绑卡响应率曲线的特点)



P_{min} = F(User, Action, Context), 固定User和Context, 按成本从低到高遍历所有的Action,
可得:

绑卡响应率与Action关系图



- 绑卡响应率曲线, 蕴含着 丰富的信息:
 - 横坐标 → 成本
 - 纵坐标 → 产出
 - ・ 斜率 → 效率 (类似于 "价 格弹性")
- 对曲线进行分析:
 - 权益不敏感型
 - 低成本胜高成本型
 - 临界突增型

·非单增、非上凸

分配的依据(绑卡响应率曲线的特点)



• 理解一下非单增、非上凸现象产生的原因

低成本胜高成本型

•对于爱买彩票的用户,他选择哪种权益的概率大:

A:立减1元

B:随机减,平均 优惠金额小于1元, 但有机会减99元 •对于客单价在20元 附近的外卖用户, 他选择哪种权益的 概率大:

A:满20减3元的

外卖券

B:满35减5元的

外卖券

•对于爱骑摩拜的用户,他选择哪种权益的概率大:

A:7元的打车券

B:5元的摩拜骑行

券包

临界突增型

- •自然界中存在着大量的临界突增现象:沸腾、核武器的临界质量、经济危机、人的情绪失控等
- 部分用户对权益的 响应也存在临界突 增现象
- 类似于阶跃函数

目录



- 金融营销工作简介
- 问题分析
- •解决方案
 - 1.分配的依据
- •未来工作

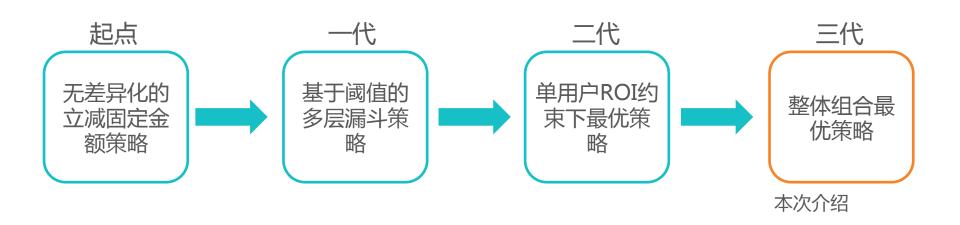
2.分配的策略

3.总结

分配的策略(演变过程)



• 到目前为止,分配策略的演变如下:



分配的策略(整体组合最优策略——难点)



1. 假设我们提前知道未来的所有流量,那么对每个流量,可估计出"绑卡响应率—Action"关系曲线

 $p_{\scriptscriptstyle \eta \dot \omega}$ $m_{\scriptstyle d \dot \omega}$ $m_{\scriptstyle d \dot \omega}$ $m_{\scriptstyle d \dot \omega}$

2.要给每个流量分配一种Action, 所以需要解决右侧的组合优化问题 (多选择背包问题)

$$s.t.$$
 $\sum_{i} P_{\text{向流量}i$ 施加Action后的绑卡率} $M_{\text{向流量i}所施加Action的资金成本} \leq M_{\text{总预算}}$

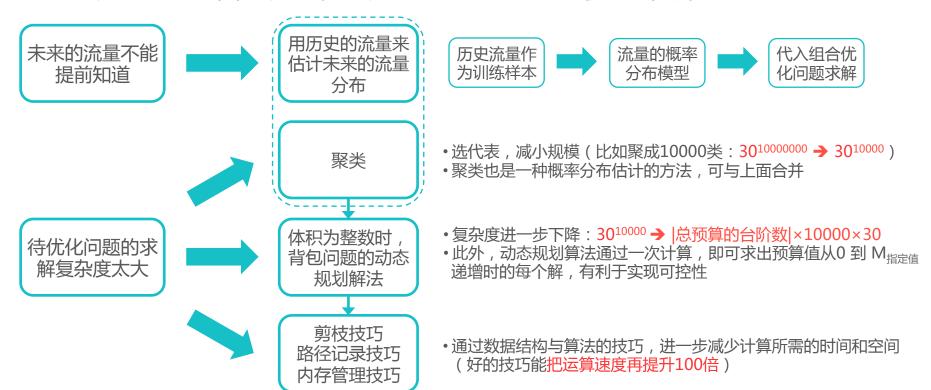
• 难点:

- 未来的流量并不能提前知道(不是一个单纯的组合优化问题)
- ・ 关系曲线<mark>不是凸的,也不是单增的</mark>。待优化的问题本质是一个NP-Hard的问题,假设每天 有1000万的流量,Action种类为30种,那么复杂度是:30¹⁰⁰⁰⁰⁰⁰⁰
- · 需搭建在线服务,实时决策Action

分配的策略(解决难点的办法)

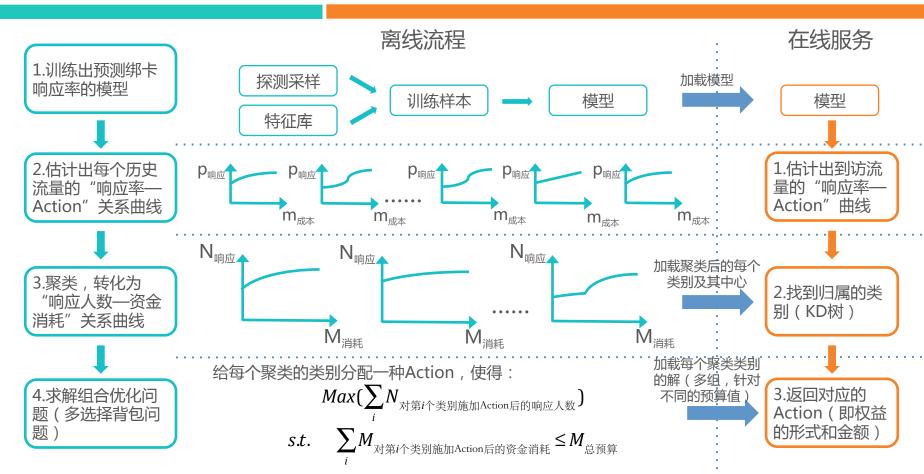


• 我的方法:"非凸情况下,大规模组合优化近全局最优弹性解法"



分配的策略(离线流程与在线服务)

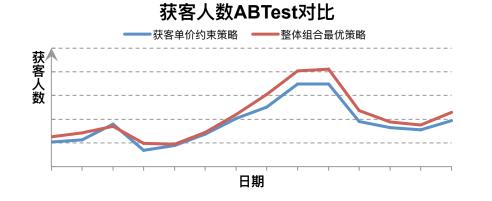


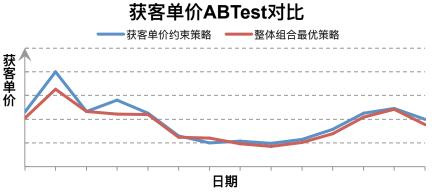


分配的策略(特色与效果)



- 特色:
 - 分配依据——通过机器学习建模预测
 - 分配策略——机器学习与运筹学相结合
 - 弹性计算——可根据处理对象的规模、可用的计算资源,选取合适的参数,在不同程度上逼近全局最优
 - 可控性高——离线流程提供了多个预算值下的解,使得在线服务可灵活地控制获客单价
- 效果:
 - 针对转新用户,三代策略对比二代策略,获客人数上涨10%+,获客单价下降2%+





目录



- 金融营销工作简介
- 问题分析
- •解决方案
 - 1.分配的依据
- •未来工作

2.分配的策略

3.总结

总结(解决方案——自顶向下展现)



目标

获客人数尽量多

获客单价尽量小且可控

问题

给每个到访的流量分配一种Action

可控性

分配策略

基于阈值的多 层漏斗策略



单用户ROI约 束下最优策略

"绑卡响应率——Action"关系曲线



整体组合最优 策略

分配依据

模型

描述User的特征

描述Action的特征

 $P_{\text{min}} = F(User, Action, Context)$

描述Context的特征

特征

数据

公司公共数据

金融业务数据

营销活动数据

透传的数据

总结(业界类似方案对比)



方案	分配的依据	分配的策略	处理规模
客群营销法	人群属性或标签	凭经验对不同属性的人群分配不同的营销资源	-
价格弹性法	弹性系数: d _{需求} /d _{价格}	弹性系数大于1,降价;弹性系数小于1,提价	-
业界已知方法1	预测某种场景下的价格弹性	使用决策树来决定优惠补贴	-
教科书式的运 筹学办法	已知的"消耗——产出"的关系	组合最优策略(使用"启发式算法、进化算法、 动态规划"求解)	取决于所选 的解法
业界已知方法2	预测响应率曲线 (要求单增、上凸)	组合最优策略(使用贪心法求解)	大
我们的方法	预测响应率曲线(非单增,非凸)	一、二、三代策略	大

目录



- 金融营销工作简介
- 问题分析
- •解决方案
- 未来工作

未来工作(路线图)



业务

相似场景间 营销能力快 速迁移

全生命周期 联动营销 各业务线交 叉联动营销

智能营销能力对外开放

策略

一代:基于 阈值的简单 策略 二代:单对象ROI约束下最优策略

三代:整体 组合最优策 略

四代:对抗 与博弈策略

• 越多优惠,用户响应可能反而越差 • "先涨价,再降价"式的促销

模型

经典机器学 习模型

深度模型

迁移学习、 强化学习、 博弈论

通用建模能 力

数据

公司公共数 据 金融业务数据

营销主题数 据积累

数据中心建 设

外部数据积 累







全球技术领导力峰会

500+高端科技领导者与你一起探讨 技术、管理与商业那些事儿



⑤ 2019年6月14-15日 │ ⑥ 上海圣诺亚皇冠假日酒店



TGO鲲鹏会

汇聚全球科技领导者的高端社群

■ 全球12大城市

▲ 850+高端科技领导者



为社会输送更多优秀的 科技领导者



构建全球领先的有技术背景 优秀人才的学习成长平台



扫描二维码,了解更多内容



谢谢! 问题与讨论