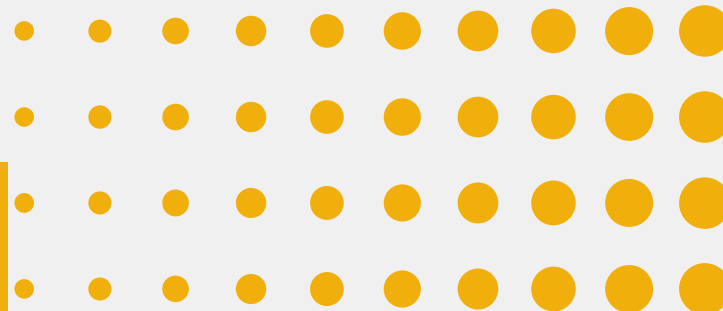


# UG in 腾讯视频 增长方法论分享



腾讯·增长产品技术中心·贺山



# 目录



## UG十年

——回顾十年UG在泛娱乐行业的发展历程

### 设定合理目标

目标制定，UG在腾讯视频的使命以及思考方式

### 整合可用资源

流量归因，困难点以及解决方案

### 制定增长方案

营收评估，ARPU和LTV的结构和用户级LTV预测的难点、方案

### 度量增长结论

效果检验，实验中台和因果推断

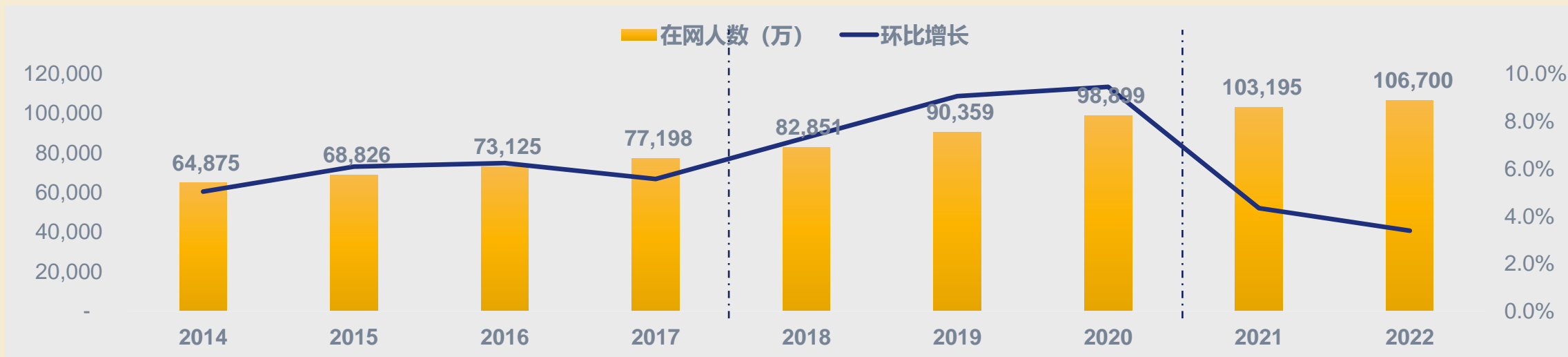


# 01

UG in 泛娱乐行业



# 移动互联网不同时代下的主要矛盾以及UG的发展历程



## 2014~2017

### UG1.0: UG的大航海时代

增长 = 买量

- 背景: 4G网络刚刚开始商用, 媒体平台对互联网流量还没有形成完整的方法论
- 核心矛盾: 如何高效、稳定的获取流量, 抢占市场

## 2017~2020

### UG2.0: 思想革命与工业革命

增长 = AARRR+实验

- 背景: 互联网网民爆发式增长, 各大应用商接连上市, 短视频、阅读的增长故事扣人心弦, 增长黑客、AARRR、科学实验等概念引入国内
- 核心矛盾: 如何实现好这些通用的方法论

## 2020~?

### UG3.0: 工业化的、理性的增长

增长: 定制化方案

- 背景: 人口红利见顶、疫情影响导致各平台开启降本增效, 对精细化、工业化、个性化的增长方法提出了更高的要求
- 核心矛盾: 通用方法论基础上更定向的解决问题

# UG1.0 大航海时代

## 品牌广告+效果广告

- 家电下乡、互联网的普及让更多的网民参与其中产生流量
- 一些人首次意识到流量可以变现，随着淘金者的涌入，以及行业标准、政策法规没有完全建立，各种关于流量的“玩法”层出不穷，流量抢占以及反作弊攻防成为时代主旋律

### CPT、CPD广告

- 厂商/三方商店、装机必备等位置的CPD广告
- 商店开屏、负一屏等系统商店资源



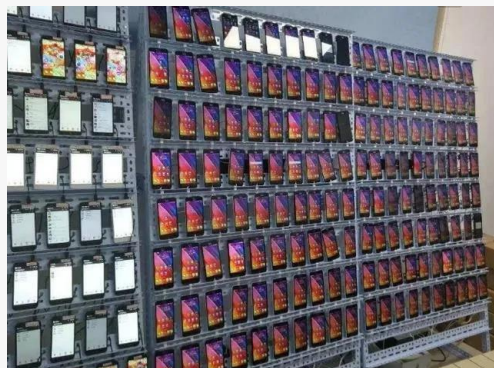
● 应用商店广告

### CPA广告

- 线上：聚合资源、积分墙、智能wifi等
- 线下：扫码地推、线下店安装有礼
- 灰产：设备墙、村村乐等



● 扫码地推



● 设备墙



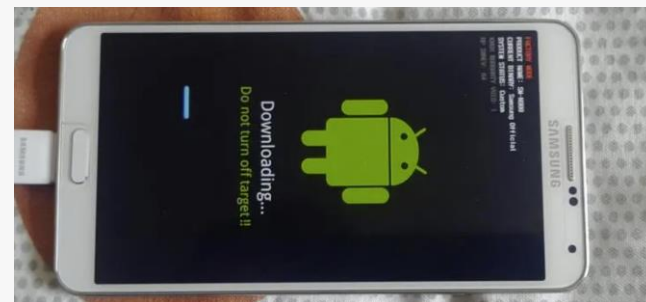
● 村村乐

### CPI广告

- 官方：厂商预装、OS预装等
- 线下：线下刷机



● 厂商预装



● 线下刷机

# UG2.0 思想革命与工业革命

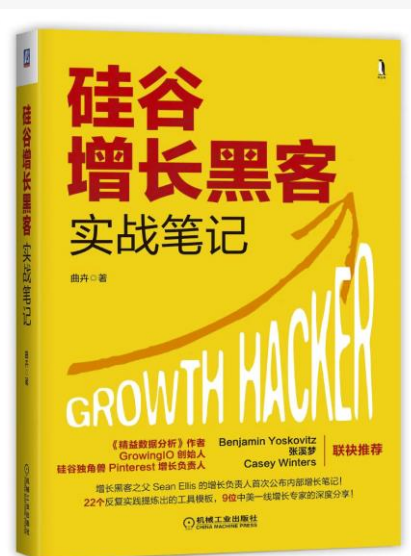
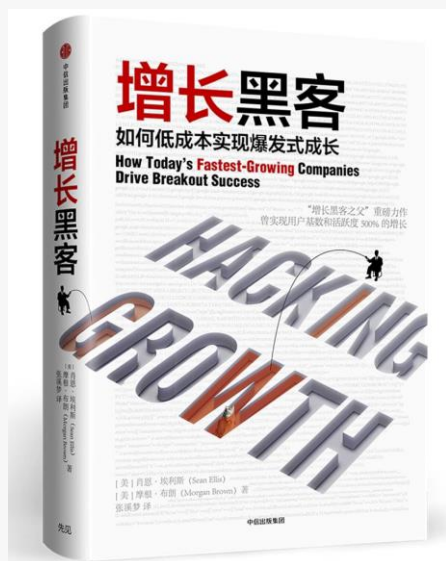
- 互联网安保法的推出以及TOP媒体商业化能力规范的搭建，玩法逐渐优胜劣汰
- 4G网络渗透率的逐渐提升以及商业化的成熟，中国网民数量迎来快速增长，一批先吃到红利的企业以及“UG”概念引入国内，短视频、阅读行业的增长故事深入人心，让整体中国互联网的UG进入了思想革命和工业革命的时代

## UG的“万能模板” - AARRR

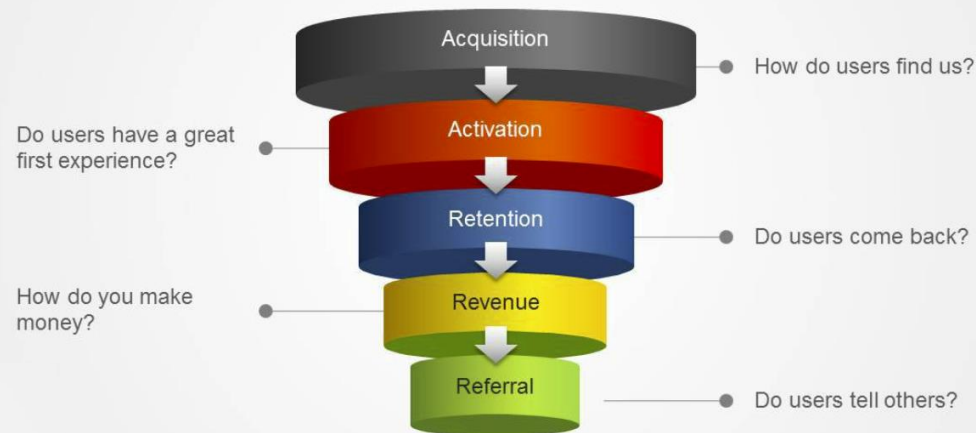
North Star Metric

Aha Moment

Magic Number



### AARRR Metrics Funnel Diagram



# UG3.0 工业化的、理性的增长

- 2020年大环境的变化，对互联网及周边行业造成一轮冲击，各大应用开始抱团取暖
- 互联网从大开大合的跑马圈地改为“治大国烹小鲜”的战略，统一的方法论和增长故事不再受到盲从，根据产品形态，不同产品、业务都走出了自己的增长道路

## 腾讯视频的UG定制化方案

01

### 设定合理目标

腾讯视频作为一款PGC为主的内容平台，活跃和营收指标，除常规的季节、政策法规、假期、时事之外，还与IP发行的节奏强相关  
增长如何跳出唯流量论的目标体系，与内容有机的结合起来？

03

### 制定增长方案

精细化运营需要合理的价值评估作为归依，腾讯视频同时存在合约制收入、单点收入、硬广商业化收入、非标收入以及游戏联运等多种营收  
如何将营收归类，并拆分到用户，聚合到不同维度？

02

### 整合可用资源

流量来源复杂，渠道成分复杂，归因方式复杂  
存在不同渠道之间流量交叉，如何精准的将用户归给渠道？

04

### 度量增长结论

实验中台搭建之后仍有非标准实验，甚至不能实验的场景  
标准实验不符合预设或者没办法做实验的情况下，如何进行科学度量？



# 02

UG in 腾讯视频

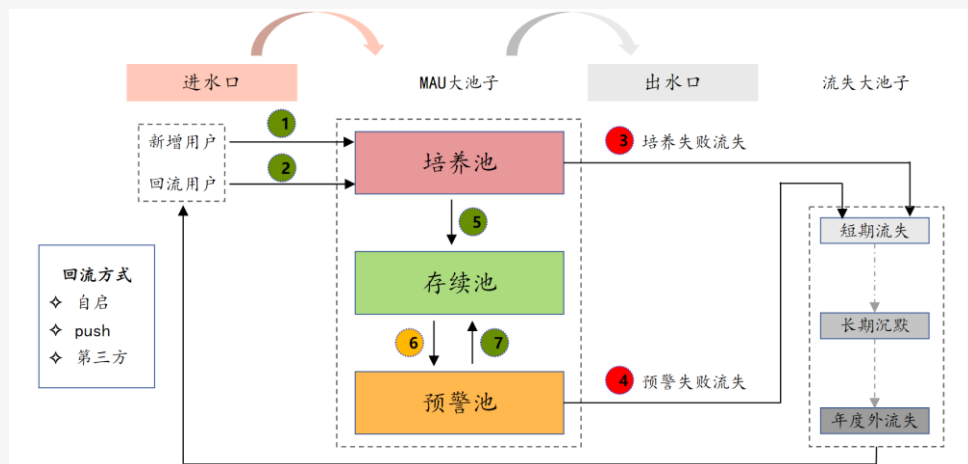




## 2.1 目标制定 – 平台IP双通道

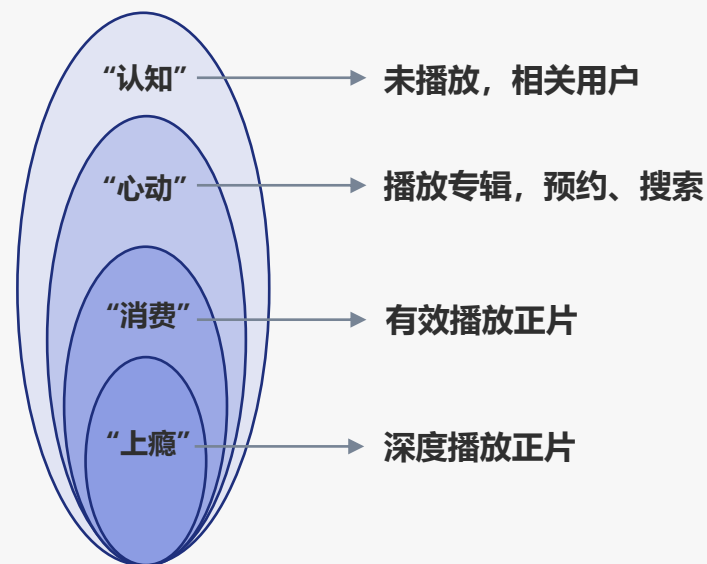
UG的使命：更全面的人群覆盖，更清晰的用户分群，更高效的资源利用，更科学的效果评价

North Star Metric : MAU、DAU



以用户活跃流转为平台视角

North Star Metric : 正片UV



以IP发行用户心智为内容视角

用户ARPU

广告ARPU

会员ARPU

游戏ARPU

用户LTV

平台级

渠道级

用户级

公允的价值评估，度量用户的平台价值

## 2.2 流量归因 – 归因证据来源

主动上报采集

一方采集

内渠流量

商店免费资源

三方下载渠道

预装

根据首次启动出生渠道判定

下发撞库采集

二方下发

信息流广告

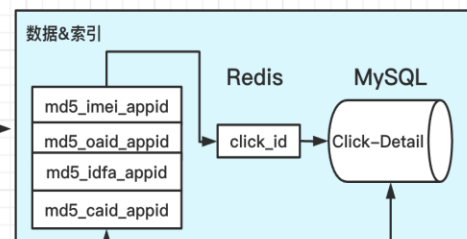
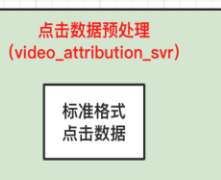
SEM

商店付费广告

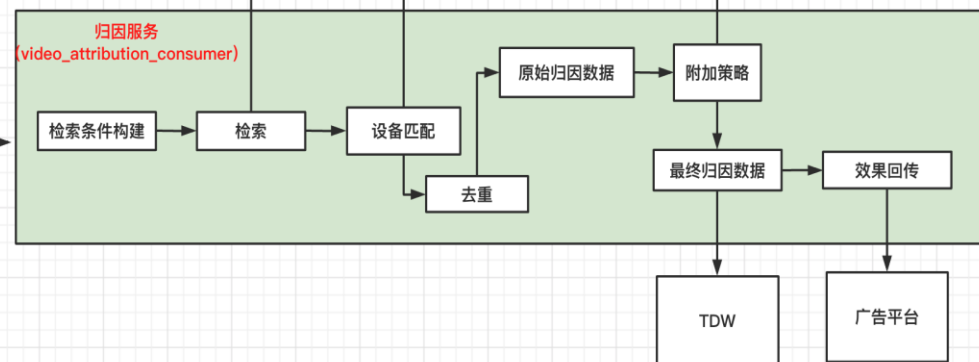
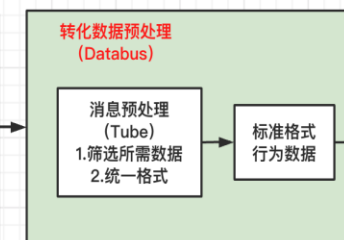
根据末次点击判定 (LAST\_CLICK)

信息流广告数据下发流程

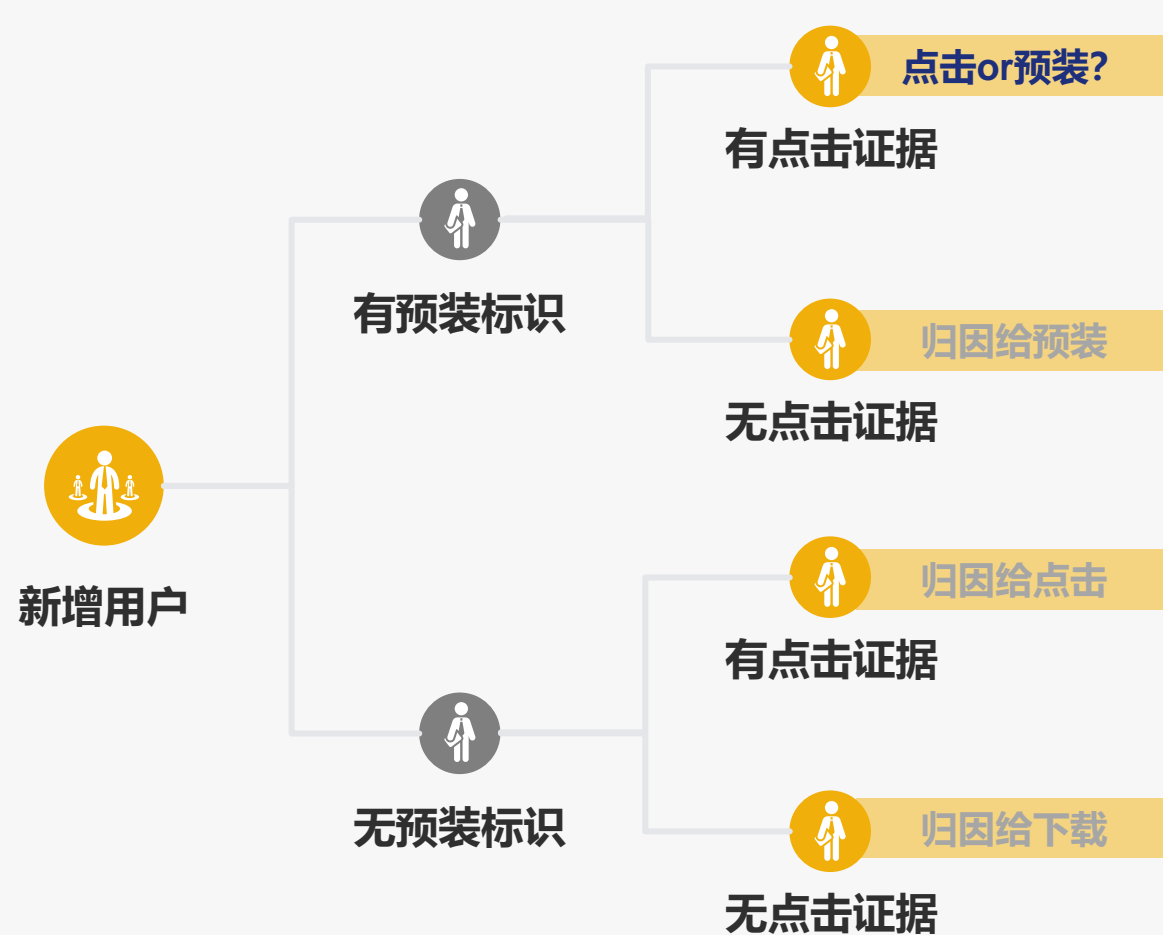
1. 广告点击/曝光数据下发



2. 基于用户行为数据进行广告归因



## 2.2 流量归因 – MECE的归因方式



引入N、X、Y参数判定



### 界限参数N

是否预装作为treatment

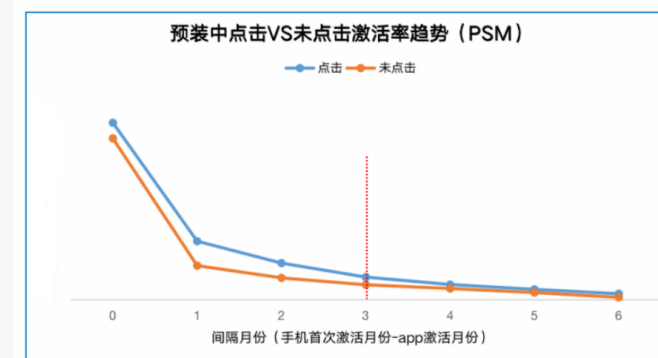
$\Delta T = \text{新增时间} T - \text{开机时间} T'$

当预装、非预装组激活率在某个 $\Delta T$ 后趋同,  $\Delta T$ 为N



### 归因参数X、Y

以是否点击作为干预, 拆分预装用户中有X%用户应该归因给点击, 预装部分同理



## 2.3 收益评估 – 收益拆分



- 腾讯视频相对复杂的营收体系

### 问题1：会员开通收入不以活跃为必要前提

解法：提出“DRU”概念，用以承载非活用户的会员营收

$$LTV = LTV_{dau} + LTV_{dru} = LT_{dau} * ARPUDAU + LTV_{dru}$$

### 问题2：非标广告收入跟随IP如何分摊到用户

解法：制定合理分摊逻辑，建立IP与内容播放的关联，体现用户消费不同头热IP在价值贡献上的差异

### 问题3：游戏联运收入难以拆分

解法：按照用户在APP内的访问场景进行分摊，一定程度上体现游戏人群的价值差异

## 2.3 收益评估 – LTV预估 (1)

**业务背景：** 1、广告投放的RTA过滤低质流量 2、广告投放的动态出价 3、增长策略的统一ROI调控 需要我们有一套公允的、用户级的价值评估

**业界方案：**

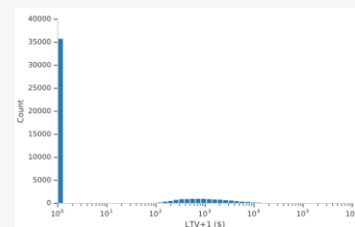
**2-stage 建模：** 使用二段式树模型建模，第一阶段分类模型判别是否付费，第二阶段预测付费的具体金额。

2016 An engagement-based customer lifetime value system for e-commerce



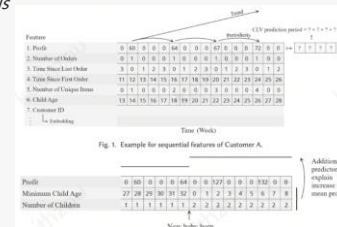
**概率分布建模：** 分布存在零值膨胀且金额服从对数正态分布，使用深度模型同时预测用户是否付费和付费金额。

2019 A DEEP PROBABILISTIC MODEL FOR CUSTOMER LIFETIME VALUE PREDICTION



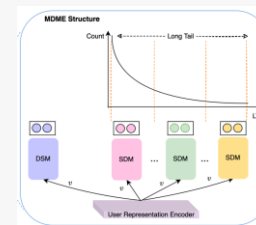
**消费序列建模：** 用户的时序特征具有周期性，使用序列特征并加入趋势特征建模消费行为。

2021 Improved Customer Lifetime Value Prediction With Sequence-To-Sequence Learning and Feature-Based Models



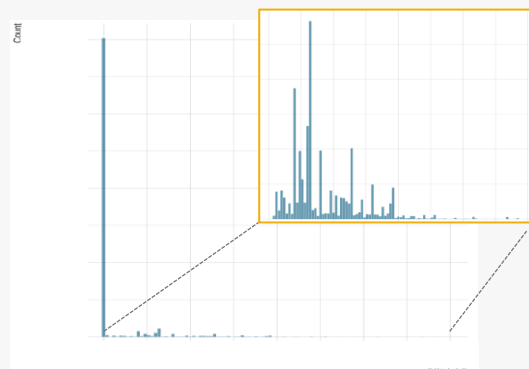
**长尾分段建模：** 长尾分布的不同部分差异较大，直接建模长尾分布较困难，将长尾分布分段，建模难度降低。

2022 Billion-user Customer Lifetime Value Prediction - An Industrial-scale Solution from Kuaishou

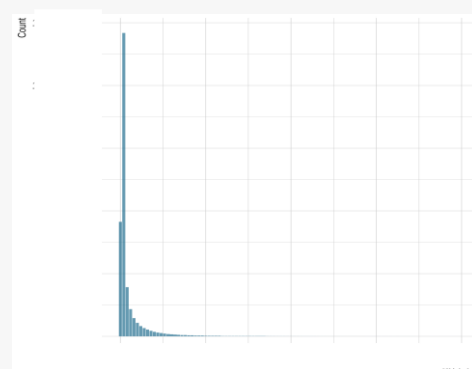


**腾讯视频业务特点：**

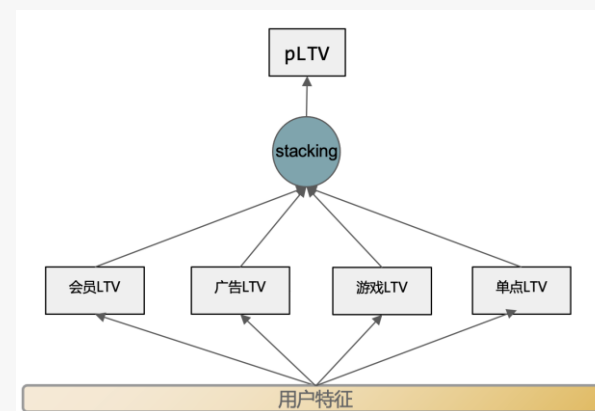
X月新增用户LTV90分布



由于会员付费率较低，会员的LTV有大量的0值用户，而会员的付费具有明显的长尾效应。会员LTV是典型的0值膨胀且符合对数正态分布。



广告的付费率较高，仅有少量用户为0值，有明显的单边长尾分布形态。与会员的分布有显著的差异。

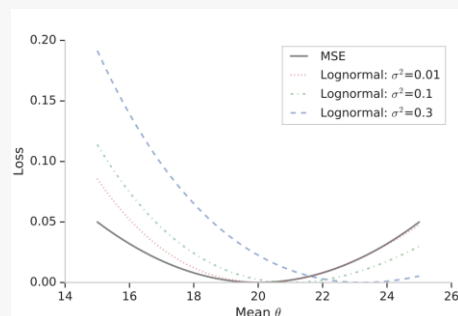
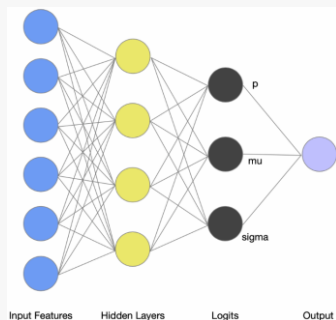


依据不同业务的数据特点进行模块拆分，对不同分别建模，最后使用stacking的方法将模型融合得到最终pLTV

## 2.3 收益评估 – LTV预估 (2)

**会员模型：**收入分布符合零值膨胀Lognormal分布，如果使用MSE损失函数模型会被少量的高LTV用户牵引，降低整体的预测能力，因此我们使用 zero-inflated lognormal loss 来拟合分布。

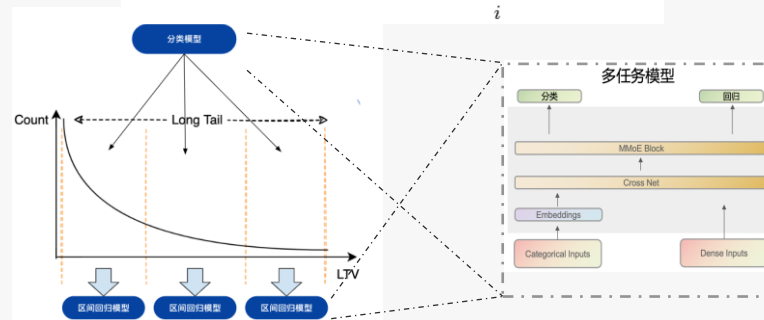
$$L_{ZILN}(x; p; \mu; \sigma) = L_{CrossEntropy}(1_{x>0}; p) + 1_{x>0} L_{Lognormal}(x; \mu; \sigma)$$



ZILN 损失函数的设计消除了大量长尾对模型的牵引，提高模型的整体预测能力

**广告模型：**收入分布与会员差异较大，并不存在零值膨胀问题，付费率较高且长尾效应明显，为提高模型在不同分布和量纲上的感知能力，我们先用分类模型判断LTV所属的分布段，再在每个子分布段内建模。

$$L_{multi\_dist} = \alpha L_{CrossEntropy} + \sum_i L_{Regression\_i}$$



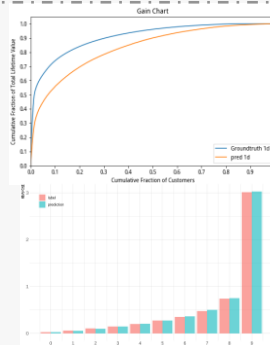
分段多任务回归提高了不同分布范围内的回归能力，提高模型整体预测能力

### 效果评估

1. Gini 系数：预测LTV增益曲线到对角线的面积/真实LTV增益曲线到对角线的面积，越高越好。排序能力判别，适用于人群圈选。

2. Decile 均值：对预测值从小到大排列并分桶，观测真实值与预测值的桶内均值差异，越接近越好。校正判别，适用于人群圈选，个体价值判定。

3. MAE：真实值预测值的整体偏离度。个体误差判别，适用于个体价值判定。

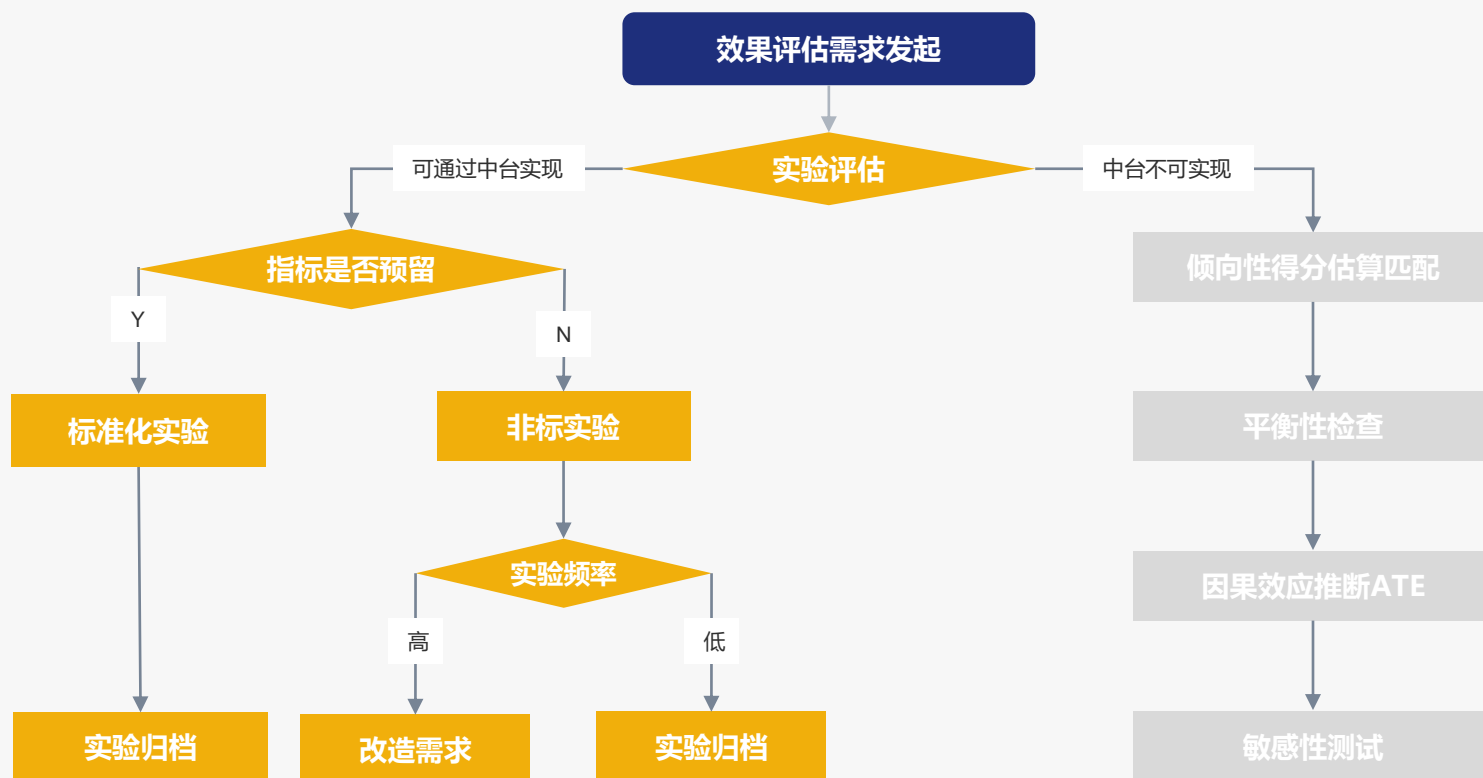


$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|}{n}$$

业务	METHOD	GINI	DECILE MAPE	MAE
会员	ZILN Loss	0.82	6.2%	0.053
	多分布分段	0.79	6.5%	0.061
广告	ZILN Loss	0.75	7.1%	0.041
	多分布分段	0.78	6.9%	0.031

业务收益： 1、拉活投放ROI在不损失流量的前提下大幅提升 (RTA) 2、拉新投放边际流量在不提升成本的前提下大幅提升

## 2.4 效果检验 – 实验中台与因果推断 – 效果检验SOP



### 染色率低

转化节点过多导致命中实验的染色率过低，通常见于策略实验上

### 不支持实验

场景无法部署实验，比如下发功能不支持或者部分资源位不可控

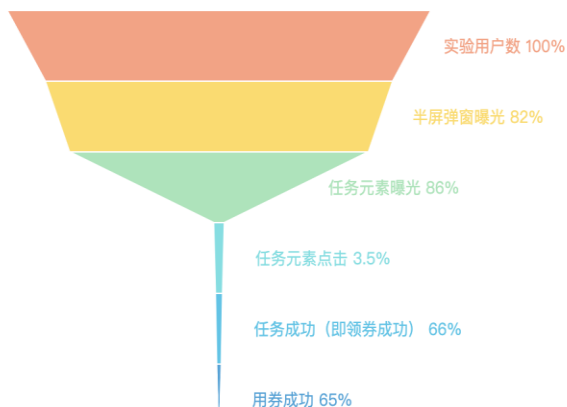
### 风险过高

全局实验会导致不可控后果，如一些付费业务或者可能影响用户体验的实验方案

## 2.4 效果检验 – 实验中台与因果推断 – 案例实践

业务场景	使用因果推断原因
运营商一分钱开会员实验	实验渗透率低，实验指标不显著
IP发行投放实验（总vv/总时长/收入类指标）	实验渗透率低，实验指标不显著
活动小天数卡奖品下发效果评估	无法进行AB实验（下发功能不支持）
福利中心效果评估	无法进行AB实验（功能位不支持）

### 1、IP发行投放实验



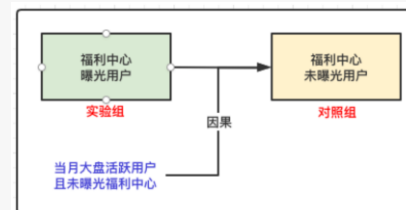
**背景：**在新剧运营期过程中，非会员比会员晚一周解锁最新剧集。预期以“提前解锁会员内容”为钩子，拉动用户播放时长。

**问题：**实验分流到用户用券转化率低，实验结果不显著

**方法：**对实验中的对照组以及用券成功用户进行matching找到同质人群之后按照因果推断的方式匹配实验组和对照组

**成果：**对专辑播放时长促进作用显著 ( $P=0.000$ )

### 2、福利中心效果评估



**背景：**需要评估腾讯视频app的福利中心曝光之后对用户的质量提升

**问题：**入口无法进行实验分流

**方法：**以当月活跃中曝光福利中心的用户为实验组，未曝光用户为对照组，按照用户特征进行倾向性得分估算，并进行matching，输出ATE结论

**成果：**平台价值、用户消费有显著提升

价值评估	指标	实验组	对照组	绝对差值	相对差值	显著度
用户量级	实验用户数			-	-	
	人均播放天数			11.33%		显著提升
	人均播放次数			11.96%		显著提升
	人均播放vv			26.47%		显著提升
平台价值	人均播放时长-分钟			13.70%		显著提升
	人均会员转化率			43.43%		显著提升
	人均会员收入			34.45%		显著提升
广告	人均广告收入			16.51%		显著提升



# Thank you for watching

- 更全面的人群覆盖
- 更清晰的用户分群
- 更高效的资源利用
- 更科学的效果评价

