



数数课堂

# 游戏数据分析 从方法到实践

## 游戏业务场景应对指南

[www.thinkingdata.cn](http://www.thinkingdata.cn)

让数据价值触手可及



数数课堂

「数数课堂」是数数科技2020年推出的知识服务子品牌,定期整理分享游戏数据分析干货。我们推出的第一个项目为《100堂游戏数据分析课》,希望通过这100堂课,更多的游戏人能够掌握数据分析技能,并运用这些知识解决实际场景中遇到的难题。

2020年3月,该项目正式启动。每2个月,我们会整理一次讲师的课件,汇总成电子书分享给你。

目前,《100堂游戏数据分析课》正在进行中,欢迎扫码加入数数课堂学习群。学习是一个漫长的过程,我们与你同行。



扫 码 入 群

# 目录

<b>01</b>	<b>方法论篇：游戏数据的价值</b>	<b>1</b>
·	游戏数据的价值	1
·	关于游戏数据分析的三大实战案例深度解读	6
<b>02</b>	<b>应用篇：游戏数据的应用场景</b>	<b>33</b>
·	如何通过数据分析提升MMO游戏次日留存	33
·	如何提升网赚游戏的用户留存率	42
·	用数据优化激励视频，让微信小游戏的广告收入提升200%	52
·	游戏道具的差异化销售，更好挖掘被浪费掉的20%收入	59
·	如何用数据分析，帮助游戏版本迭代优化	69
·	如何快速写好份游戏数据分析报告	77
<b>03</b>	<b>工具篇：如何搭建数据分析平台</b>	<b>93</b>
·	如何搭建游戏数据分析平台	93
<b>04</b>	<b>案例篇：实战案例分享</b>	<b>109</b>
·	留存提升25%，《塞尔之光》怎么做数据分析	109



数数课堂

# PART 01

---

---

## 方法论概述

## 第1篇 游戏数据的价值

### 01 数据的本质

数据是什么？不同岗位有不同的认识。对研发来说，数据可能是日志、字段；对于运营岗位来说，数据是常见的运营指标，如新增、留存、活跃、付费等；对市场来说，可能更关心买量、ROI、LTV等。

2015年，大数据概念很火，数据被称为未来的“石油、黄金、土壤”，本来大家对数据的认识还挺清楚的，经这么一宣传使得大家对数据的概念反而变得模糊了。

在我们看来，数据并不神秘，如果要对数据下一个清晰的定义：我们认为数据是信息的载体。比如「数数课堂」通过直播课程分享游戏行业的数据分析知识，通过工具把直播过程中的声音录制、存储下来，这就是一种数据。

在游戏行业中，一款游戏产品每天会产生非常多的数据，但在日常工作中能被充分利用，发挥出价值来的数据是非常小的一部分，有绝大部分的数据没有被充分运用到。

这个是行业目前的现状。针对游戏行业而言，根据数据和游戏业务结合的紧密程度，可以把数据分为四层：

**第一层：业务常规数据**，这是最基础的数据，比如用户名、密码、竞技场排名、账号对钻石数、背包里的信息等，这一层的数据是业务最重要的数据，一旦出现问题会影响业务的正常运作。

**第二层：用户行为数据**，指的是通过系统记录的用户在游戏中的行为轨迹，比如充值、通关、升级、突破等，这部分数据量最大，也是最有挖掘价值的一块。

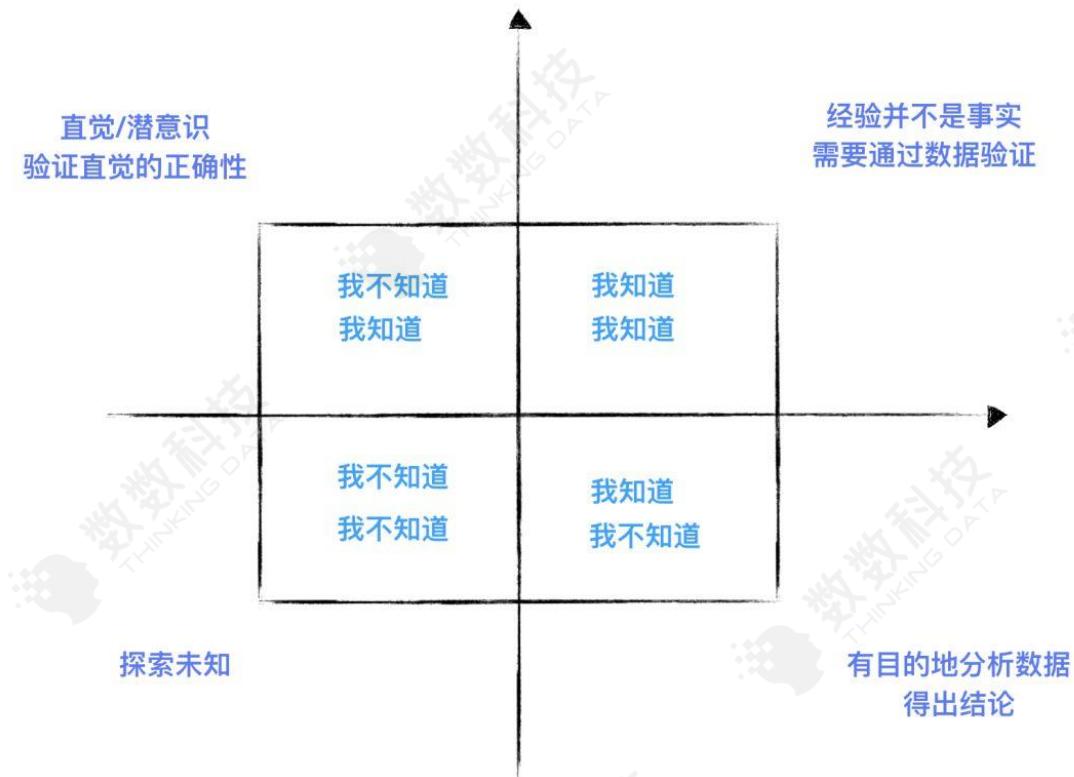
**第三层：产品运营数据**，指的是针对部分用户行为数据二次抽象出来的指标，比如新增、活跃、留存、付费等，游戏行业常用的运营指标数据约 200-300 左右，这个是做好运营数据分析的基础。

**第四层：用户反馈数据**，一般产生在游戏产品之外的，指的是用户在论坛、贴吧、TapTap、App Store 等平台对游戏的评价数据，虽然不是在游戏内产生的数据，但是也是玩家讨论的产品相关的数据，提供了另一种数据分析的视角和价值。

## 02 数据的价值

### ▶ 大数据的本质是为了消除不确定性

我们对任何一个事物的认知都可以分为四个象限，而数据可以在每个象限中产生相应的价值，从而加深我们对于事物的认知：



**我知道我知道：**来自经验的自信，比如一款游戏产品之前我做过，所以我根据经验知道同类型游戏的某些市场表现是什么样，但经验并不是事实，不一定继续发生，需要通过数据验证。

**我不知道我知道：**这部分来自直觉/潜意识，但这个象限的大部分人通常不会考虑用数据来验证直觉的正确性，因为我们从来不会怀疑它。但它同样存在和经验类似的问题，直觉不一定可靠。

**我知道我不知道：**目前很多游戏公司对于数据的应用都处于这个象限。比如我们知道产品的留存表现不好，但不知道为什么不好，不知道该如何改进，这是我们会想到从数据当中去找线索，通过发现问题，提出假设，验证假

设，得出方案，再通过数据来验证方案，这一循环是目前对于数据应用的大部分情况。

**我不知道我不知道：**要想把数据的价值充分发挥出来，需要从数据中洞察业务的能力，要学会从数据当中探索未知。这是一项很难达成的能力，需要我们对业务有深刻的理解、要对数据有很好的敏感度。想要充分发挥数据的价值，这部分的应用非常重要。

### ▶ 数据可以提高正确决策的概率

数据是信息的载体，数据可以提升我们对于产品和用户的认知，最终是为了提升团队做正确决策的概率。

通过分析数数科技服务的 200 多家游戏公司，我们根据用户对数据的使用深度和游戏本身在市场上的表现效果，得出一个结论：**一个团队把数据用好了，做出符合市场需求的游戏产品概率就更大。**

这个结论驱动我们更专注打磨数据分析工具，帮客户提升数据分析和挖掘的能力，当越来越多的游戏公司都在使用数据驱动游戏运营，而不是拍脑袋、凭经验运营之后，相信这个结论会成为一个更普遍的认知。

## 03 如何用好数据

数数科技从 2015 年创业做游戏垂直行业的数据分析产品开始，从最早的游戏舆情分析，聚焦于“用户反馈数据”到后来自研一套游戏玩家行为分析系统（即 Thinking Analytics 系统），根据我们接触过的游戏公司，我们也总结了一套游戏公司对于数据使用的「四级梯度」。

数据使用现状	存在的痛点
完全没有数据分析系统，仅关注趋势数据	只进行数据统计，不涉及数据分析
通过BI呈现常见的数据指标，如新增、活跃、付费、留存等	指标固定，实时性差，更适合高层“看数据”，对于业务人员来说分析深度不足
使用简单的数据分析平台，有数据意识，由数据工程师和策划协作进行分析	分析流程比较复杂，相对效率不高
多项目组，且有一两款成功产品，有专门的数据部门，有数据中心	没有成熟的数据平台，数据团队既要处理日常“拉数据”需求，又要从0开发功能，重复造轮子

对于游戏公司来说，要想真正用好数据，需要加强在数据意识、数据分析和挖掘能力、数据工具三个层面的能力。

从 Thinking Analytics 系统的工具，到「数数课堂」提供数据分析方法论指导，数数科技的使命是帮助中国的游戏企业把数据用好。



#### 01 增强企业的数据意识

公司的数据意识，很大程度上取决于公司高层对于数据的态度

#### 02 提升的数据分析能力

数据分析能力是一个综合能力，需要深度了解业务并具有严谨的逻辑推理能力

#### 03 选最好用的数据工具

工欲善其事，必先利其器。好的工具能带来效率上极大的提升

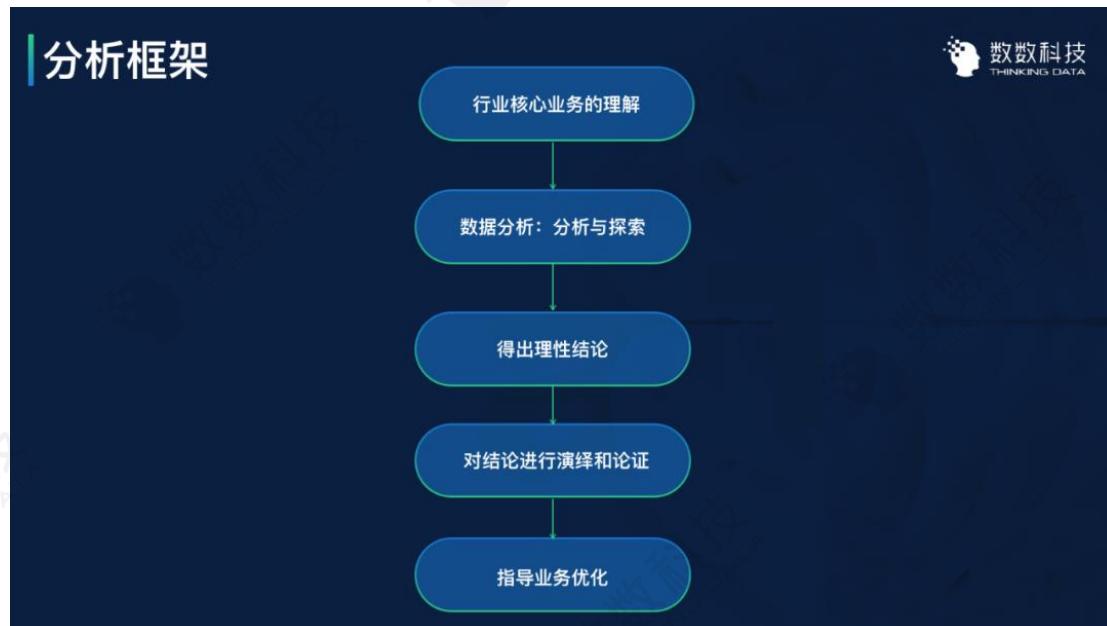
## 第2篇 关于游戏分析的三大实战案例深度解读

本文根据「数数课堂·第二期」直播整理而成，围绕 3 个案例介绍数据的价值：

- **案例 1：开宝箱活动分析**
- **案例 2：两次召回活动优化对比**
- **案例 3：利用数据挖掘预测 DAU 收益**

### 数据分析&挖掘概述

数据分析并非随手拈来的，**数据分析是有其一定的框架可遵循的。**



数据分析的框架可以分为 3 个主要步骤：

## 1) 理解行业业务

对任何问题的优化，其前提都是对行业业务及岗位需求有着基本的理解，**数据只有依附在实际业务上，才能从概念转化成具有实体意义的内容。**

## 2) 将数字转化为结论

数据分析是一个分析+探索的过程。我们有时是带着问题和假设去分析、验证，有时是纯粹地在数据中探索，但无论怎样的形式，我们都需要数据将我们导向一个理性的结论。

获得理性结论是一个非常关键的环节。当我们跟一些同行交流下来，大家在做数据分析的时候经常得出一些看上去很正确的结果，但这些结果其实对业务指导的价值却很小。

这样的结果是因为**分析还不够深入，并且没有把握住业务核心，才会导致看上去很正确的观点**，在实际的指导中却没有很好的效果。

## 3) 结论的验证与实践

获取结论后，我们到了最关键的两步：

- 演绎论证已有结论
- 利用结论去优化业务

对结论进行演绎和论证，是从多维度证明我们的结论的可操作性。

通常我们可以用其他产品的已有数据去佐证这个结论，我们也可以在无数据的情况下，开展产品的版本 A/B 测试来收集数据，去实验、验证结论的可行性。

无论是用什么样的方法，都是为了证明数据获得的理性结论，是能够实际且有效地指导业务完成优化。

## 数据分析的三个通用思路

在梳理完数据分析框架后，我们转向数据分析思路。数据分析思路并没有优劣之分，不同的分析场景需要不同的思路去应对，这里我列举了三个通用的基本思路：

- AARRR
- RFM
- 5W2H

## 常见的分析思路

## AARRR

用户获取Acquisition  
用户激活Activation  
用户留存Retention  
产品营收Revenue  
自传播Refer

## RFM

Recency  
最近一次购买的时间  
Frequency  
购买频率是多少  
Monetary  
长期以来的购买总量

## 5W2H

What 发生了什么  
Where 在哪里发生  
Who 发生的群体  
When 什么时候发生  
Why 为什么发生  
How 如何处理  
How much 做多少处理

## 1) AARRR——海盗模型

一个产品自上线开始，AARRR 模型便从用户获取、留存激活，再到营收传播等流程，贯穿了产品体验的全链过程，整体用户进入产品后产生的每一板块的数据都是分析点。

**AARRR 的思路比较适合分析产品的整体情况。**特别是产品还处于早期测试阶段的时候，我们就可以用这个思路去做产品的场景分析，从每一步的场景分析指标去找到产品优化和改进的点。

## 2) RFM——用户价值分析体系

**RFM 是用户价值的分层、评估体系。**

我们在传统的用户分群模式中，将用户直接分为：大 R、中 R、小 R，按照累计的充值金额去粗暴地做用户划分，很难在这个基础上做到更加精细化的策略应对。

RFM 就给出了比较全面、有规范的分层模式，可以把用户分群为，例如高价值、中等价值、潜在价值等层次。依据 RFM 给出不同层次的用户需求，**我们可以为不同价值的用户策划出更为精细化的运营策略。**

### 3) 5W2H——分析的基层框架

5W2H 是最为常见的事件分析思路。

我们在做数据分析的时候，其实大部分处理方式的底层思路，均可归属到 5W2H 的思路。

我们会去梳理：

- 发生了事件？
- 事件发生在哪？
- 什么时候发生的事情？
- 事件的关联群体？
- 事情是发生的原因？

然后根据 5W 获得事件处理方案：

- 我们该如何处理？
- 我们的事件处理程度？

这是一个比较宽泛，同时也是经常用到的分析思路。

## 实战案例分析

### 1. 宝箱优化——如何利用简单、显眼的数据

这个棋牌产品正准备第二次开宝箱的活动，主要目的是希望通过宝箱活动去实现玩家在线时间及 ARPU 的提升。

经过第一次宝箱活动后，该产品目前的数据是这样的：

**案例：开宝箱活动分析**

产品数据	活动目的	首次方案
DAU: 50000左右  平均用户牌局数： 20局左右  大于10局的用户数： 占比45%  大于7局的用户数： 占比50%	通过提升用户牌局数进而提升用户的留存情况	每10局抽一次奖，每 日可抽6次，平均每人 每次送出2000金币

第一次活动策划的时候我们是没有可对比的活动数据作为参考的，我们选择了“大于 10 局的用户数占比 45%”的结论去策划活动。

到了第二次活动策划，我们制定了活动的策划思路：

- 进一步增加活动参与度
- 控制游戏成本输出（用户金币均获取量）

根据这两个思路，我们制定了第二期活动的改进方案。

案例：开宝箱活动分析

改进后方案

每7局抽一次奖，每日可抽6次，平均每人每次送出2500金币，增设大奖并在跑马灯滚动播放，同时调高了中、高级场的服务费，实际每人每次送出为1800金币左右

这次改进中，我们改进了两个活动点：

### (1) 降低参与门槛——提升活动参与度

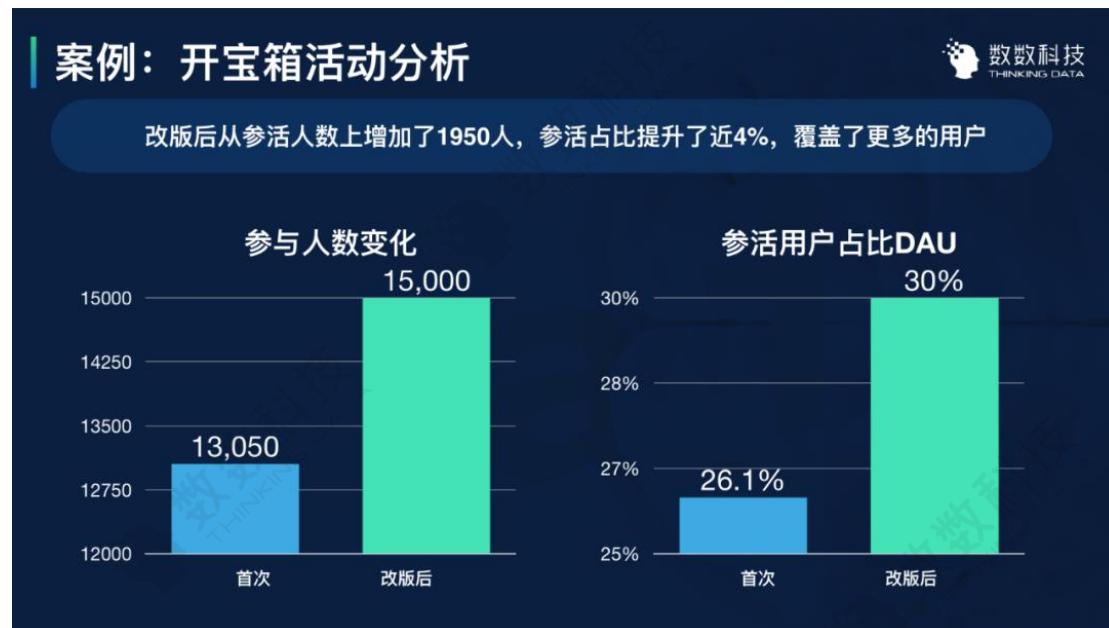
此次活动最大的变动，便是从 10 局一次开宝箱的机会，改成了 7 次。这个调整的数据依据就是“大于 7 局的用户数占比为 50%”。

这个改进依据是最容易发现的，同时也是最关键的。

## (2) 上调服务费——控制成本

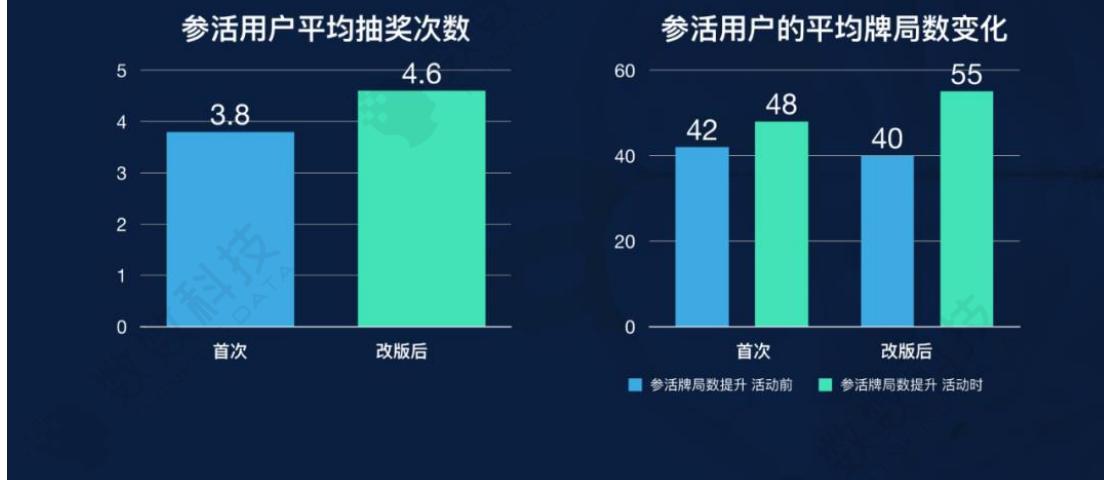
为了吸引更多用户参与活动，我们降低了抽奖门槛，并提升了奖励金额。但是为了控制成本输出，我们上调了服务场的服务费用，导致尽管玩家表面上更容易获取资源，且资源数量不少，但实际获取的金币数量是低于第一次活动的。

改动之后，活动的参与人数的数据变化如下图：



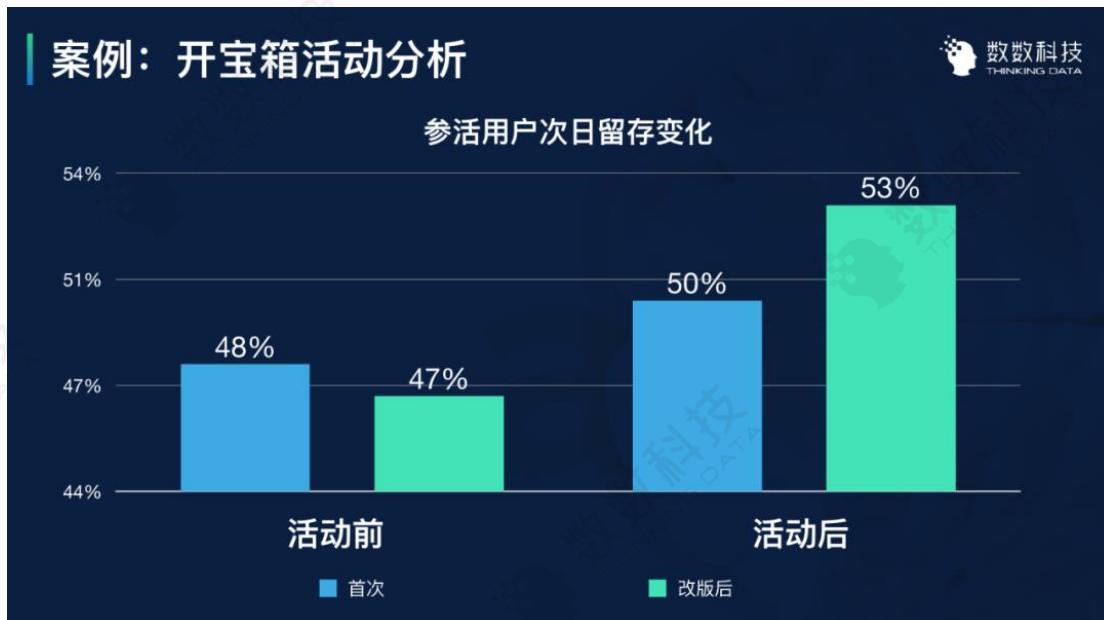
从抽奖次数来看，参活用户平均抽奖次数从 3.8 提升到了 4.6。

## 案例：开宝箱活动分析

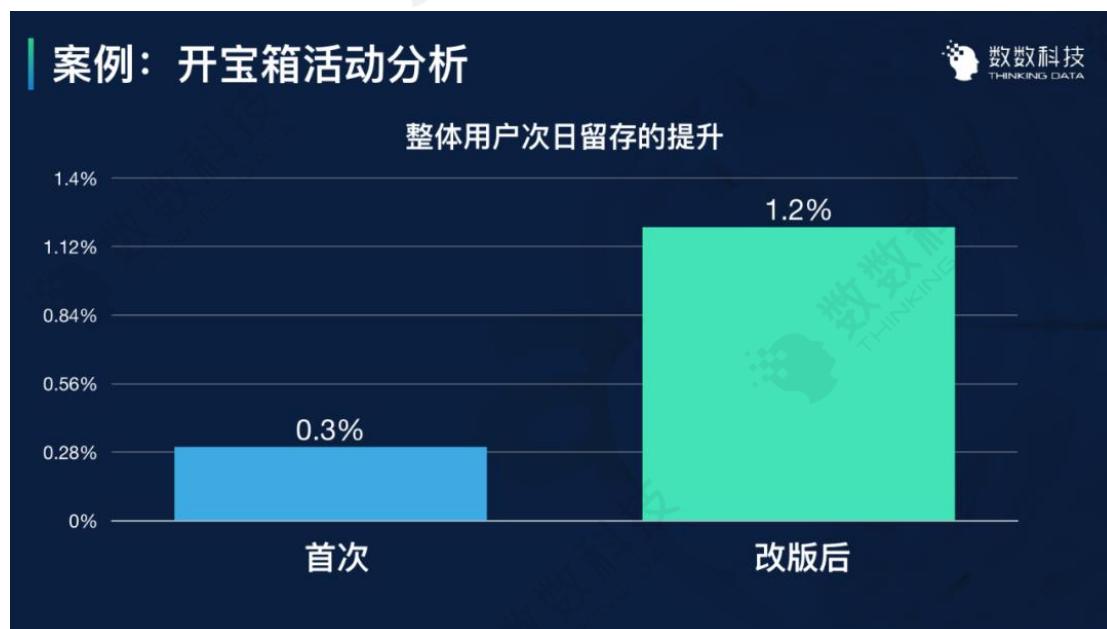


这个数据说明，门槛的降低促使更多的用户参与抽奖，且抽奖频率相较一期有了较为明显的提升。

另外，活动的最终目的是为了提升游戏留存，两期活动前后留存的情况是这样的：



数据显示，第一期活动中的参活用户次日留存率是从 48% 提升到了 50%，提升了 2 个百分点。第二期活动中的参活用户次日留存从 47% 提升到了 53%，提升了 6 个百分点。



从整体用户的次日留存提升来看，第二期活动之后整体留存提升了 1.2%，这个数据对于产品的价值是非常高的。

通过这个活动的分析，我们可以看到活动策划的一个源头：**关键的数据**。

二期活动利用一个非常简单的变量——10 局到 7 局的改良，使得活动效果获得了大幅度的改进。

很多时候我们会把数据分析想得过于复杂，但其实我们可以利用最简单且明显的数据就能做到非常显著的优化效果，并且这样的数据应用场景其实非常多。

这是我想通过这个例子向大家呈现的一个概念：**抓住简单而又关键的数据，往往能起到高杠杆作用。**

## 2. MMORPG 玩家召回活动

我们再来看看一款 MMORPG 产品的召回活动。

许多处于中后期运营阶段的产品都会策划召回流失玩家的活动。玩家的召回方式有很多种，常见的有短信、邮件、客服、微信等方法。短信信息召回性价比最高的方法之一，这款案例产品的活动也是通过短信来实现的。

但因为召回人群的差异，短信内容也要发生变化。首先对流失可召回的玩家进行几个分层，如图所示，分为核心用户、高端用户、次高端用户、中端用户、低端用户 123。

**回归用户的登录数据**



第一次“玩家召回”活动					第二次“玩家召回”活动				
	召回失败用户数	召回成功用户数	目标召回总数	召回率		召回失败用户数	召回成功用户数	目标召回总数	召回率
核心用户	57	12	69	17.39%	核心用户	46	9	55	16.36%
高端用户	81	14	95	14.74%	高端用户	69	10	79	12.66%
次高端用户	301	45	346	13.01%	次高端用户	284	56	340	16.47%
中端用户	478	98	576	17.01%	中端用户	456	110	566	19.43%
低端用户1	4264	991	5255	18.86%	低端用户1	2586	838	3424	24.47%
低端用户2	5421	1096	6517	16.82%	低端用户2	2271	652	2923	22.31%
低端用户3	6713	800	7513	10.65%	低端用户3	7332	164	8980	18.55%
总计	17315	3056	20371	15.00%	总计	13044	3323	16367	20.30%

注：低端用户1、2、3：游戏内累计消耗低于1万元，根据等级分为三个等级段，其中1代表高等级，3代表低等级。

这是两次召回活动的数据，数据包含了失败、成功、目标召回以及召回率。

如果从活动召回率来说，第一次活动总的召回率是 15%，第二次是 20%。召回率这个指标反映出第二次的效果是明显比第一次好的。

但如果我们再来仔细看整个数据的召回率比例，我们会发现第二次召回的用户中，之所以会比第一次的召回率高，数据的提升更多体现在低端用户的召回上。

因此第二次活动的召回效果是否真的好，**我们需要看更多的数据和指标来佐证，到底哪一次的活动举办的比较成功**。同时也需要通过数据分析找到下一次活动可以优化的点。

因此，我们选择以下几个点进行分析：

- 回归天数分布
- 资源消耗对比
- 分类型用户占比
- 回归后 30 天内登陆不足 20 天的用户

### (1) 回归天数分布

对于回归用户登录天数分布，就是回归用户在 30 天之内活跃了多少天。下图是第一次活动和第二次活动的用户活跃天数分布。

## 回归用户登录天数分布



### 分析结论

- 两期活动中大部分的回归用户在领取完所有奖励（10、18天）之后，再次流失。
- 第二期活动中回归玩家在第8天左右出现了一个流失高峰。
- 第二期活动最终留下来的用户要比第一期活动多25%左右，说明虽然每期活动中玩家在领取完奖励之后都会出现流失，但是通过适当延长领奖天数，可以给玩家更多的时间来了解新的游戏内容，结识更多的朋友建立更多的关系网，从而增加玩家留下来的念头，最终提升留存。

**执行建议：**  
针对第二期活动玩家在第8天左右出现流失高峰的现象，在下次的活动中在第7或8次适当提升一下奖励，强化玩家对回归奖励的期望，从而诱导玩家继续留在游戏中，给游戏更多的时间去向玩家推送内容，争取将玩家留下来。

第一次活动形式主要是发短信让老玩家回来，利用每天签到领奖提高留存，并在第十天的时候用大奖的形式提高用户的长线留存能力。

第二次的时候，召回活动同样也是每天都可以领奖，但是我们将大奖的领取时间拉长，让用户在第十八天的时候才可以领取。领奖时间的差异，导致数据上产生了差异。

根据这个表我们可以找出一些现象：

- 大部分回归用户领了大奖后就基本都流失了。30天为周期，用户登陆数据基本都是在15天左右开始下去。
- 回归的用户在第八天的时候出现了一个流失的高峰。这是一个需要关注的点。因为在第一次活动的时候，第八天并没有出现高流失的情况，因此，第八天的数据异常应该可以挖掘出一个对活动改进的点。

- 第二期活动留下来的用户要比第一期留下的要多。二期活动回流用户要比一期多 25% 左右，证明用户虽然领了奖品大多会流失。但是通过延长活动奖品的领取时间，可以让玩家有更多的时间去了解游戏的内容。

很多 MMORPG 是通过社区互动的方式，例如师徒系统、组队副本等方式，提高了召回玩家的留存。

所以我们可以得到一个改进结论：

就是针对第二期活动，召回玩家在第八天左右出现流失高风现象，**下一次召回活动应当在第 7 第 8 天来适当地提升奖品奖励，来提高用户期望**，从而促使玩家继续留在游戏当中。

## (2) 资源消耗对比

召回的目的不仅想让玩家留下来，还要留下来之后多消费。



由图可知，第二次召回的用户的资源消耗（付费能力）要高于第一期的用户，由日均 1.8 提升到 1.9，提升了 6%。同时，结合游戏的付费数据，同期游戏日均首日分别为 300 和 240，可以看到第二期活动从营收上的确是要高于第一期活动的。

我们刚刚看到召回活跃度的对比，召回玩家的活跃度是第二期更好的，从充值和资源消耗来说，也是第二期更好一些。分析到这里的时候，我们其实基本可以下结论，第二期的召回活动效果是优于第二期召回活动的。

分析到这里，其实我们还没有得到更多建议，去优化第三期的召回活动。因此我们还需要去深挖用户行为路径，去发掘用户的价值。

### (3) 分类型用户占比

首先，是分类型用户消耗占比的分析，我们本身在召回的时候把用户分了不同的层级，高端、次高端之类的概念。这些用户回归游戏后，我们针对他们在游戏内分别消耗了多少资源做了一个对比的分布图，这个时候我们可以明显地发现一些特别有价值的结论：

**回归玩家消耗明显集中在高端用户和低端用户 1 中。**

## 分类型用户消耗占比

用户类别	消耗占比 (%)
高端用户	~10%
次高端用户	~12%
低端用户1	~44%
低端用户2	~10%
低端用户3	~36%

### 分析结论

1. 回归玩家的消耗主要来自于次高端用户和低端用户1，尤其是低端用户1。此类玩家在两期活动的消耗中分别占到了44%和36%。作为召回活动主要召回对象的核心用户和高端用户反而没有表现出较强的付费能力。
2. 低端用户3类型消耗占比第二期有较大幅度提升，由3%提升到了12.7%，说明虽然此类用户中有大量的小号、仓库号，但其中真实用户仍然能够给游戏带来一定价值。

**改进建议：**  
适当提升次高端用户和低端用户1的奖励价值，因为这两类玩家具有更强的消费能力和倾向，适当提升奖励价值可以达到提升其消费意愿的作用。

在两期的活动中，低端用户1分别占据了消耗占比的44%和36%，均远高于其他类别的玩家的。

其实一期活动策划的时候，活动的目的是希望把高端+次高端用户作为召回的核心，因为这些玩家的贡献价值更大。

但实际上，这两期活动对低端用户1和次高端用户的影响最大，后面如果我们要再策划类似活动的话，**我们就应当需要对低端用户1做一个更为全面的分析，让活动可以进一步挖掘这部分人群的消费能力和体验导向。**

同样的，其他的用户行为需求我们也需要进一步的分析，对整个活动进行改良，以提高活动对其他用户的吸引力。

综上所述，活动对我们的核心用户群——高端用户&次高端用户，其实吸引力是不大的。

这里就可以获得两个结论：

- 回归玩家的消耗主要来自于次高端用户和低端用户 1，尤其是低端用户 1，此类玩家在两期活动的消耗中分别占到了 44% 和 36%。**作为召回活动主要召回对象的核心用户和高端用户反而没有表现出较强的付费能力。**
- 低端用户 3 类型消耗占比第二期有较大幅度提升，由 3% 提升到了 12.7%，说明虽然**此类用户中有大量的小号、仓库号，但其中真实用户仍然能够给游戏带来一定价值。**

由上述结论便可以导出对第三期活动的改进建议：

**适当提升次高端用户和低端用户 1 的奖励价值**，因为这两类玩家具有更强的消费能力和倾向，适当提升奖励价值可以达到提升其消费意愿的作用。

这是对用户进行分类的对比，我们还可以看回归之后 30 天之内，登陆不足 20 天的用户，从中再去发掘更多数据信息。

#### (4) 回归后 30 天内登陆不足 20 天的用户

这个用户就是召回之后再次流失，他们回来之后为什么又走了，这里其实是需要结合整个游戏的玩法去分析了。

## | 回归后30天内登陆不足20天的用户



比如说低端用户 3 的等级分布，它的流失点分别为 65 级及 70 级，这里要结合游戏的玩法去分析这两个点存在什么样的问题导致玩家流失。

对于这个游戏来说，65 级和 70 级的时候有一个要求较高的飞升系统。前期在召回玩家回来之后，我们会奖励玩家一些经验值和奖励的礼包，但到了飞升的时候会卡在这里，这个点也会成为未来活动优化的方向。对于低端用户 2 也可以同样使用这样的思路去分析优化。

通过这个案例，我们可以得到一些结论。**我们在做活动数据分析的时候，很容易只停留在活动的数据表面，并没有对下层行为做一个深钻，如果我们从不同的角度去深挖数据，就可以得到很多意外的收获。**

## | 数据挖掘案例

数据除了数据分析的价值，另一层价值就是数据挖掘的价值。

数据分析是依赖于人的经验及人对业务的理解，依赖人的逻辑思维能力去找  
到整个业务相关的信息，去找到理性且可以指导我们产品优化的点。

数据挖掘就是从另外一个维度去发掘数据的价值。

我们这里用一个比较简单常见的案例：**产品的 DAU 预测**。通过这个案例，我  
们可以看到数据挖掘的一个思路。



这里有三条曲线，分别代表了三个产品的 DAU，三个 DAU 走势波动比较厉  
害，而有一些的周期性比较明显，没有太多规律可言。

我们就需要一些比较科学的方法去预测 DAU、分析产品的 DAU、分析具体的  
场景去对我们的一些产品决策进行辅助

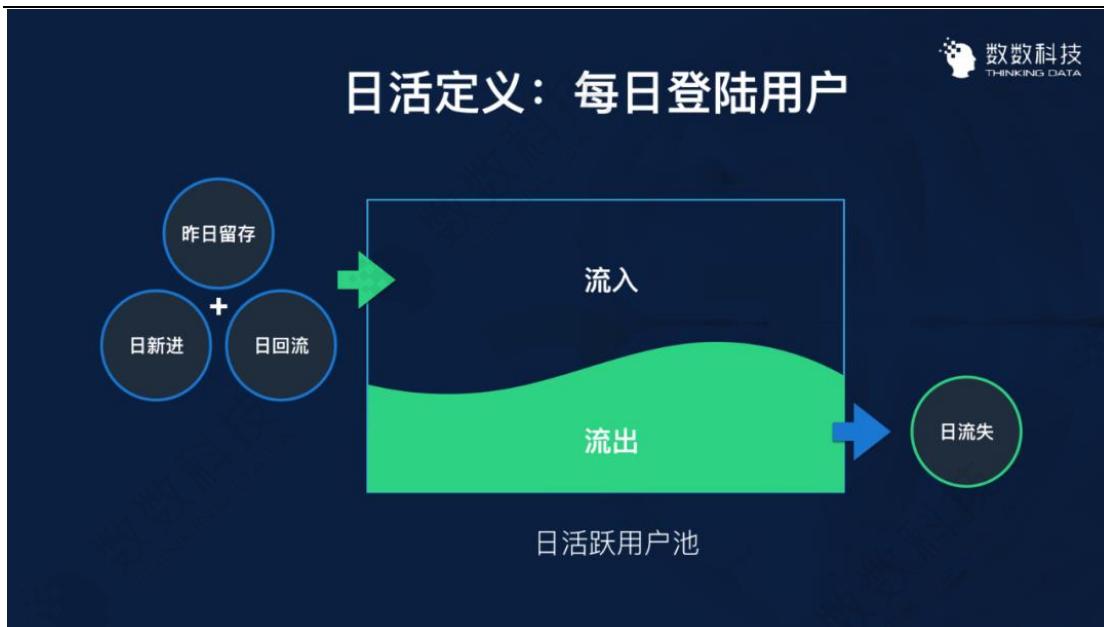
比如说这个场景：

现在我们公司有一个产品公测没多久，公司给的 *KPI* 指标是产品投放后能够达到 50 万的 *DAU*。事实上，在产品上线的两周，产品的 *DAU* 一直在 45 万和 47 万徘徊，项目组还有一笔预算，需要去衡量这笔预算如果全部拿去买量的话，能不能达成这个 *KPI*。

这个时候我们需要找到一个可以科学决策的依据，我们要分析整个 *DAU* 跟新增用户的关系，去分析投入多少钱可以获得大概多少的新增，这些新增又能带来多少活跃的提升。

为了预测这个 *DAU*，**首先我们需要对指标做一个拆解**，首先需要定义它。每日登录用户，就是 *DAU* 的定义，只要用户做了登陆操作，我们就认为他是一个活跃用户，*DAU* 一直处于波动状态。

造成 *DAU* 波动的因素由这几个点构成，通常我们把整个日活的用户比喻成用户池，每天都有流入的用户，每天都有出去的用户。所以一个流入一个流出形成了数据的波动，对于流入的部分我们可以分为三个部分：**昨日留存用户 + 日回流用户 + 日新进用户**。

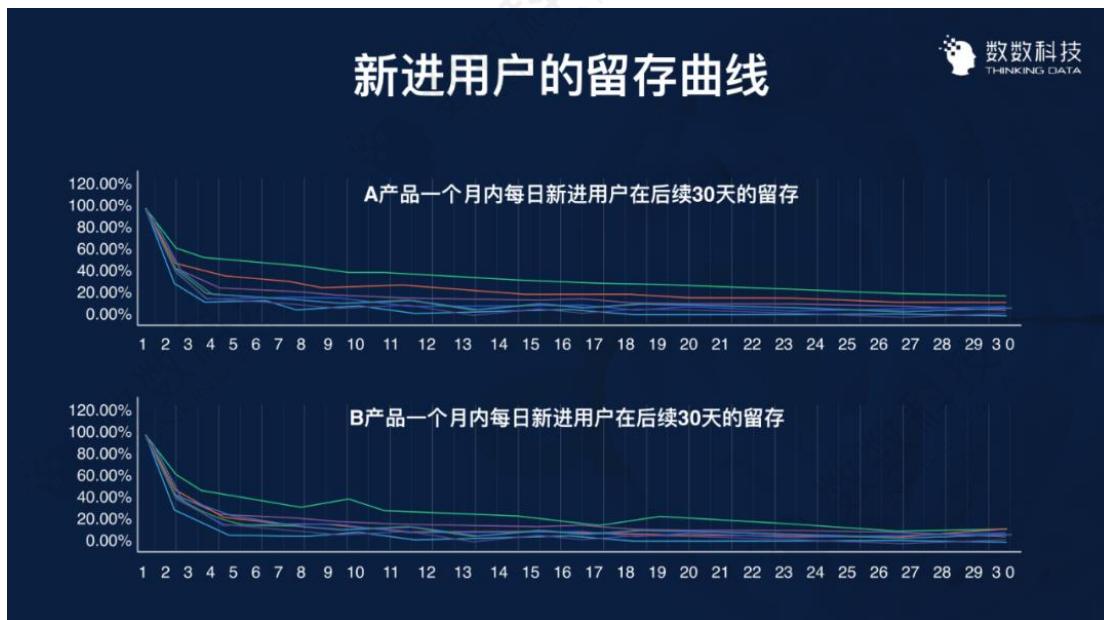


分解之后，我们就可以完成一张新进用户的留存表。

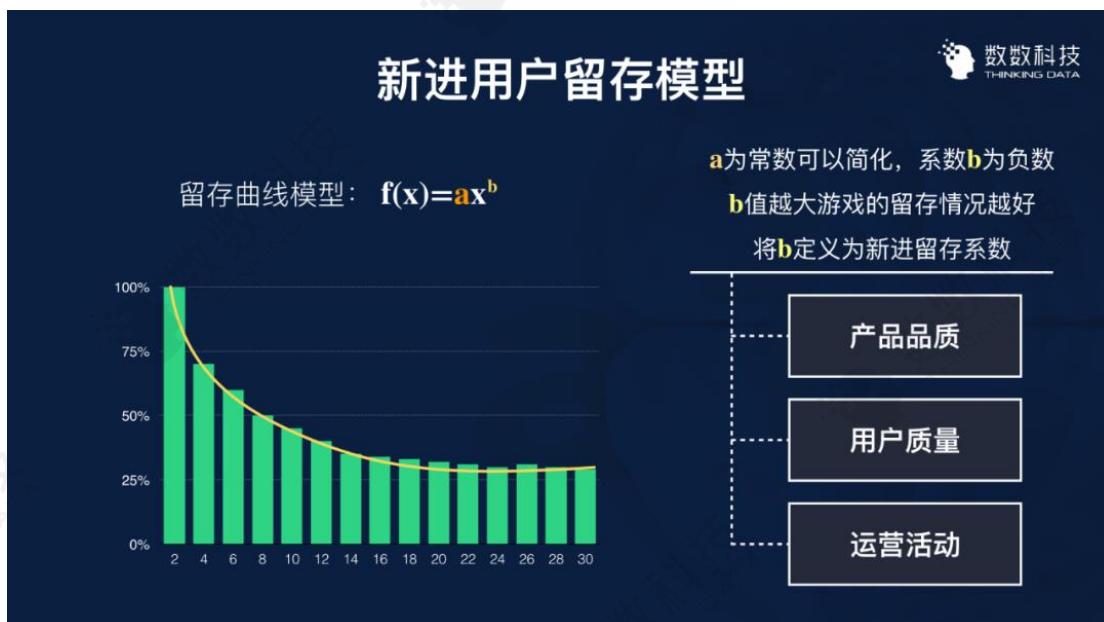


表格一共列举了 5 天内有多少人留下来，在后续 20 天每天又有多少人留下来。我们会发现里面的留存率，是根据下方示意图的趋势发展的，呈现的是衰减的趋势。

然后我们找来两个产品的留存数据画出留存曲线。



大家可以看到这两个曲线还是挺有规律的，相对来说还是较为平滑的，这个时候我们需要选择一个函数模型——幂率分布对它进行建模。



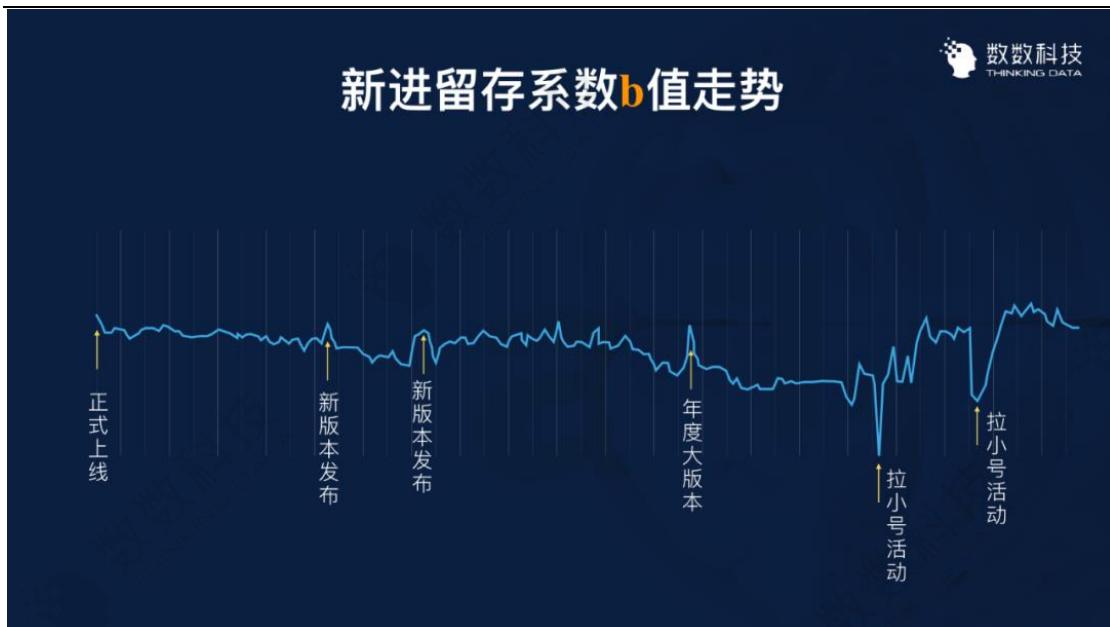
其中：

- 
- a 为常数 (可简化)
  - b 为新进留存系数
  - x 为产品运行天数

如果 b 的值越大，留存情况就会越好，因为 b 这个值决定了曲线的倾斜程度，比如 A 产品第一条绿线的 b 值就要大于红线。所以 b 值就可以反映出产品的用户留存特征，**我们就可以把 b 定义为新进的留存系数**，留存系数可以通过三个点决定：

- 产品的品质
- 用户的质量
- 运营的活动

在结合上述理论后，我们就可以从已经运营一段时间的产品中抓取我们产品的 b 值，画一个走势图。



这是该产品 b 值一年来的走势图。从大的层面来看，b 值的波动不是非常的大，但是波峰和波谷都有相关运营活动或者版本迭代的干预，导致了这个值的改变。

b 的值非常有意思，因为产品本身的质量其实是比较稳定的，可以用它衡量用户质量，或者运营活动的质量。

有了这样的模型之后，我们就可以把计算 DAU 的公式列出来了。

## 日活的计算公式

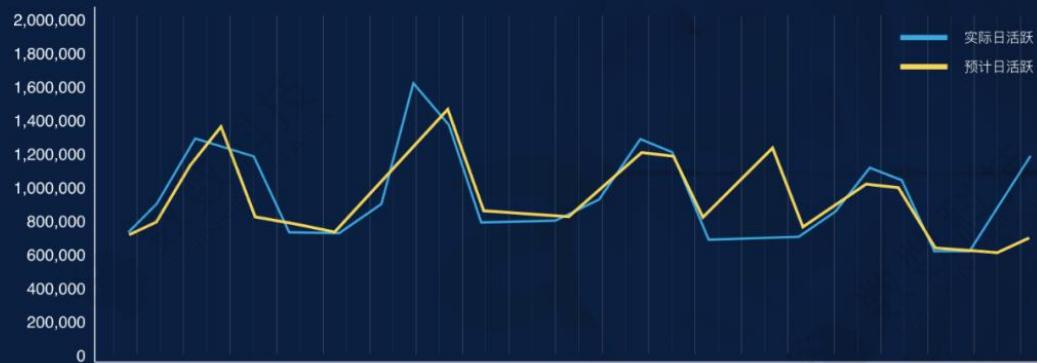
$$\text{今日的日活跃} = \text{昨天注册的用户减到今日的用户数} + \text{前天注册的用户减到今日的用户数} + \text{前3天注册的用户减到今日的用户数} + \text{前4天注册的用户减到今日的用户数} + \text{前5天注册的用户减到今日的用户数} + \dots + \text{昨天注册的用户减到今日的用户数} + \text{昨天新注册的用户减到今日的用户数}$$



$$\text{不限号后第n天的日活跃} = \text{不限号前活跃度用户至不限号后第n天的留存} + \text{不限号当日注册用户数} \cdot n^{\beta_1} + \text{不限号第2天注册用户数} \cdot (n-1)^{\beta_2} + \dots + \text{不限号第3天注册用户数} \cdot (n-2)^{\beta_3} + \text{不限号第4天注册用户数} \cdot (n-3)^{\beta_4} + \dots + \text{不限号第n天注册用户数} \cdot 1^{\beta_n}$$

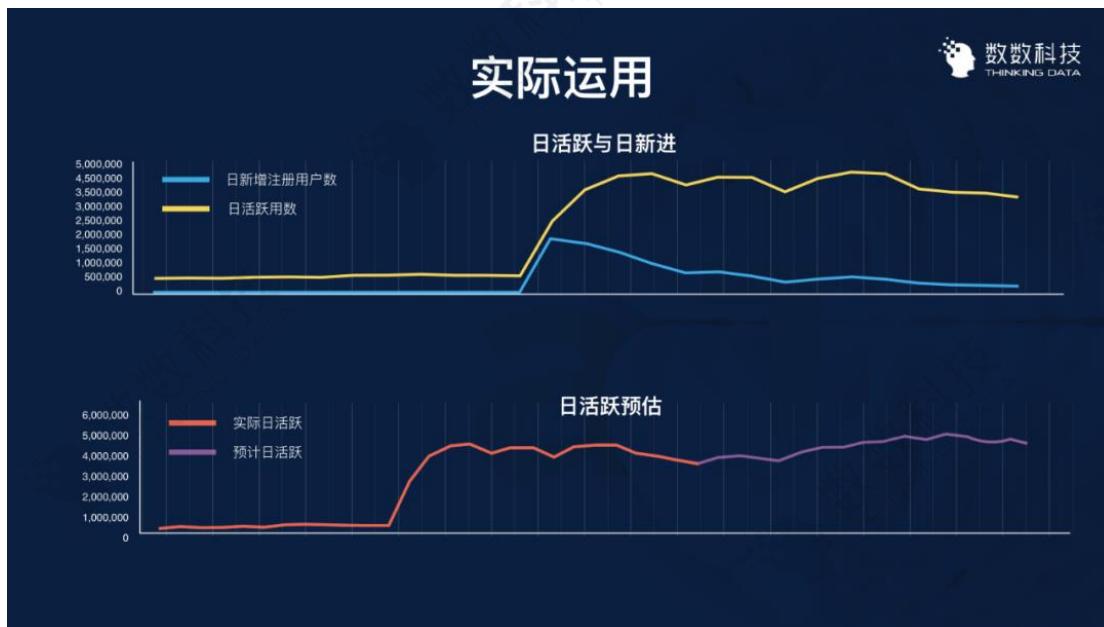
有了这个公式我们就可以进行 DAU 的预测了，下图展示了实际走势和预测的效果。

## DAU预测效果



对比实际日活和预测日活的，虽然存在一些偏差，但总体来说还是非常吻合的，其中某些波动是受到了运营活动影响。

有了以上模型，我们再投入实际的应用评估中。



我们回到 DAU50 万的目标上。

从上图可以看到上面这张图是日活跃与日新增的走势关系，这些都是不限号之前的走势，不限号之前是比较稳定的，核心玩家一直都是比较稳定的，没有什么比较大的变化。中间拐点是不限号当天出现的，日新增注册用户自拐点之后一直往下走。

我们代入那个日活公式后，下方图的紫色部分就代表我们的预计的日活曲线。

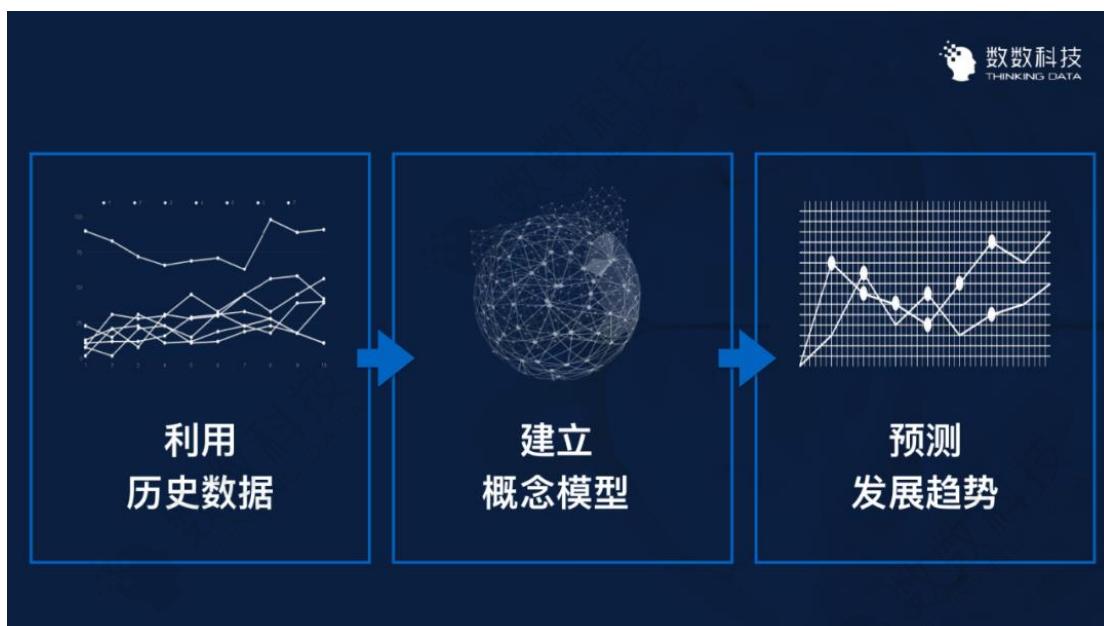
最后推算出来是，我们需要连续两周每天都要有 8 万的新进，才能够完成 50 万 DAU 的 KPI。

这个结果所需的费用跟我们实际的预算相比差距太大，因此我们放弃了投放买量的计划。如果预估和实际预算差距不大的话，可以尝试一下。

这次的数据挖掘就给了我们此次决策的数据支撑，告诉了我们这个决策是不具备可行性的。后来为了完成目标，我们改用了拉小号的活动，将数据快速地推上去。

总结一来，常见的数据挖掘可以分为三步：

- **利用历史数据**
- **建立概念模型**
- **预测发展趋势**



扫码免费体验产品 demo



数数课堂

# PART 02

---

---

## 应用场景

## 第3篇 如何通过数据分析提升MMO游戏次日留存

“主人公：麦子  
职位：某游戏公司的运营  
使用产品：数数科技数据分析平台  
数据分析阶段：MMO游戏测试期”

### 具体场景

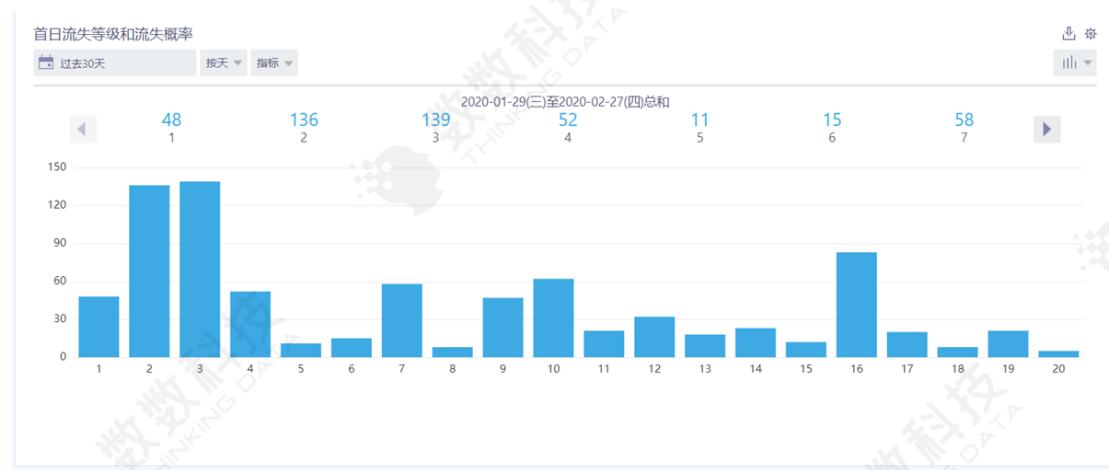
某游戏公司的一款MMO游戏测试了，既然是测试，最重要的数据就是看留存。测试第二天，负责运营的麦子同学打开数据后台：**昨日新增账号次留只有32.6%**。按照内部50%的次留标准，这个数据可真是要凉凉的节奏。那么，**面对留存数据不理想，该如何优化呢？**

说到数据分析，麦子所在的公司使用的是数数科技的数据分析平台，在产品上线前，已经做好了数据采集和统计的工作。有了数据在手，运营团队就可以快速定位问题，提升调优效率。

那么，麦子是如何通过数数科技的数数分析平台来分析游戏次日留存低的原因呢？

麦子做的第一件事是**统计玩家的等级流失情况**，如下图所示，可以清晰看出存在好几个玩家流失凸点，找到凸点产生的原因，或许就能了解到玩家流失的真

相了。



通过数数科技的「分布分析」功能，统计用户首日流失情况

于是，麦子又从头体验了一遍游戏，结合游戏进程，将等级拆解成多个阶段，将凸点发生的事件记录下来，便于找出问题所在。



结合用户流失模型，细分游戏行为进程

针对以上数据，玩家产生流失主要分为 2 个阶段：

前期体验（体验时长 30 分钟内）：整个前 30 分钟流失率是最高的，主要是 1~3 级刚接触游戏，以及游戏主线体验中的流失。

主线中断后（体验时长 30~120 分钟）：即 16 级第一次主线结束，19 级师门任务结束，26 级第二段主线结束，此间玩家需要主动找队伍参与活动的过程中。

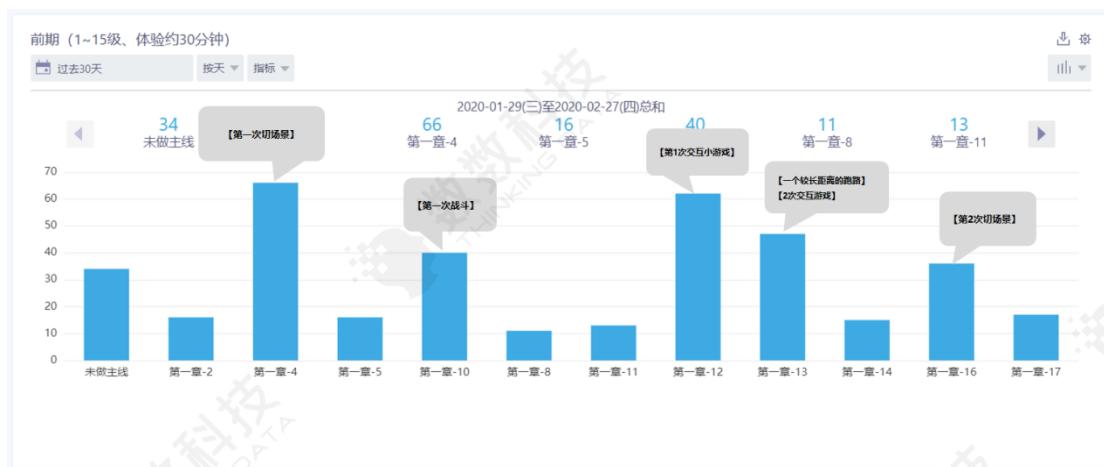
简单来说，就是主线任务和玩法参与两方面，可能存在一些问题。接下来，要想具体分析玩家的流失原因，麦子需要“切换角色”，假装自己是普通玩家，根据以上数据表现，重新玩几遍游戏，猜测玩家流失的原因，同时用数据验证猜想，才能更准确的进行优化，提高玩家留存。

### 针对「主线任务」的分析

麦子对主线任务中玩家流失原因的猜测：

- 打怪物耗时特别长
- 剧情又臭又长，没有耐心了
- 需要交互小游戏才能过去，玩家不会过
- 兴奋点太少，一直在跑路

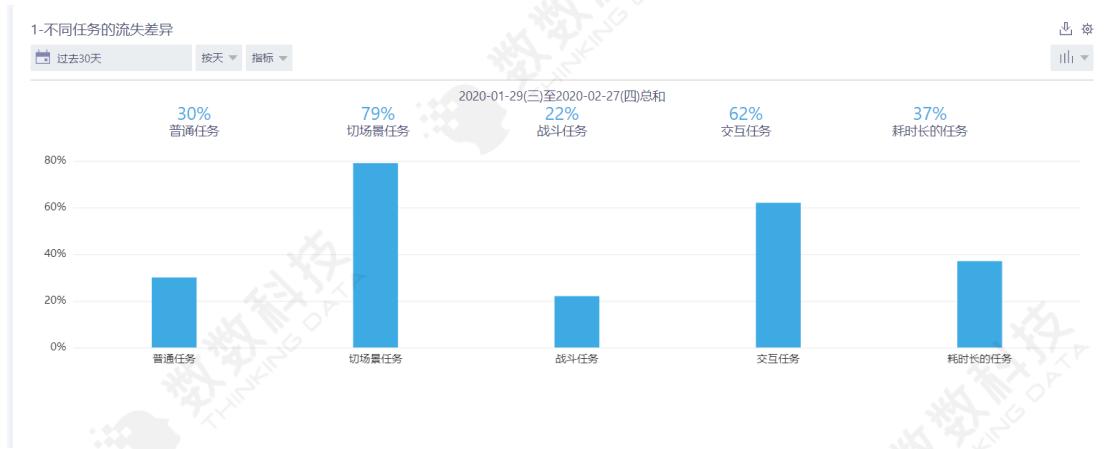
如何验证猜测正确与否呢？**通过数据分析平台，找到每个任务的流失概率，并结合实际任务情况，做出标注。**



通过数数科技的「分布分析」功能，统计主线任务流失情况

似乎凸点都出现在“切场景、战斗、交互类任务”时，数据好像是验证了麦子的猜测。

别急，再把任务分门别类，看看宏观数据吧。



通过数数科技的「分布分析」功能，统计任务流失情况

在这里，麦子将任务分类为普通任务、切场景任务、战斗任务、交互任务、耗时长的任务后，可以从任务流失情况看到，切场景、带有交互的任务明显超出平均流失概率。

数据分析进行到这里，其实问题出在哪，可以说是呼之欲出了。

## 针对「玩法参与」的分析

任务的问题解决了，再看第二点，在玩法参与有什么问题。

结合游戏实际情况，麦子对玩法参与的流失猜测：

- 不知道该如何参与玩法
- 玩法需要组队，组不上队伍
- 玩法难度高，不强化装备就无法通过

通过数数科技的数据分析平台，**运营可以独立进行数据统计和分析，不再需要向开发部门提需求。**

### 猜测 1：对不知道该如何参与玩法的验证



通过数数科技的「事件分析」功能，统计玩法的参与情况

从图表中可以看出，流失玩家和留存玩家在战场参与上存在很大差异。而对于这款游戏，战场恰恰是玩家在刚刚断掉主线时，进行升级的唯一玩法。

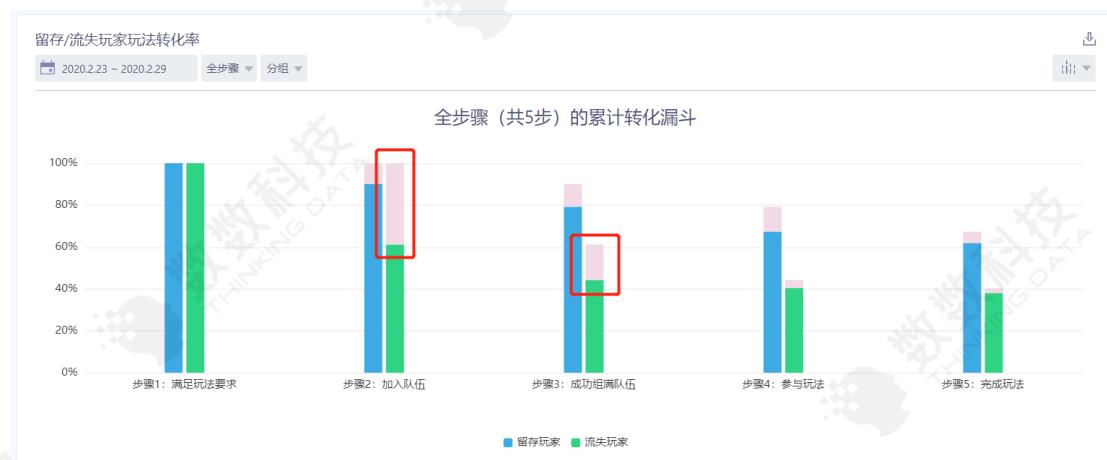
此时玩家刚刚从【一路送】的任务中出来，就要靠玩家自己主动找到升级方法，且如果找不到就没法继续游戏，有点放手太快了。所以对此问题，考虑增加升级玩法的多样性，并且加强引导，让玩家可以更加顺利的度过前期。

### 猜测 2：对组队问题的验证

由于 MMO 游戏大部分玩法都是需要组队进行的，会不会玩家虽然知道要通过玩法，但因为找不到队伍，而产生流失呢？

我们可以通过数数平台的漏斗模型来分析组队的转化率情况。找到哪步转化出现了问题，就可以更有针对性的优化：

满足玩法要求的玩家有多少人 → 这些人中有多少人加入了队伍 → 这些队伍中有多少人成功组满 → 组满后有多少人参与了玩法 → 参与玩法的队伍有多少人完成了玩法



通过数数科技的「漏斗分析」功能，分析组队的转化率情况

流失用户在组队成功率方面的流失率较高。因为目前测试期间自动匹配的功能还没有做，只能靠玩家在世界频道喊，而在喊的过程中，真的能组上队伍的人数并不多。

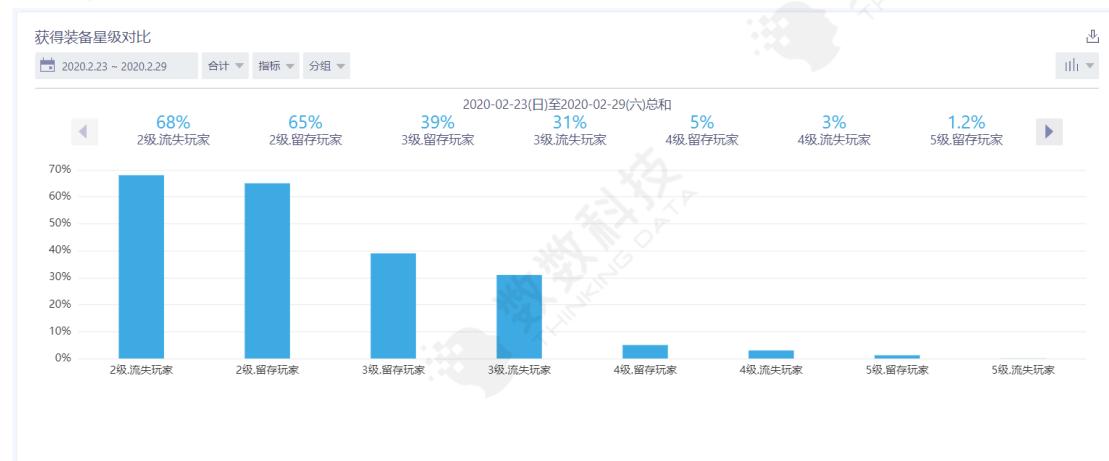
故而，后续的优化在提高玩家组队成功率上，可以多下功夫了。

### 猜测 3：对装备强度的验证

虽然对于前期来说，玩家的游戏体验比较线性，但仍然会有部分随机事件影响玩家的体验，比如 A 掉了紫色装备，B 没掉。这些随机的事件累加起来，可能就是促使玩家流失的最后一根稻草。

所以，麦子就想对比一下流失玩家和留存玩家的装备强度，看看是否有差别。

(注意，一定要对比相同等级段的玩家信息)



通过数数科技的「分布分析」功能，统计装备情况

可以看出，流失和留存玩家虽然有差距，但并不算太明显。

有了以上分析结论，我们已经基本得出玩家的流失原因，但也先别急，最好再看一下玩家聊天日志，来看看是否真的有玩家抱怨猜测的问题。

当然，有条件的情况下，最好还能在游戏中嵌入问卷，以及对流失的玩家做个电话访谈，与数据结合，多方面确认流失原因。

左手有了数据，右手有了玩家反馈，这下，麦子就可以信心满满的去找策划

GG 讨论一下，后面到底该怎么优化了。

以上就是麦子对玩家首日流失情况的全盘分析过程了。那么，总结一下，这

次的分析都有哪些步骤呢？

**STEP 1 查看宏观数据，找到流失凸点。**

**STEP 2 体验游戏，记录每一个节点发生的游戏事件。**

**STEP 3 针对凸点，结合游戏实际情况，尽可能多的给出合理猜测。**

**STEP 4 对猜测的情况进行数据和玩家反馈的验证。**

其中，最难的可能就是猜测环节，需要一定的工作经验才能更加全面的穷举到流失原因。

最后，跟大家分享一下，麦子在实际工作中，可能会做的一些猜测思路。

### 属性猜测

(职业类) 不同职业的流失点可能不同

(战力类) 装备培养到 2 星的玩家，比培养到 3 星的玩家更容易流失

(功能类) 加入了公会的玩家，比不加入公会的更容易流失

(付费类) 购买了 A 道具的玩家，比不购买的玩家更容易流失

### 任务猜测

(BUG 类) 卡住的剧情本身存在 BUG

(知晓类) 不知道该点哪里继续任务

(门槛类) 需要一定的脑力或操作才能通过

(难度类) 主线怪物数值难度高，打怪时间太长

(兴奋点) 跑路距离太远，长时间跑路导致厌烦

### 玩法猜测

(BUG 类) 玩法本身存在 BUG，无法参与

(知晓类) 不知道可以参与这个玩法

(门槛类) 因为组不到队伍无法参与玩法

(难度类) 参与了玩法但是玩法难度太高，拿不到奖励 (兴奋点) 玩法体验太平淡，奖励也不好

### 反馈验证

(舆论分析) 大家都在讨论什么，抱怨什么

(结合 UE 反馈) 有条件的情况下，对流失玩家进行电话访谈



扫码免费体验产品 demo

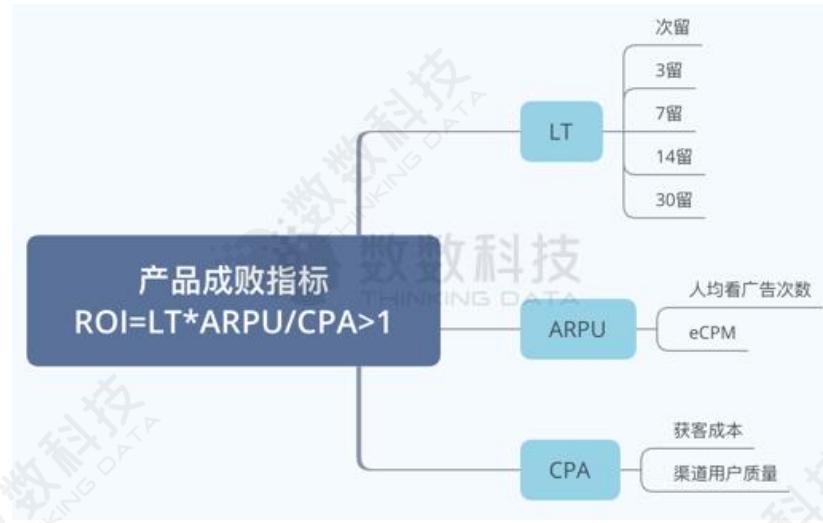
## 第4篇 如何提升网赚游戏的用户留存率

“网赚”，百度百科对它的定义是指网络赚钱，一般是利用电脑、服务器等设备通过 Internet (因特网) 从网络上获利的赚钱方式。在互联网行业，“网赚”可以用于新闻，比如看新闻赚钱的模式；用于金融，比如一些 P2P 模式；用于游戏，比如近期大火的“网赚游戏”。

在游戏市场上，网赚游戏是一类特殊的存在，一些人面对它持续霸榜的现象忍不住下水尝试；一些人却不认可“它属于游戏”。所以，**所谓网赚游戏吸引的更多并不是游戏玩家，而是下沉市场的“想赚钱”的人群**。针对“网赚游戏”这个特殊品类，虽然争议很多，但火热程度也让人不能忽视。

既然“网赚”模式应用到了“游戏”中，那我们还是可以从游戏数据分析的角度来做一番解读。

一款靠广告变现的游戏上线后是否值得加大预算投放市场，测试期的数据很关键，用于指导产品经理优化用户留存及变现场景设计。待优化  $ROI > 1$  后，进入用户增长期，只要控制好渠道用户质量和获客成本，这款游戏的流量生意便成功了。



毫无疑问，留存率是衡量产品质量的最基础最关键的指标之一，毕竟用户留存下来收入才有可能嘛。今天就来和大家分享一套我们基于网赚游戏的运营模式，总结出来的可复用的提升用户留存率的方法。

〔本文使用数数科技的数据分析平台 *ThinkingAnalytics* (以下简称 TA 系统)，部分数据为脱敏数据或 DEMO 数据，不具备真实运营参考价值〕

## 场景 1

### 投放初期，如何优化用户流失前最后一个行为场景

此方法适用于**游戏投放初期**，需收集 7 天以上的用户行为数据，重点分析用户退出游戏前最后一个行为场景，降低用户流失率即达到了提升留存率的目的。

**游戏 A 背景说明：**答题闯关+网赚游戏，投放测试期 8 天，日新增 400+。次留存处于 30%-35% 之间，3 留 15%-20%，次留、3 留均不及格，需尽快提出优化方案，否则有停投风险。以下是针对性进行优化的分析过程：

## 第一步：快速找到用户流失原因

快速定位用户流失原因，是提升留存的必要条件。

游戏 A 流失用户定义：根据 3 日未活跃用户的召回推送点击率和领取召回奖励的比例低于 0.5%，因此定义 3 天内未活跃的用户为流失用户。

首先，通过**【用户分群】**功能，新建一个条件分群，将最后一次活跃时间是在 3 天前的用户定义为“流失用户人群”；

用户群名称: leaveUserD3

用户群显示名: 流失用户人群

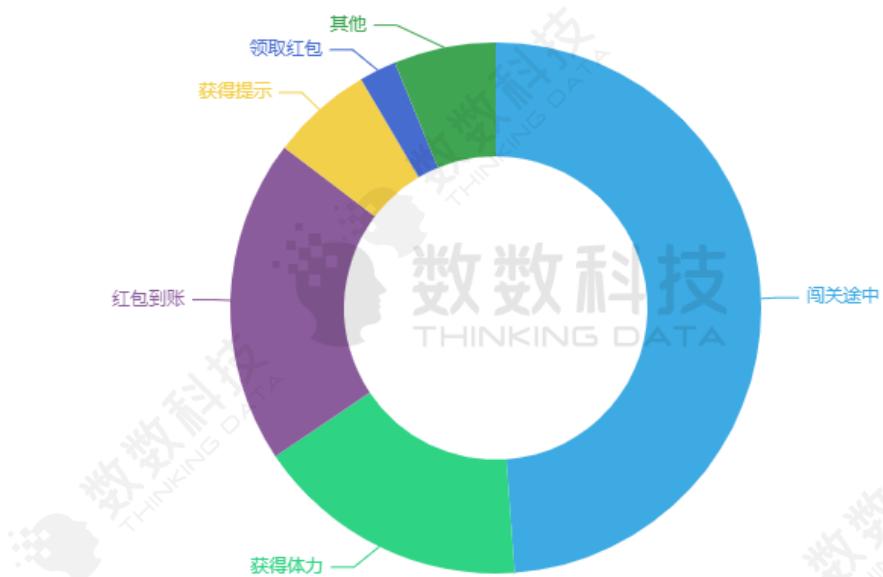
用户群备注: 最多输入50个字符

用户群定义:

用户属性:  相对当前日期 在 过去 +3 天前

数据更新方式:  静态, 人群不更新  动态, 每日0时更新

再使用**【属性分析】**功能，查看流失用户群在流失前的最后一个事件行为主要集中在哪些事件；



流失前最后一个行为	流失用户占比	流失原因
闯关途中	49%	题目设计问题
获取体力	17%	激励视频场景
获取提示	6%	激励视频场景
领取红包	2%	激励视频场景
红包到账	20%	红包策略
其它	6%	其它未细分场景

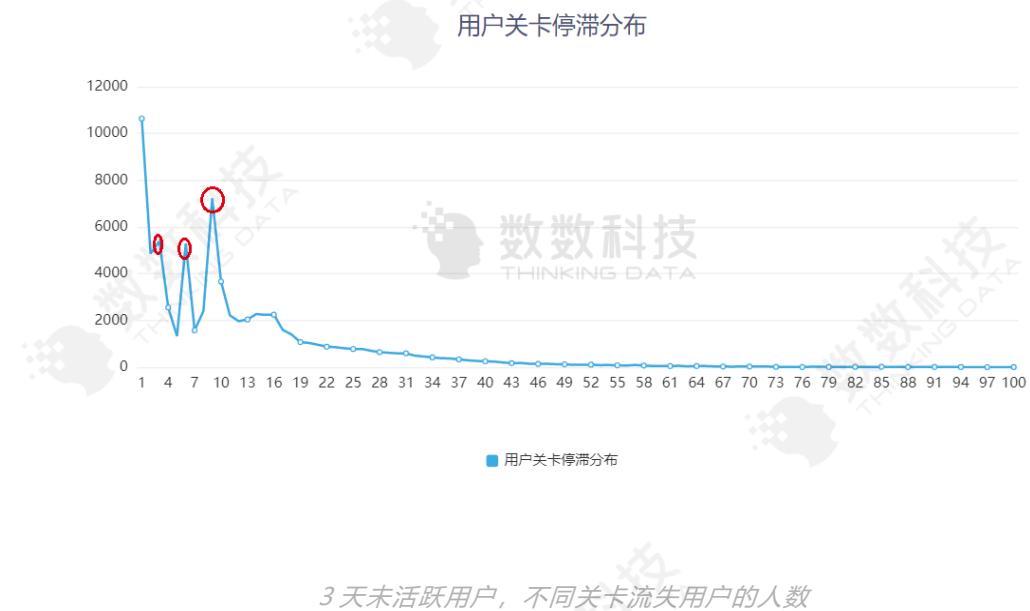
由此，我们得出结论，即关卡难度、红包金额和获取体力场景的广告是造成用户流失的主要原因。

### 第二步：提出留存优化策略对症下药

通过以上 2 步，我们快速定位到了用户流失的原因，逐一解决即可提升留存。以下是具体的优化方案：

#### 1. 更换流失率较高的关卡

针对关卡难度问题, 使用 TA 系统的**【属性分析】**功能确认流失用户关卡分布, 找到凸点后, 安排运营更换流失占比较高的关卡题目。



## 2. 优化红包策略

针对红包金额导致用户流失的问题, 通过分析留存超过 3 天的用户第一天的红包金额可以了解到, 新增用户首日获得金额  $> 8$  元留存率超过 80%, 因此需将红包在关卡中前置, 让用户更容易得到红包从而建立提现信心。



### 3. 优化体力卡点

针对体力场景流失原因，通过查询玩家离开游戏时的体力分布，可看出体力值为 0、1、2、3、4 的各用户数如下图。

结合体力恢复推送的点击率在 8% 左右，我们可以得出结论：有 75% 的用户在体力为 0 时选择退出游戏，等待体力恢复后继续游戏。



因此**我们的优化策略**是：给新用户体力大幅度提升，次日恢复正常。让新用户首日能更加深入的体验游戏的乐趣，达到上瘾目的，提升第二日留存。

通过 A/B 测试，我们发现，不仅留存提升，而且还变相增加了其他场景视频广告的请求数量，促进了 ARPU 的上升。

### 第三步：优化效果验证，数据会说话

以上优化策略上线后测试 3 天，很快便验证了数据分析的价值：

**新用户留存提升了 10%，5 关、10 关通关率分别提升了 10% 和 5%，人均日使用时长增加了 10 分钟，用户的活跃深度、留存意愿都达到了优秀投放产品的数据指标。**

## 场景 2

### 增长期，如何找到产品的 Aha Moment

此方法适用于**游戏增长期**，用户量越多越有助于分析出游戏中激励用户留存下来的关键行为，提炼出忠实用户的共同行为特征，从而引导更多用户完成该行为来达到提升留存的目的。

**游戏 B 背景说明：消除+网赚游戏**，用户增长期，日新增 2000+，合理控制成本下获取更多用户，注重用户质量。

相信大家都听过“Aha Moment”，用《增长黑客》里面的定义，Aha Moment 实际上就是用户接触产品后的一些特定行为，这些特定行为对于产品留存率有

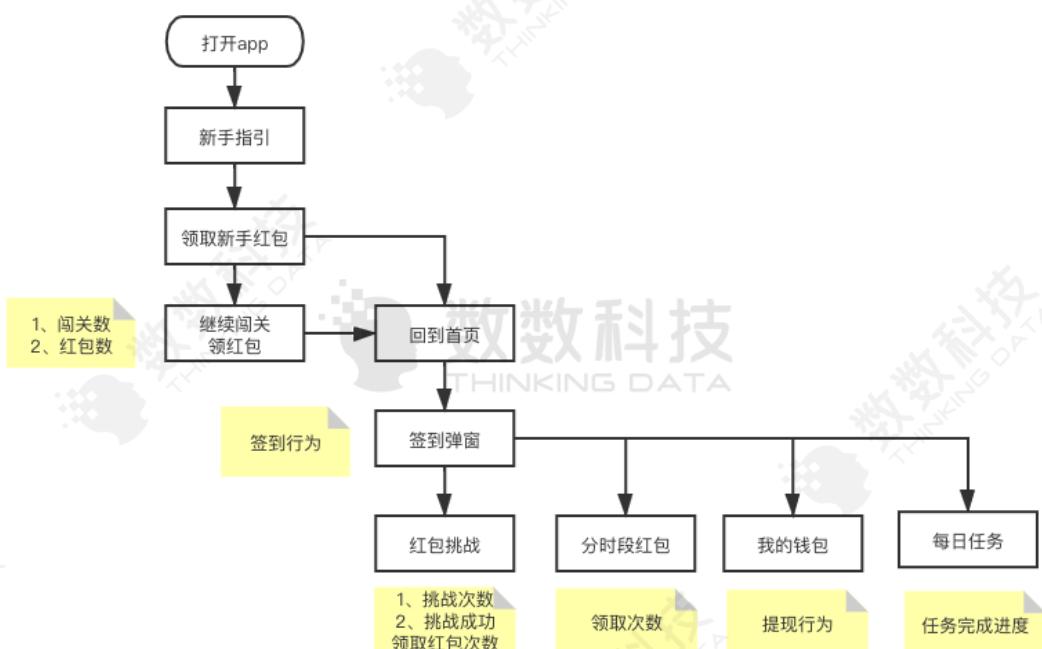
着决定性的影响，可以说是产品爆发的拐点。

最典型的案例就是 Facebook 把新注册用户在 10 天内关注 7 个好友，作为 Facebook 的 Aha Moment。原因是 Facebook 在对用户行为进行分析后发现，好友数是影响用户留存和活跃的关键指标。

每一款产品的 Aha Moment 都不同，**如何使用数据分析快速找到你 Aha Moment 呢？**

### | 拆解新用户进阶路径的关键行为，制作多个自定义留存报表

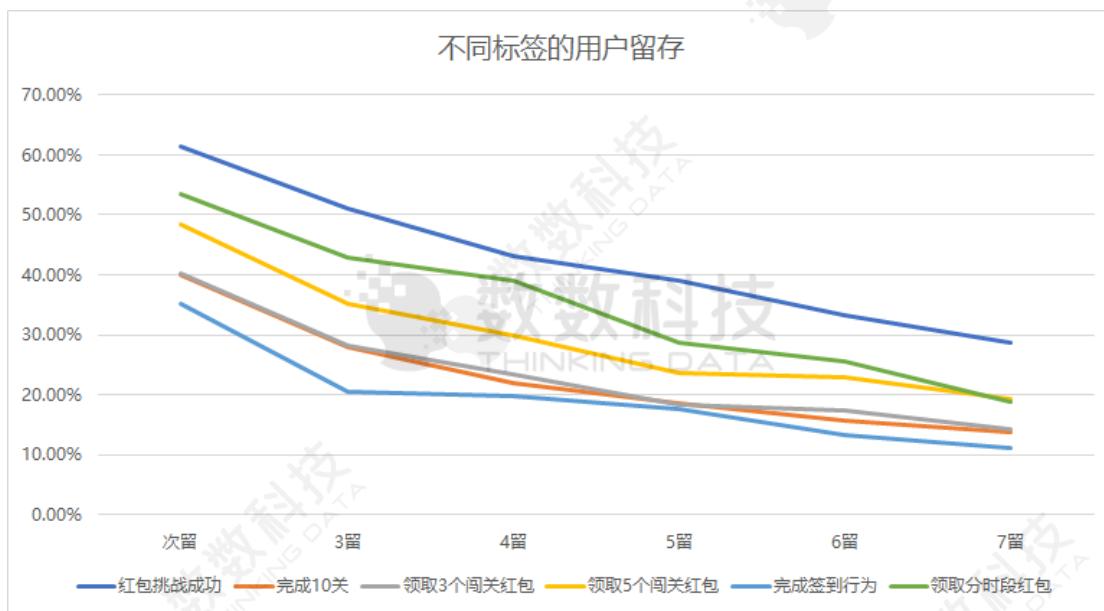
以游戏 B 为例，新用户通过各渠道下载了 APP 之后的行为路径见下图：



根据以上行为路径，拆解出影响用户留存的关键行为，并新建多个完成不同行为的用户留存报表。

- 完成 10 关用户留存报表（游戏上瘾对留存的影响）；
- 领取 3 个/ 5 个闯关红包留存报表（红包数量对留存的影响）；
- 完成签到行为留存报表（签到活动对留存的影响）；
- 红包挑战成功 1 次以上的用户留存报表（红包挑战玩法对留存的影响）；
- 领取分时段红包留存报表（分时红包对留存的影响）；

对比不同行为留存报表，找出与留存相关性最强的行为，可初步认定该行为是产品的 Aha Moment。



### 加强用户行为引导，通过 A/B Test 验证因果性

通过对比分析，我们可以看出“参与红包挑战成功 1 次以上”的用户留存报表，次留曲线 60%，3 留 40%，7 留 20%，留存率远高于平均留存率。因此我们需要围绕着“如何提高用户参与红包挑战的成功率”提出优化留存策略：

- 首页强化【红包挑战】入口
- 降低红包挑战题目难度
- 延长挑战时长
- 进入游戏时赠送道具

**上线 2 天后，对比数据发现新用户挑战人数占比提升 5%，挑战成功率提升 20%，新用户留存也上升了 3%，验证了改优化策略有效，接下来就可以面向全量用户更新此策略。**

以上 2 种提升用户留存率的分析方法，分别是根据当前用户规模和数据量**使用了 TA 系统的【用户分群】【属性分析】【事件分析】【分布分析】【自定义留存】等分析模型**，通过降低用户流失和提高用户转化行为的方法来提升留存。

虽然本文是基于“网赚游戏”的运营总结出的提升用户留存的方法论，对不同游戏产品来说需要构建的数据指标也不太相同，但数据分析的思路都是可借鉴的。对于休闲、超休闲类的小游戏来说，别人在拼野蛮增长的时候，我们换个角度，用体系化、精细化的运营模式来驱动增长，会有意想不到的惊喜。



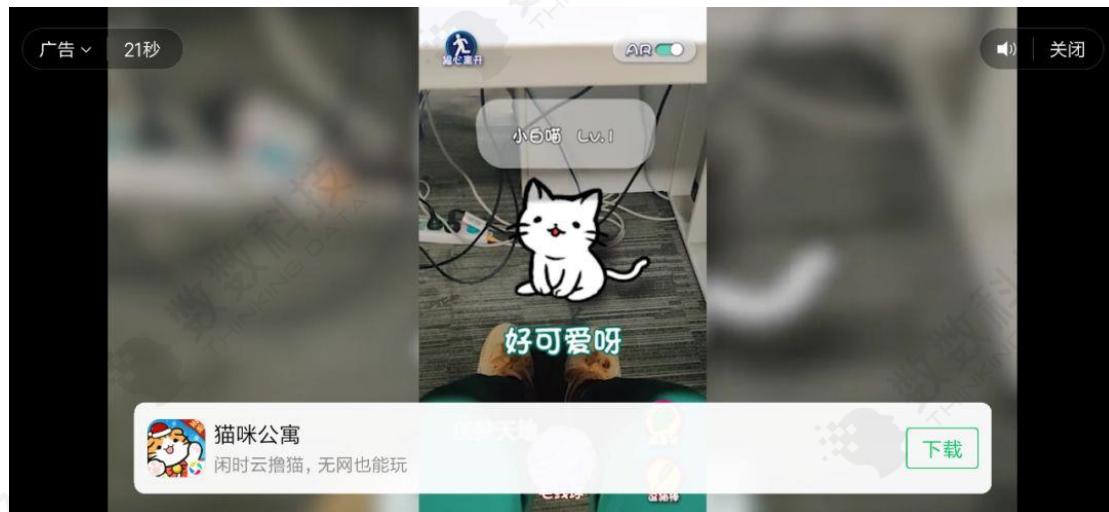
扫码免费体验产品 demo

## 第 5 篇

### 用数据优化激励视频，让微信小游戏的广告收入提升 200%

近年版号的限制，各个微信小游戏的厂商们都开始挖掘广告变现的价值。目前平台开放的广告变现模式有：Banner 广告、激励视频广告、插屏广告、格子广告。

其中激励视频因其用户主动选择、不打断游戏连贯性、eCPM 高、转化好等优点，成为了变现效率最高、最受欢迎的广告形式。本文将通过实战分析为大家总结出如何通过数据分析的方法，提升激励视频的变现效率，让广告收入稳步增长。



进入实战前，我们先拆解下激励视频广告收入的影响因素：

$$\text{收入} = \text{ARPU} \times \text{DAU} = \text{人均播放次数} \times \text{eCPM} / 1000 \times \text{DAU}$$

由公式可见,变现效率主要受 eCPM 和 人均播放次数影响。其中, eCPM 的主要影响因素是微信广告主投放策略和流量主的用户属性, 调优空间有限; 而人均播放次数, 是游戏开发者提升变现效率最有效的方式。

接下来, 我们以一款合成闯关类小游戏, 向大家介绍如何通过数数科技的 ThinkingAnalytics 系统 (以下简称 TA 系统) 进行数据分析, 将这款游戏的人均视频曝光次数提升 2 倍。

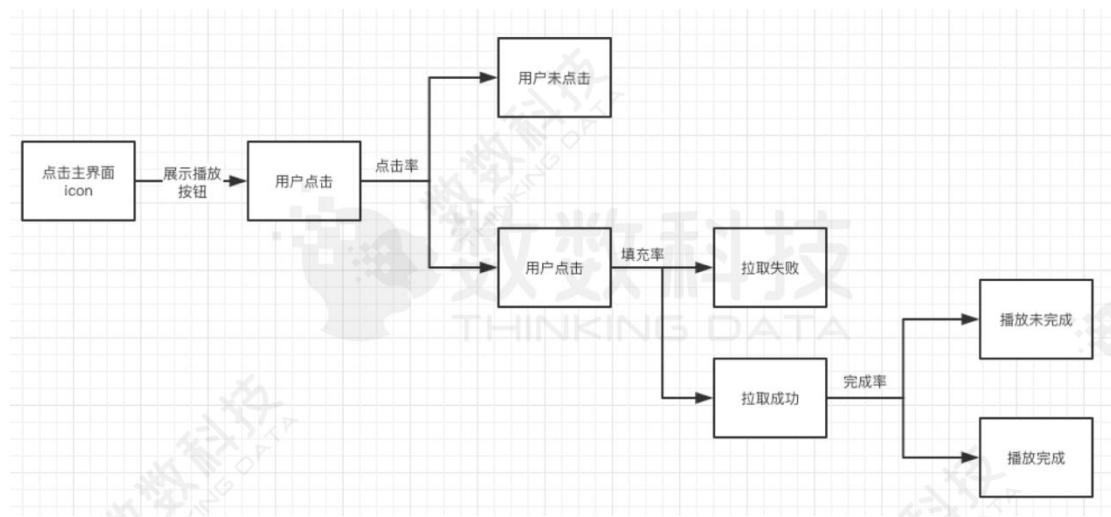
## 实战分析

「考虑产品的数据安全, 本文所有数据都进行了模糊化处理」

产品上线测试后, 通过 TA 系统的大盘数据可以看到, 产品的留存表现不错, 但 ARPU 很惨, 广告人均视频曝光次数还不到 1 次, 远达不到正式推广要求。

大盘数据								广告人均次数
总体	DAU	DNU	次留	人均在线时长	人均比赛次数	广告ARPU	广告渗透率	广告人均次数
2020-02-12(三)	452	80	18.36%	13.86	20.79	0.04	36.73%	0.71
2020-02-11(二)	468	117	20.16%	10.54	15.82	0.04	40.31%	0.6
2020-02-10(一)	443	92	20.39%	11.77	17.66	0.04	40.78%	0.75
2020-02-09(日)	609	173	19.87%	9.86	14.79	0.04	39.74%	0.65
2020-02-08(六)	639	200	19.72%	9.39	14.09	0.03	39.44%	0.58
2020-02-07(五)	523	115	19.95%	8.2	12.3	0.03	39.9%	0.47
2020-02-06(四)	461	66	20.97%	9.75	14.62	0.04	41.94%	0.65
2020-02-05(三)	430	91	21.32%	13.87	20.8	0.04	42.64%	0.6
2020-02-04(二)	470	89	21.13%	9.91	14.86	0.04	42.27%	0.61
2020-02-03(一)	455	83	20.51%	12.05	18.07	0.04	41.03%	0.62

我们期望人均广告观看次数到达 3 次, 于是启动广告调优项目。所有环节最重要的是, 先了解激励视频播放的漏斗模型。当我们将整个流程吃透, 优化的方向和方法也就呼之欲出了。



通过广告流程可以了解到，需要观察 4 个重要指标：**icon 点击率、广告填充率、播放按钮点击率、播放完成率**。我们通过 TA 系统得到各个步骤的流失率。下图以主界面广告展示位的漏斗模型为例，就可以看到每一步骤的流失情况了。

- icon 点击率：从主界面到点击 icon，转化率 61%；
- 播放按钮点击率：从弹窗到点击播放按钮，转化率 84%；
- 广告填充率：用户点击广告按钮，到广告真正准备好，转化率 51%；
- 播放完成率：用户完整看完视频的比例是 62.5%。

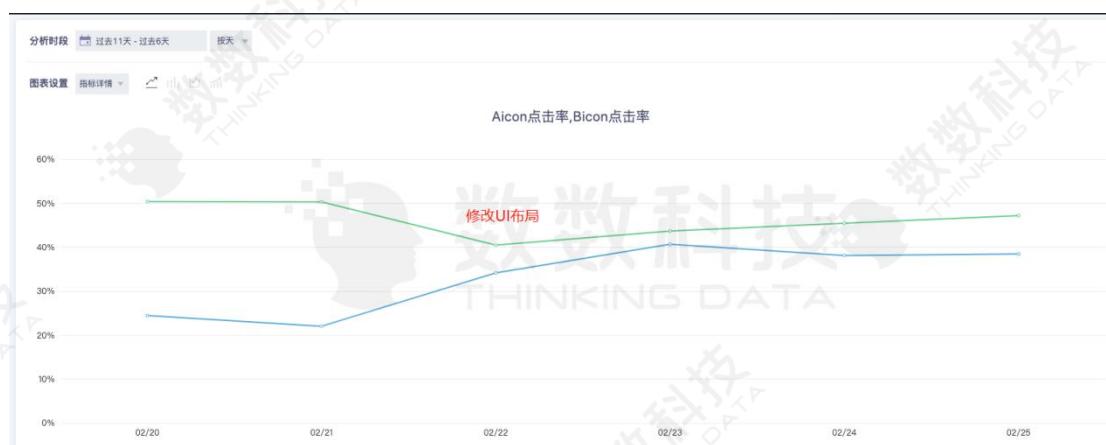


通过数数科技 TA 系统的漏斗模型数据可以看出，只有 16% 的用户完成了最终的广告观看，数据有很大的提升空间。下面我们就逐一对关键步骤进行分析和优化。

### 1. icon 点击率优化

iconA 和 iconB 是游戏主界面上两个奖励放出最大的点，而且两个 icon 都有缩放动效，按理说对玩家的吸引力应该差别不大，但是两个点的点击率却相差 1 倍多。

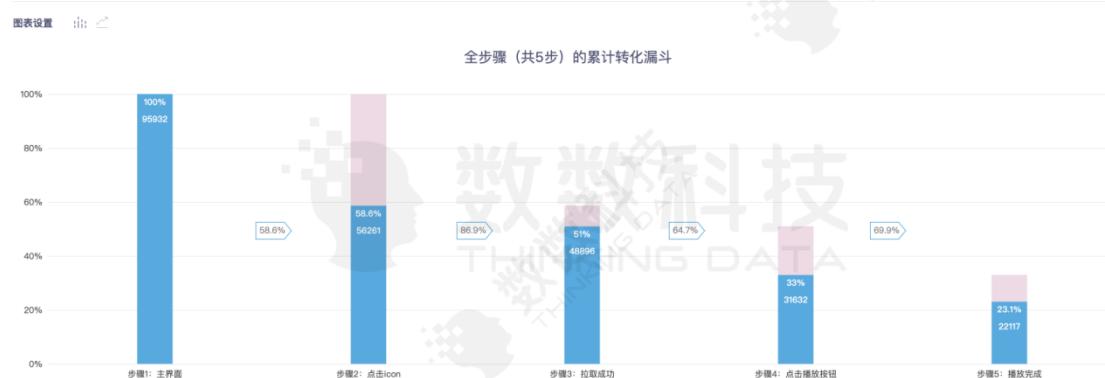
对比其他 icon 的点击率后发现，iconB 和 周围的其他 icon 的点击率都较低，而 iconA 位置相对独立，周围几乎没有其他放出点。我们先假设是 icon 密集程度影响了点击率。于是将点击率极低的 icon 全部去掉，使得 iconB 所处位置也相对独立，UI 布局修改上线后，iconB 的点击率大幅提升，虽然 iconA 的点击率受影响略有下降，但两个点的整体的最终人均观看次数提升了 50% 。



### 2. 广告填充率优化

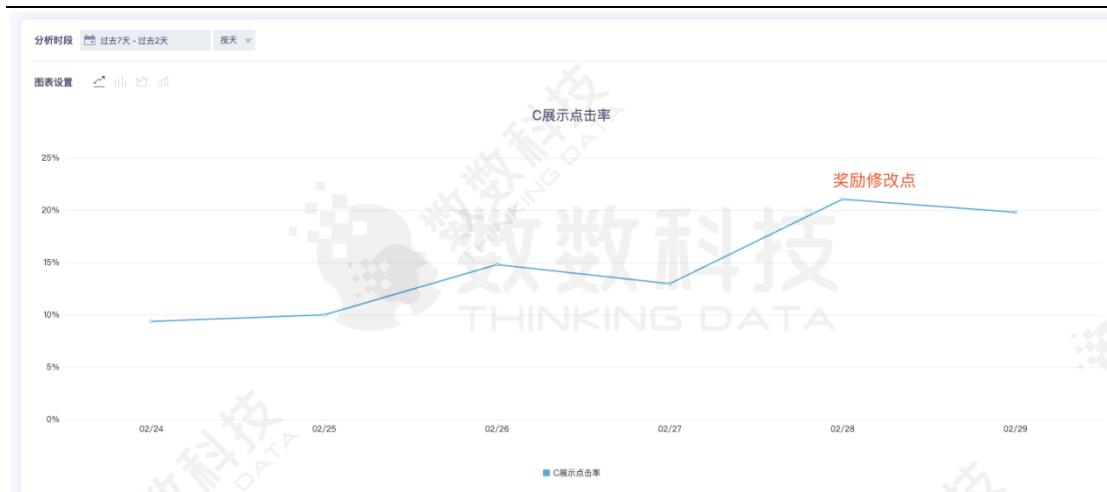
广告填充有两种方法。其一是在打开界面时预先加载，其二是在点击播放按钮时临时加载。前者虽然能规避拉取失败问题，但如果仅拉取不播放的广告比例较大，会造成平台对产品的广告分发权重降低，造成分发层面的填充率下降；后者点击按钮时在短时间临时加载，很可能因为网络问题拉取失败，造成产品层面的填充率降低，两者需要权衡。

最终，我们通过 A/B 测试发现，预先加载广告的方式，最后的播放完成率相对提高了 38%。



### 3. 播放按钮点击率优化

从各个广告位的数据来看，C 是展示次数最多的广告位，但其播放按钮的点击率却几乎是所有按钮中最低的，而 D 广告展示次数排名第二，点击率却是 C 的 3 倍多。我们分析后发现，D 是游戏内唯一的火炮资源的放出点，而 C 和游戏内其他放出点放出的都是金币。因为火炮和金币在游戏内是可以互相转化的，所以我们将按钮 C 的放出资源改为了火炮并观测数据。



根据观测看板我们可以看到，奖励内容修改后，C 点的点击率提升了将近 1 倍。有了成功的尝试后，我们也一步步尝试将其他点的资源放出等值变换，使得整体的播放按钮点击率提升了 50%。

经过一系列的验证和调优，**产品的人均视频播放次数提升了 2 倍，各个广告位均有数据上的提升，总体来讲，游戏收入提升 200%**。这些改动需要的开发资源都很小，整个过程基本保持一天一版本，通过数数科技的 TA 系统，能实时观测发现每个版本的数据变化，观测→优化→验证→总结再优化，如此循环，最终达到了喜人的效果。

### 写在最后的思考

设计出成功的新活动或者新系统会让产品数据暴涨，但这往往都伴随着长开发时间和高失败风险；相对应的，**通过数据分析将现有系统优化也能让数据稳步提升，而且几乎不需要投入研发精力**，这应该是每个运营和策划都必备的技能。本文中使用的思路同样可以使用到付费优化、活动优化、新手优化等等各类场景中。

如果没有一个清晰全面、操作简单的数据分析平台，那各种捞数据、理数据的烦恼肯定会让你头疼不已。通过数数科技的 TA 系统，运营人员可以减少了大量的数据整理成本和同研发人员的沟通成本，独立创建多维度分析报表，实时查看数据表现，有针对性进行优化。



扫码免费体验产品 demo

## 第 6 篇

### 游戏道具的差异化销售，更好挖掘被浪费掉的 20% 收入

游戏提升收入的方式有很多种，常规的比如：打折，数值扩级、出新功能等等。

但如果遇到一种情况，不能做打折，新版本内容也要延期，还有什么办法能提升收入？

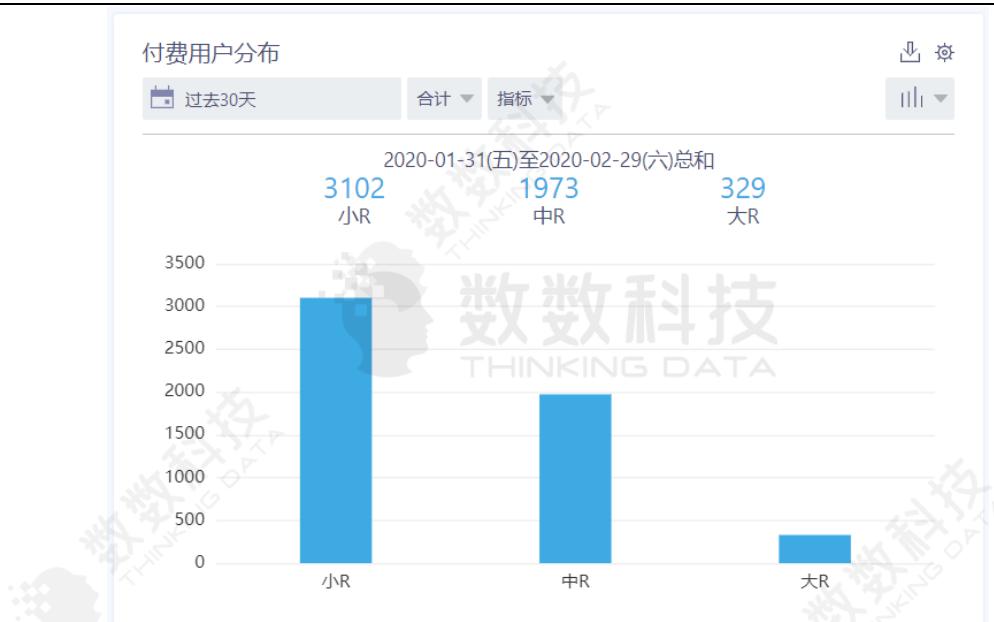
有数据表明，针对道具的精准投放能有效提升 20% 的游戏收入。今天我们分享一下如何通过数数科技的数据分析平台（ThinkingAnalytics 系统，以下简称 TA 系统），将不同道具对不同用户群进行差异化销售。

#### 对不同用户进行差异化销售

「考虑产品的数据安全，本文所有数据都进行了模糊化处理」

##### （1）依据用户价值划

分以用户价值作为标签是最常见的划分用户的方法，如下图所示，我们清晰看到大中小 R 的分布情况。



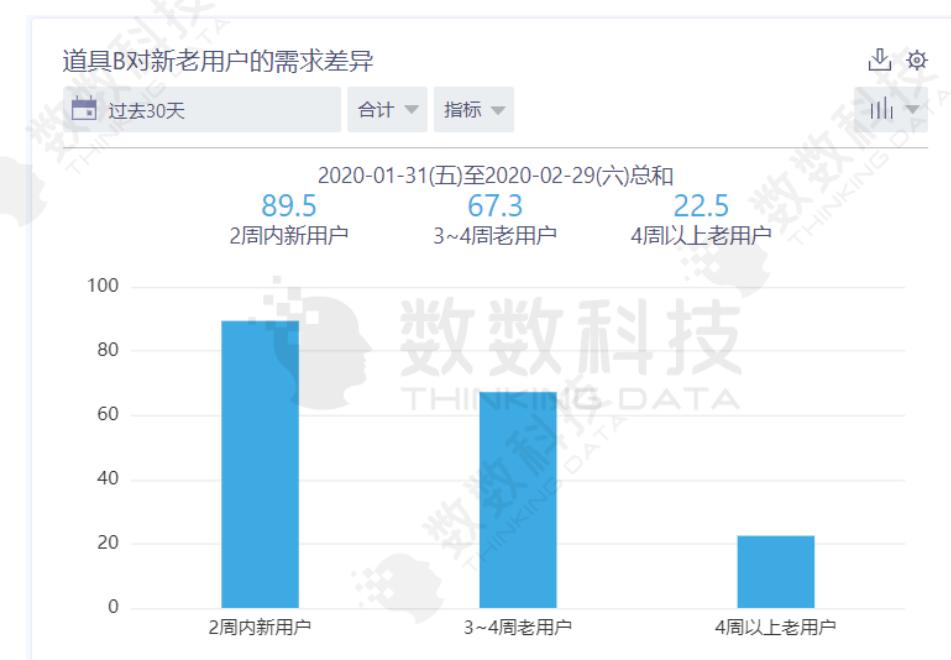
不同价值的用户，对道具需求是不同的。

如下图所示，道具 A 对于中小 R 的需求相对比较稳定。但对于大 R，人均的消耗有一个非常明显的提升。因此，我们可以根据用户的付费能力，进行差异化销售。例如，道具 A 给小 R 投放 1 个 10 元，给大 R 投放 100 个 1000 元。



## (2) 依据游戏进程划分

基于数据分析的支持，加上游戏运营的经验可以分析得出，一些道具对生命不同阶段的用户有明显需求差异。例如道具 B，生命前期需求量较大，而老玩家养成基本饱和，则相对并不那么需求。



因此在划分用户时，则需要引入生命标尺（比如玩家等级、注册时间等）来作为划分补充。

## (3) 根据用户喜好划分

如图所示，不同阶层的用户，使用的武将阵容有明显的倾向性。我们根据用户价值为依据，向玩家销售不同的武将养成材料，可以得到更高的收益。



#### (4) 根据用户月度消费金额精细化销售

之前提到基于历史充值划分用户，但如果大 R 最近 1 个月都没有付费，又如何应对呢？可能说明礼包对用户的吸引力不足了。

在不打折的前提下，可以尝试降低礼包档位。比如平时给他推荐的 328 元礼包可能太贵了，因此我们改成 128 元礼包，也许就能促进用户的购买了。我们以两期活动进行测试，第一期活动仅投放 328 元礼包，第二期活动仅投放 128 元 礼包。如下图所示，是 2 期活动的测试情况。

用户历史付费	本月付费情况	第一期活动 (只投放328礼包)		第二期活动 (只有放128礼包)	
		328购买率	总消费	128购买率	总消费
500元以下	有付费	0.6%	6104	1.8%	7147
	无付费	0.15%	1526	0.9%	3574
500-3000元	有付费	4.7%	30416	9.6%	24244
	无付费	1.8%	11649	5.7%	14395
3000元以上	有付费	30.5%	32913	37.1%	15624
	无付费	12.2%	13165	31.7%	13350
总计	金额	95774		78333	

通过对数据的分析，我们可以看到当用户没有进行付费时，对高额的礼包的购买率的下滑非常严重，我们认为是由于用户对游戏的预估消费的下滑，使得他们不愿意购买 328 高价格礼包。

因此我们考虑以“用户本月是否付费”作为标准，给他们推荐不同价位的礼包。

给本月已付费用户推荐 328 元礼包、给本月无付费用户，推荐 128 元礼包。

实际投放的测试结果如下：

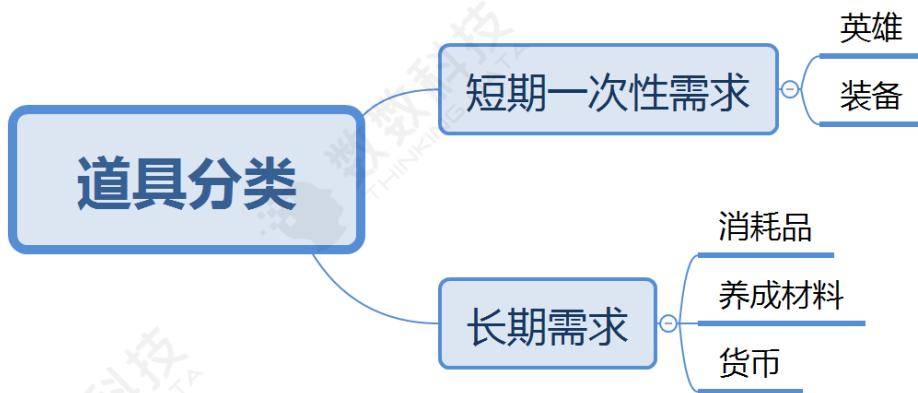
用户历史付费	本月付费情况	328购买率	128购买率	总消费
500元以下	本月有付费	0.6%	0%	6104
	本月无付费	0%	0.9%	3574
500-3000元	本月有付费	4.7%	0%	30416
	本月无付费	0%	5.7%	14395
3000元以上	本月有付费	30.5%	0%	32913
	本月无付费	0%	31.7%	13350
总计	金额	100752		

通过计算最后收益，总消费从 95774 元，提升至 100752 元，增长 5%。因此，合理的对用户的当前付费进行划分，也能够在很大程度上帮助我们创造更多的收入。

## 如何对道具需求进行监控

我们不仅要对商品进行差异化销售，还要实时监控用户当前对道具的需求度，来调整销售内容。

我们把道具分为两类，短期一次性需求和长期需求，两者有不同的监控方法。



短期一次性需求，例如卡牌游戏上来就抽武将、抽装备。这些商品是永久性道具，短期内一旦拥有，就会由于沉没成本、数值暂时足够而没有太强烈的替代需求。等过一段时间后，才会因为数值不够等 其他需求而产生需求，这种需求一般是阶段性的。

长期需求，例如养成材料、战斗消耗品、硬货币。这些商品无论用户在任何一个时间阶段都有持续的需求。但不同用户在生命的不同阶段会产生不同的倾向性，例如新玩家喜欢强化石，老玩家喜欢精炼石，会存在一定选择上的倾向性。

### 第一种：短期一次性需求道具

我们设定“销售饱和度”指标，来衡量目标用户的购买渗透率是否符合预期。设定“增长率”指标，来衡量销售需求变化情况。因此，道具销售表现一般会呈现出 4 种情况，如图所示：

道具种类	销售表现		销售状态
道具A	饱和度达标	增长率上升	道具表现超预期
道具B	饱和度达标	增长率下降	需求已经被满足
道具C	饱和度不达标	增长率上升	不稳定状态, 需要详细分析
道具D	饱和度不达标	增长率下降	道具表现太弱, 没能创造足够收入

道具 A：饱和度达标，增长率上升。代表销售饱和度到达预期，但还处于上升趋势，用户需求强烈。一般情况下，我们给的数值有点过大，卖便宜了，而这部分原本可以卖的更贵的数值，就会成为我们的损失；

道具 B：饱和度达标，增长率下降。说明商品销售稳定，符合我们的预期；

道具 C：饱和度不达标，增长率上升，这种状态的道具，可能变成任何一种形态，需要根据具体的数字来判定；

道具 D：饱和度不达标，增长率下降。不仅没有到达销售预期，而且买账的用户越来越少，用户不认可，而这部分我们预期应该收到但没收到的钱，就会成为我们的损失；

道具 B 以外，道具处于其他状态就需要考虑调整，削弱或者增强、搭配礼包售卖等。

## 第二种：长期需求道具

我们设定“产耗比”来衡量用户对道具的需求情况，配合对道具人均存量的监控，来确认后续的投放计划：

道具种类	表现	
道具A	人均存量提升	产耗比提升
道具B	人均存量提升	产耗比下降
道具C	人均存量下降	产耗比提升
道具D	人均存量下降	产耗比下降

道具 A: 存量提升, 而产耗比提升 (产出 / 消耗), 说明供过于求, 产出速度>消耗速度, 在这种状态下, 可以考虑补充活动, 加大用户的消耗, 从而才能降低存量产生需求;

道具 B: 此时道具正在处于加速消耗, 逐渐恢复到正常水平。用户对此道具的需求度不高, 此时销售道具 B 不合适;

道具 C: 道具 A 的前期阶段, 道具正在逐步的过量, 因此如果早发现早控制, 即可尽可能的不让状态 1 出现;

道具 D: 可以理解为是道具 B 的后期阶段, 道具的存量下降, 用户将会明显的感知到缺口, 而这也是最合适进行付费投放的阶段。

下图为我们拉取某一周活跃用户, 对不同道具的产出和消耗比, 数据如下:

消耗原因	产耗比
道具1	1.36
道具2	1.68
道具3	4.95

相对来看，很明显的我们发现道具 3 的产耗比过大，也就是说道具 3 的存量将会以非常快的速度堆砌，因此我们拉取一个细分用户的详细数据：

道具3		本周		上周	
		人均存量	产耗比	人均存量	产耗比
11-20级	0-200元	2495	4.23	2083	3.54
	201-500元	3659	6.37	2684	6.95
41-50级	0-200元	3192	1.68	2544	1.36
	201-500元	8324	3.12	7452	2.49

我们简单来看看这组数据，这是筛选整体数据中比较有代表性的一组对比数据，我们可以看到在 11~20 级范围的小 R，他们的产耗比相对老玩家的产耗比更高，我们分析得出可能是由于消耗功能的入口太深，导致了新玩家对于该功能的消耗功能使用率低。

新用户的中 R 也印证了这样的猜想，由于付费产出了道具 3，这部分用户并没有找到消耗点，导致了产耗比的进一步提升；而老玩家的小 R，很明显在消耗上已经大幅度的提升，但整体产出依然是多于消耗，且产耗比在呈现上涨的趋势；老玩家的中 R 这部分，产耗比相对更高，主要是由于他们的产出相对更多。

综上，我们得出的结论为：可能是由于其中兑换的道具太少，不足以支撑庞大的产出，进一步堆积的话，将会导致该功能失去原有的作用。因此，最终的调整方案则是：入口优化+添加新兑换内容。

## 第 7 篇 如何用数据分析，帮助游戏版本迭代优化

对于现在的网游来说，通常是开发一年的产品希望玩家至少玩三年，但玩家消耗内容的速度往往很快，为了保证游戏的持续吸引力，版本更新是重中之重。

一个大型的版本更新，对于研发来说，是一个很大的工作量，为了保证更新内容质量，让更多人喜欢新版本，只是拍脑壳并不可取，而通过数据分析能够让我们更有理性的做出决策以及后续的迭代优化方向。

### 为何版本更新需要数据分析？

首先，在版本迭代中，项目组会先预想出版本规划。什么时候开启家园功能、什么时候开启新的养成点、什么时候增加 PVE 玩法，什么时候增加 PVP 玩法。项目组根据版本规划，进行开发。然而，当产品上线后，可能会发现玩家跟预期并不一样。

原本以为 1 个月就需要新的 PVE 玩法，结果玩家对 PVE 并不感冒，每天的游戏时长都在 PVP 上；原本以为 3 个月才会需要新的养成点，结果 1 个月过去，玩家就把现在的坑都填满了。

所以，以用户为中心，根据用户实际需求来调整产品，是非常必要的。通过数数科技的数据分析平台，可以帮助游戏开发者理性寻找诉求，做出正确的产品决策。

### 以卡牌游戏为例，版本迭代需要关注哪些数据？

那么，如何更加及时的发现玩家诉求呢？一方面，深入体验游戏，了解游戏情况，并关注游戏 QQ 群、论坛、贴吧等，最好能与核心玩家建立比较亲密的联系，能够及时从自身体验和玩家口中了解诉求。

另一方面，也要关注数据本身。今天，我们以一款卡牌游戏为例，分析一下在做版本迭代的决策前，游戏开发者都需要关注哪些数据。

〔本文所示的数据分析过程使用数数科技的数据分析平台，考虑产品的数据安全，所有数据都进行了模糊化处理。〕

#### 1. 玩法参与情况，了解玩家每天在玩什么

通过数据分析平台发现，这款游戏的历练玩法参与次数稳定，副本、爬塔玩法的参与次数随着时间都有所降低，PVP 玩法有所攀升。

所以可以预估到，玩家每日行为从历练+副本+爬塔，转向了历练+PVP。而历练却是偏日常挂机类玩法，变化不大也是正常的。



！注意，在提取数据时，一定要选取同一批用户的参与情况变化，不然混杂了老用户、新用户，得出的结论就不是很准确了。

## 2. 玩法深入情况，了解玩家达到了什么样的节点

那么玩家行为为什么会展开副本转向参与 PVP？我猜测，可能是已有的副本中，玩家已经逐渐拿完首通奖励，再次参与只有保底，导致玩家参与意愿随之下降。

为了验证猜测是否正确，通过数据分析平台查询了下这批玩家中副本的通关情况。通过以下数据可以看出，虽然不至于所有玩家都停留在最后一章，但大多数人已经接近终点，新的副本玩法开发已经迫在眉睫了。



### 3. 养成点消耗情况，了解玩家是否还有追求

好玩的玩法+有价值的投放=玩家追求。

所以，确认养成点的消耗情况，可以了解投放是否还具备吸引力，这不仅关联着游戏玩法是否能吸引到人，也跟玩家的留存、付费息息相关。

比如上文说的副本玩法，我们主要投放是卡牌经验值。那么通过数据分析平台，查看玩家卡牌的等级情况，就可以知道，玩家对经验值是否还有追求。

## 玩家拥有卡牌的等级分布情况



0 级分段的量比较多，主要是因为玩家拥有大量未培养的卡牌。而从高等级的卡牌分段也可以看出，在卡牌经验值上，该养成点也逐渐趋于饱和。

同样的方法，查询其他的养成线的用户分布情况，就可以知道玩家后续的追求还能持续多久了。

### 如何利用数据分析做出决策

通过以上数据，我们可以看出什么问题？

1. PVE 玩法参与率，随着玩家逐渐通关，已经呈现降低的趋势，仍在留存的玩家转向 PVP 来打发时间

2. 副本投放经验值，随着卡牌等级的提升，需求已经趋于饱和
3. 如果放任下去，可以预想到，随着玩法吸引力的降低和需求的饱和，流失也会不断攀升。所以，版本更新势在必行。
4. 经过数据分析之后，游戏开发者做出了这样的更新方案：
5. 开发等级突破系统，带给玩家新的数值追求。
6. 开发新的副本玩法，产出等级突破相应的道具。
7. 考虑到 PVP 玩法的攀升，玩家可能对社交有一定需求。所以在新玩法中，增加组队匹配才能通过的副本玩法。

### 版本更新前，建立数据预期

更新方案已定，后续开发自不必说。

但是，在更新之前，也要提前预设好更新后的数据变化，也就是版本要达到的目标，这样才能在更新后，知道该玩法到底是否符合预期，是否满足了设计需求。

数据预期如何建立呢？其实很简单，通过数数科技数据分析平台的「用户分群」功能，将用户分为不同的类型，再去看满足参与门槛的目标用户有多少人。

条件分群		结果分群		数据更新方式	数据更新时间	用户群人数	操作
用户群名称	用户群显示名	用户群备注	创建人				
JoinPvpAndDungeon	同时参与PVP和副本	-	-	动态，每日0时更新	2020-03-01 18:00:08	1886	
Dungeoninactive	副本次数小于平均值	-	-	动态，每日0时更新	2020-03-01 17:57:28	73710	
herolevel60	至少一名60级英雄	-	-	动态，每日0时更新	2020-03-01 17:55:06	1383	

我们可以将用户分为：

- 拥有的卡牌至少有一张达到 60 级的玩家数。
- 每天参与副本次数小于平均值的玩家数。
- 同时参与 PVP+副本的玩家数。

理论上，以上用户群都会参与到新玩法中，这样就可以大概预估到更新后，会有多少人进行参与了。当然，也可以将目标设定得更准。比如：

- 拥有的卡牌至少有一张达到 60 级的玩家，其中 VIP 等级达到 8 级以上，预计在等级突破后，达到突破 20 级。
- 每日在线时长 100 分钟以上，战力超过 10W 的玩家，预计在新的副本中 7 天达到关卡 3-10。

目标定得越精准，在后续验收数据时，就能越准确的看出是否达到预期以及问题所在。

### ■ 版本更新后，验证数据情况

在版本更新后，想要知道版本内容是否满足了玩家诉求，达到了数据预期，就要关注真实的参与数据了。

由于之前已经设定好了目标/预期，那么根据目标提前加好相应的 log 日志，就可以在数据平台看到玩家的实际数据了。



将真实数据与预期数据进行对比，如果跟预期相似，自然皆大欢喜，说明目标定得好，版本也做的好。

但跟预期不符也无需紧张，在刚开始跑这个流程时，由于缺少经验，难免会发生几次跟预期有较大差异的情况。

这个时候，就要找到与预期不符的点，是预期定得不准，还是玩法本身存在的问题，从而更为准确的进行迭代优化。几次流程跑下来，玩家的数据模型也建立了起来，不仅对版本更新有很大帮助，对活动、对商业化，都是很有作用的。



扫码免费体验产品 demo

## 第 8 篇 如何快速写好一份游戏数据分析报告

数据分析是游戏运营的重要岗位技能之一，在很多游戏运营岗位的招聘 JD 中，经常能看到关于游戏数据分析的要求，通常要求运营同学可以监控游戏数据，完成数据分析报告，并根据数据报告的结果调整运营方案。那么，如何才能快速写好一份高质量的数据分析报告呢？

我们邀请某游戏大厂的运营专家分享了他做数据分析报告的思路，文中图表使用的数据来自数数科技的数据分析平台 ThinkingAnalytics（文中简称 TA），数据已做模糊处理。

以下为分享正文：

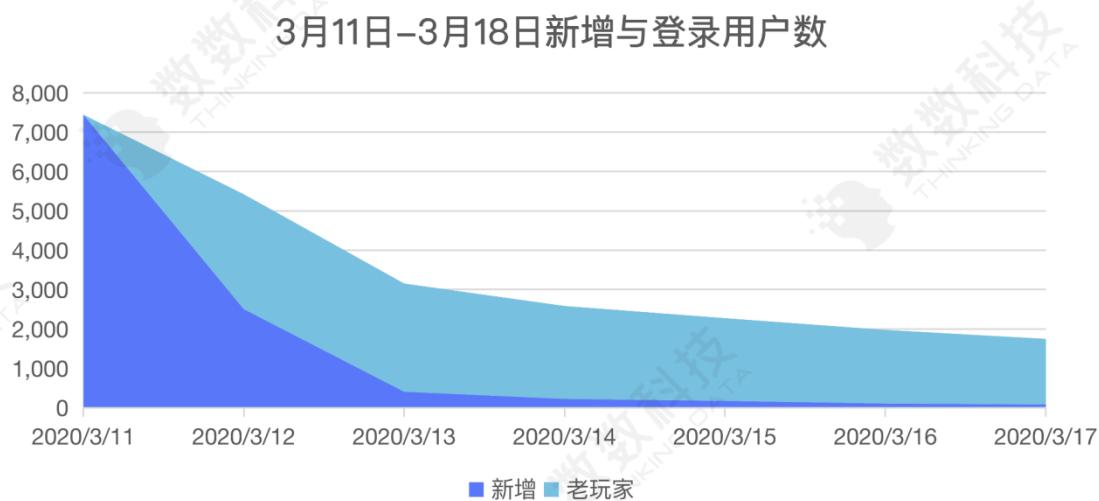
最近我一直在跟的一款卡牌游戏结束了 7 天的付费测试，测试结束后，最重要的就是输出数据报告。数据报告可以帮助我们了解本次测试存在哪些问题，玩家对游戏是否认可，从而针对性的做出优化。同时，测试数据的好坏，也与后续的运营方案、推广方向息息相关。那么数据报告该如何撰写呢？这里我跟大家分享一下我撰写数据报告的框架。



## 宏观数据分析

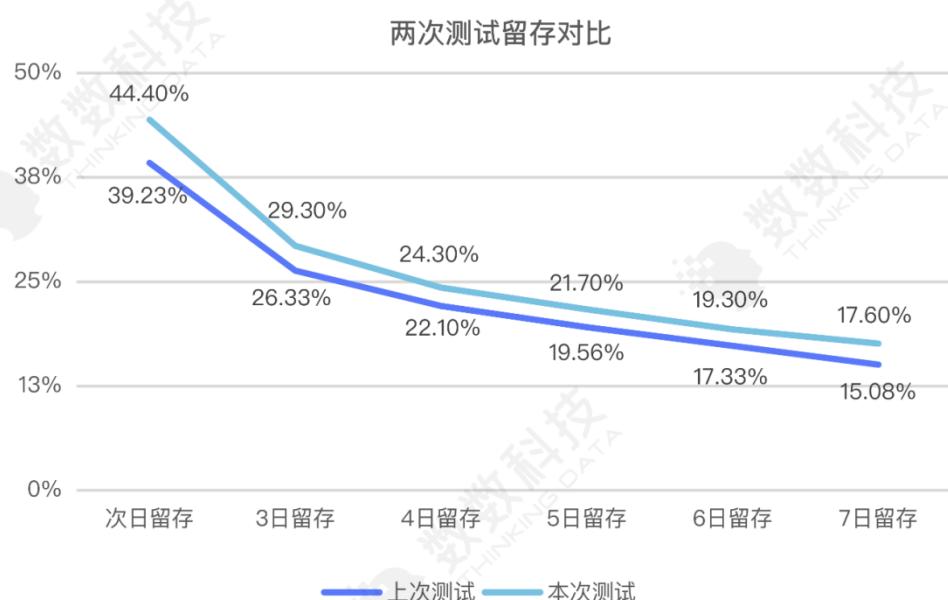
要想直观的知道数据好坏，第一步就应该看宏观数据。

### 1.1 新增情况

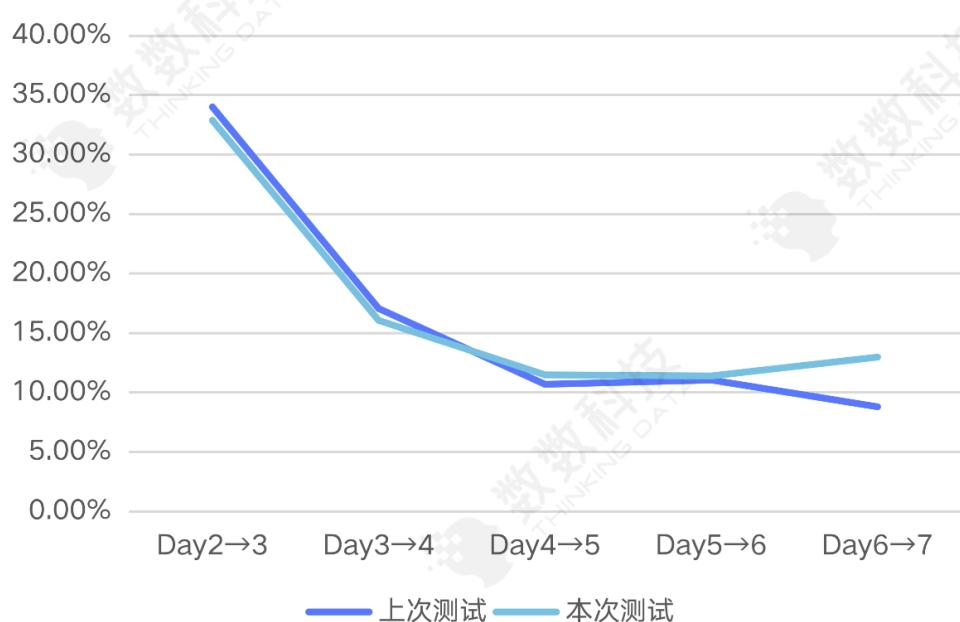


由于我们第二天中午就陆续关闭了下载，所以可以看出主要的新增集中于前 2 天。首日累积新增用户数 7,445，次日新增 2,504，测试期间共导入 10,939 用户。

## 1.2 留存情况



## 两次测试留存衰减对比



可以看出，我们与上次测试相比，整体留存都有一定额度的提升。次留从 40% 提升至 45%，达到本次测试预期。

但对比 A 级产品次留 45%，3 留 35%，7 留 15% 的数据来看，3 留问题比较严重，并且从 3~4 日的衰减来看，两次测试都没有很好的解决这一问题，后续会详细分析具体原因。

### 1.3 付费情况

日期	登录帐号	付费帐号	帐号日付费率	充值收入	本次测试ARPPU
2020/3/11	7,445	735	9.87%	72,018	97.98
2020/3/12	5,424	363	6.69%	48,729	134.24
2020/3/13	3,155	212	6.72%	29,121	137.36
2020/3/14	2,584	242	9.37%	39,882	164.80
2020/3/15	2,275	122	5.36%	17,796	145.87
2020/3/16	1,976	126	6.38%	22,713	180.26
2020/3/17	1,749	81	4.63%	16,729	206.54

从每日数据可以看出

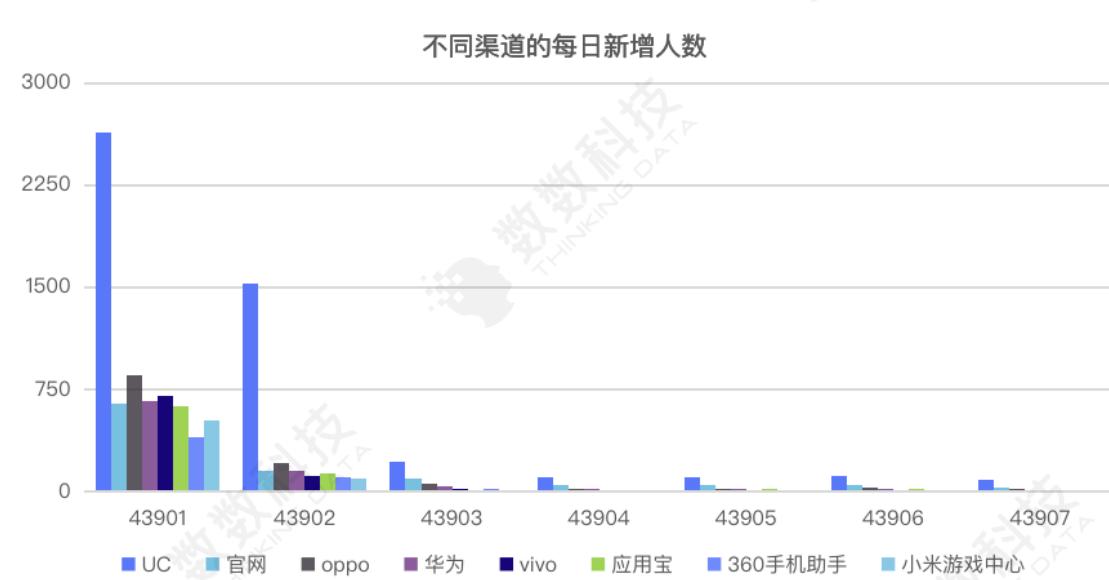
- 整体收入的付费率和 ARPPU 比较稳定，收入降低主要是停止导量，老用户流失导致。
- 3 月 14 日额外开启抽奖功能促进收入明显，付费率和 ARPPU 都有显著提升。

后续还会再分析首充动力和复购情况，看看能不能进一步挖掘付费率的提升，以及 VIP 分布和 LTV 情况，看看 ARPPU 还没有进一步提升的可能。

## 微观数据分析

### 2.1 新增数据分析

#### 2.1.1 不同渠道的新增情况



可以看出，除了 UC 的量比较大以外，其他各个渠道新增的量级都比较相似，后续新增大幅度减少主要是因为内测期间，我们并不想扩大规模，于是陆续关闭了下载。

#### 2.1.2 新增到游戏的转化情况

玩家从下载→安装→登录→创角，这一系列的流程完成后，才能真正形成新增。

哪一步有问题，都会影响转化率，从而损失新增。

所以，在TA平台通过漏斗模型，我们可以看到在这个过程新增的损失情况。

玩家行为	总计次数	累积转化率	每一步转化率
下载次数	8968		
启动app	8541	95.2%	95.23%
进入账号认证	8404	93.7%	98.40%
完成账号认证	8110	90.4%	96.50%
创建角色	7558	84.3%	93.20%
进入游戏	7445	83.0%	98.50%

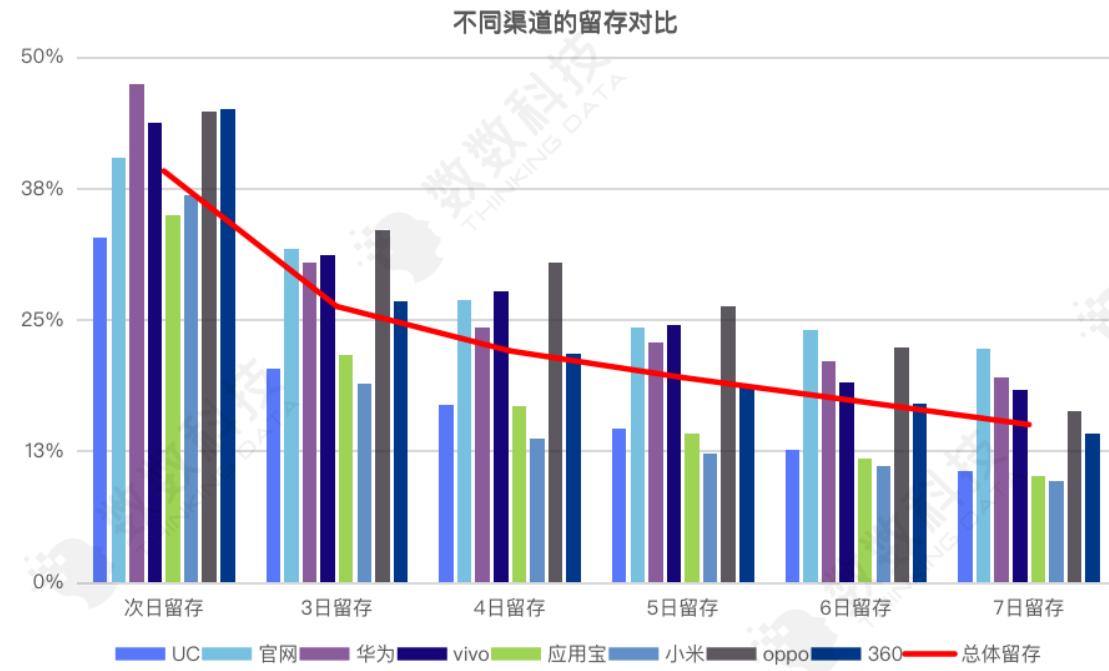
整体来看转化率都还是比较高的。当然这个也要分渠道再看每个渠道的情况，毕竟每个渠道账号体系不同，包体不同，可能会出现部分渠道转化率偏低的情况。

## 2.2 留存数据分析

既然发现了3留问题严重，我们可以深入看一下，到底3留的问题出现在哪里。

通过TA后台，我们可以快速的通过图表看到数据结果。

### 2.2.1 不同渠道的留存变化



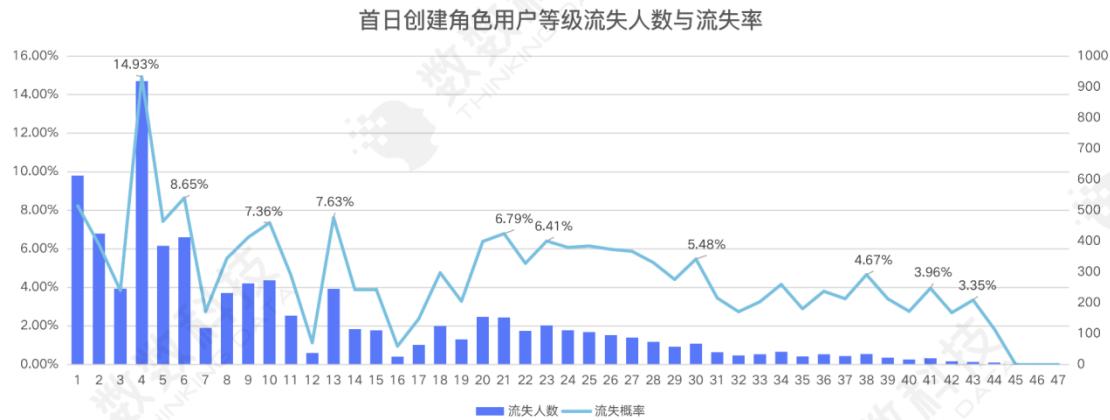
红色线为总体留存平均值，可以看出，**应用宝、小米、UC 用户的 3 日后留存都明显偏低。**

3 日存在不同的渠道最高和最低的点，两者相差 10%。考虑到产生 2 日、3 日留存的玩家都是已经对游戏有一定了解，产生这么大的差异考虑可能原因是 2 点：

1. 不同渠道的素材图不同，吸引来的目标用户不同，而应用宝、小米、UC 的素材恰好吸引的不是我们的目标用户。
2. 应用宝、小米、UC 的用户对我们这个游戏类型本身不感冒，这个要对比一下其他同类型游戏是不是也有数据偏低的问题。

不过，这 2 点考虑都需要跟商务同学沟通下，看看是否能够提升渠道的用户质量。总之，区别渠道质量来客观审视留存的高低是非常有必要的。**很可能一两个渠道的数据异常，就拉低了整体留存，让我们做出错误的判断。**

## 2.2.2 不同等级的流失变化



首先看一下基本的不同等级的流失人数和流失概率。可以看出流失凸点分别是4级、6级、10级、13级、21级以及23~30级。

知道流失凸点还不够，最重要的是知道在流失凸点时，玩家究竟做了什么？

我们对任务、引导、升级、通关等数据进行了埋点，根据流失埋点数据，我们可以看到不同等级的玩家在流失前做的最后一件事：

等级	步骤	流失占比
4级	tutorial_11107	63.2%
6级	task_1902	43.5%
	task_5031	32.6%
10级	升级	33.5%
13级	tutorial_13802	27.8%
	task_1906	36.7%
21级	dungeon_1008	55.6%
	dungeon_1011	27.4%
	升级	10.2%
23~30级	抽卡	10.6%
	dungeon_2010	34.2%
	dungeon_2006	26.7%

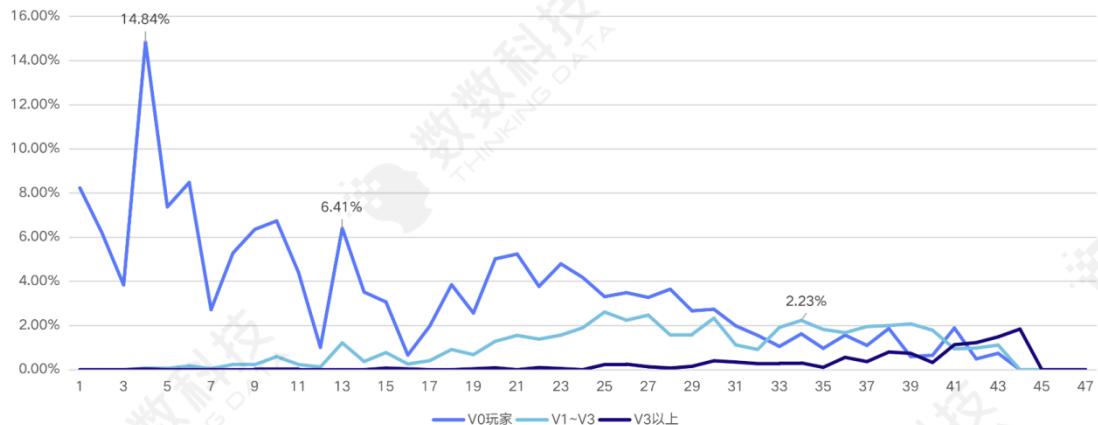
以此，我们可以快速找到玩家流失点，再结合实际游戏体验，**发现问题的核心**

**原因主要在于：引导、任务以及副本上。**

在进一步拆分问题之前，我们先看一下，付费玩家的留存数据。

### 2.2.3 不同付费额度留存变化

## 付费与免费玩家流失等级对比



付费对玩家留存影响也是非常大的。从 TA 平台，我拉取了不同 VIP 等级的流失曲线，可以看到，即使是 V1 玩家，整体的留存也是远远好于 V0 玩家的。

所以说，**通过提高首充吸引力，让玩家尽快充值来提升游戏的流失成本，从而提高游戏留存，这个方法确实有效。**同时，在 23~30 级这个点上，V0~V3 玩家的流失都有所上升。

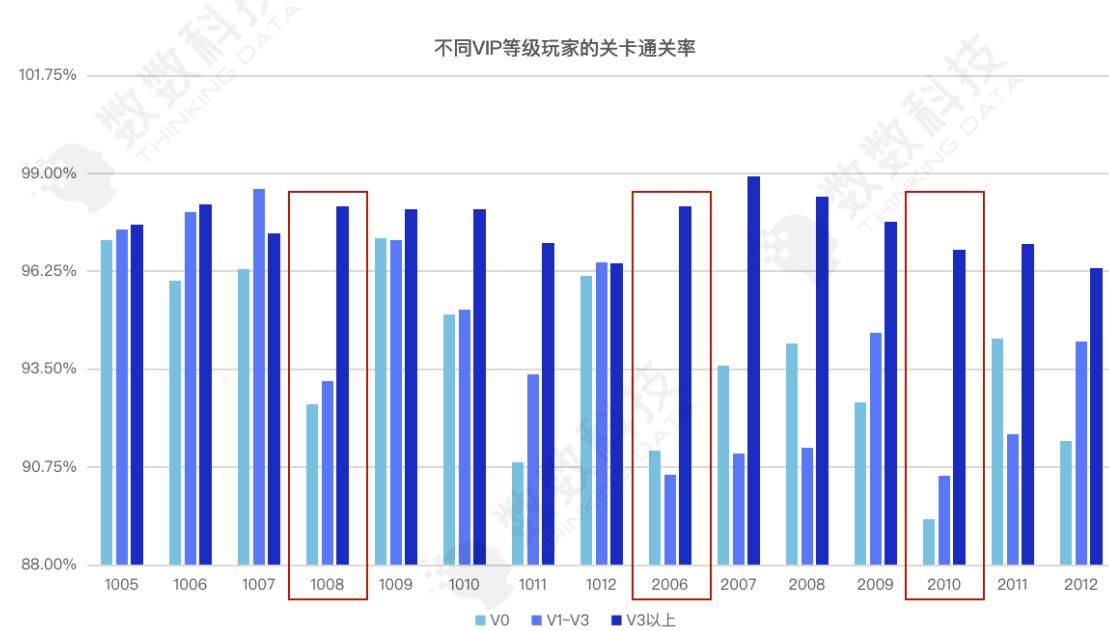
此时，导致留存较低的节点已经初步找到了：4 级、13 级、21 级、28 级，V0~V3 的玩家的留存低，是整体留存较低的重要原因。那么进一步去看这些玩家在对应等级的经历，即可更加细化的找到问题原因。

这里就拿 21 级这一个点，来举例说明一下：

/21 级 (第 2 天): *dungeon\_1008*、*dungeon\_1011*、*升级/*

结合上文玩家流失前做过的最后一件事可以看出，21 级最大的流失点是进入副本关卡（dungeon），针对关卡这个点，很可能是难度导致了较低付费玩家的流失。

那么，对比一下不同付费的关卡通关成功率吧。



可以看出，在玩家流失高点，也是关卡通过率的低点。而对于 V3 以上的玩家来说，可能由于其装备水平本身较高，所以并没有感受到卡点的存在，整体关卡通过率都比较高。

那么，结合上文流失前玩家做的最后一件事，可以看出：**通过率相对低的关卡，与流失点重复率较高。**

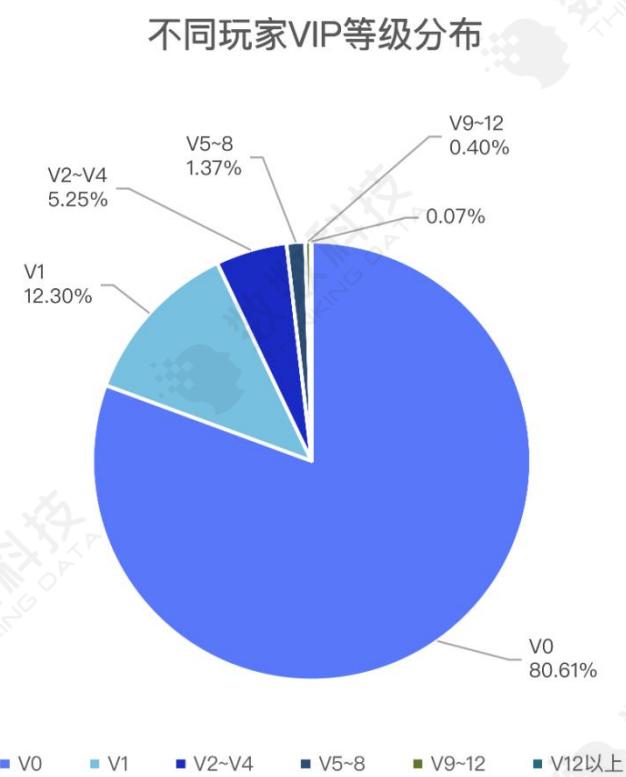
**关卡难度是影响玩家流失的核心原因之一。**

### 2.3 付费数据分析

本次测试是第一次开付费功能，我主要是关注整体付费结构和首充动力。付费结构帮助我们了解玩家付费能力，在后续付费活动设计上，可以根据不同能力的玩家设计不同的付费目标。

而首充动力是为了让尽可能多的玩家产生破冰消费，一旦破冰后，后续付费将会更容易，同时也对玩家留存帮助较大。

### 2.3.1 不同 VIP 等级分布



付费玩家约占 20%，比例还是比较高的，V1 占整体的 12%左右，说明首充对玩家的吸引力很大。

但 V2 开始比例有明显衰减，可能是小额玩家重复付费欲望不强。为了验证这个结论，我拉取了不同档位的充值次数，来看进一步的原因。

### 2.3.2 充值次数对比

充值档位	充值次数	充值人数	人均充值次数	总计充值
6	529	394	1.34	3174
30	702	571	1.23	21060
98	302	193	1.56	29596
168	230	201	1.14	38640
328	128	73	1.75	41984
648	136	16	8.50	88128

从表里可以看到，除了 648 档位重复充值次数较高外，其他的档位重复充值次数都很低。结合本次运营活动只有首充、月卡和公测付费金额双倍返还外，针对中间用户的付费活动不足，导致其缺少充值动力。

后续在公测时，应该针对不同档位的玩家有针对性的设计，拉高重复充值率。

### 2.3.3 玩家首充动力



虽然重复充值率偏低，但整体付费率还算可观。

多数玩家在 4 级开启首充后，就进行了首次付费。这得益于玩家被各个游戏教育养成的付费习惯，当然，也是我们本身奖励足够吸引人。

在 13 级，15 级还有一个比较明显的小突起，此时差不多是第一次出现了匹配玩家付费能力的幸运礼包，促进了玩家首次付费。同时，我按照看流失用户的思路，也看了下玩家在付费前的最后行为。

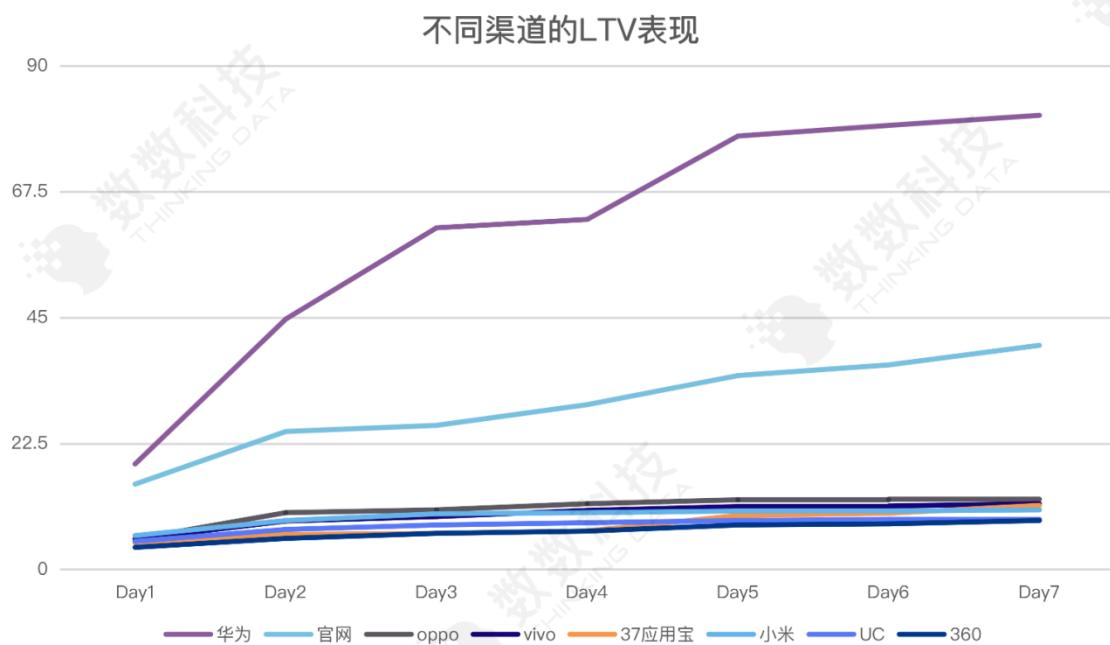
等级	付费前行为	占比
V1	task_1922	21%
V1	lv_up	19%
V1	item_10321	27%
V1	task_1931	15%
V2	item_10321	24%
V2	item_10648	22%

有了这个数据，我们就可以更明确知道玩家产生付费的动力来源于哪里了。当然，这个数据来源于充值前，所以对于一次性充值较多的用户，可能并不准确。但是对于首充动力，还是能够表现得很明显的。

比如我们的 V1 玩家付费行为 21% 来源于 1922 任务，而 1922 任务结束后，正好是第一次弹出首充界面的时机，可以看出这部分玩家看到首充的奖励，没怎么犹豫就进行了充值。而 V2 更多的是道具驱动，再结合道具的整体销售情况，也能更加明确的得知哪些道具对哪些玩家来说更容易产生冲动了。

### 2.3.4 LTV 对比

LTV 是一个比较重要的数据，这决定了我们的买量成本和回本时间。只有知道玩家在生命周期贡献了多少钱，才能更合理的控制成本，从而产生更多的利润。



总体 LTV 首日 7 元，3 日 13.9 元，7 日 18.1 元；华为和官网用户 LTV 表现突出；首日分别达到了 18.9 元、15.3 元；7 日更达到 81.2 元、40.1 元。

但是，虽然华为渠道的用户独树一帜，但毕竟这次是小规模内测，我们也不要忽略个别玩家对整体数据的影响。于是我拉了玩家的充值排行榜，看看是不是个体玩家导致的差异。

角色ID	总充值金额	渠道
720523121	32735	huawei
703932930	16053	官网渠道
578219291	5277	官网渠道
392036020	5139	huawei
675043326	5086	uc_platform

结果发现，果然，华为 2 个玩家充值遥遥领先。不过，这也进一步说明，华为的付费用户质量确实非常好，可以考虑在后续投放时，更多的偏向这个渠道。

以上，本次数据报告就到这里。

在书写专业的测试报告时，宏观数据和微观数据要结合来看。

宏观数据可以帮我们了解到整体游戏的数据情况，发现游戏存在的问题。

微观数据，就是将宏观数据层层分解，比如流失率可以分解为流失玩家的流失曲线、流失触发点，ARPU 和付费率可以分解为付费玩家的付费阶层以及付费触发点等，帮助我们找到问题的原因，从而优化游戏数据。



扫码免费体验产品 demo



数数课堂

# PART 03

---

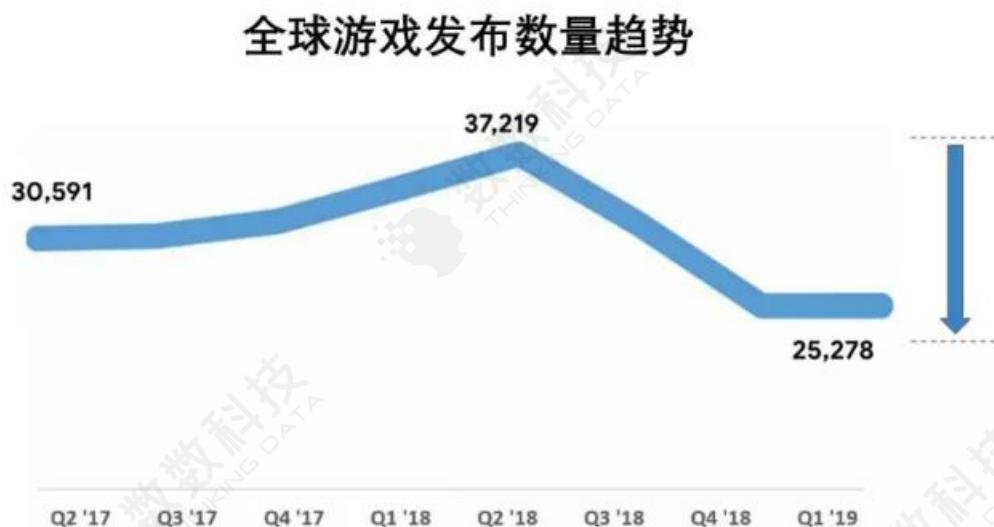
---

## 游戏数据分析工具

## 第9篇 如何搭建数据分析平台

### 1. 为什么需要数据分析

移动游戏已经进入充分竞争的阶段，市场供过于求。从 2018 年开始，新游戏发布的数量就逐步下降，轻松挣钱的时代已经过去，开发者们逐渐离场，留给我们的试错机会越来越少，同时数据驱动增长的方法越来越受到关注。



《硅谷增长黑客实战笔记》中写到：增长的精髓是一套体系和方法，它以数据为指引，以实验的方式，系统性地在用户生命周期的各个阶段，寻找当下性价比最高的机会，在具体的执行上横跨市场、产品、工程、设计、数据等团队，通过快速迭代实验的方式达到目标。

所以无论是新产品调优，还是老产品运营，都离不开数据的指引与支持。它能帮助我们节约成本，扩大用户规模，提升变现效率，是不可或缺的工具。

## 2. 数据分析落地难点

虽然，数据对游戏增长的重要性日益明显。游戏厂商也有心做“数据化”转型，但这个过程依然难关重重。

其一，数据不是孤岛，只有熟悉各种游戏数据的应用场景，能将冰冷的数据和实际的游戏场景关联起来才有价值。每一个数据指标，都是受什么业务影响的？怎么调整能让留存提升 10%？怎么运营能让变现效率提升 50%？这需要数据分析师团队具备数据、产品、运营、技术多重能力的综合。

其二，要有一套高效的数据分析平台，这非常重要，也是最难落地的——如何把想看的数据统计出来，展示在网页上。这涉及到三个部分：

1) 需求梳理。先要自己清楚需要看哪些维度的数据？界面什么样能满足分析需求？

■ 数据平台就像一个产品，需要缜密的需求设计，才能开发。一遍一遍的修改需求，对于开发效率和士气都影响巨大。

2) 收集原始数据。这些数据如何统计？如何落地到游戏内的埋点？如何推进程序在产品内埋点？

- 这需要对数据统计有一定的专业了解，知道统计原理。
- 知道怎么埋点最能节省人力，明确埋点的优先级
- 预想潜在的数据应用场景会需要哪些埋点，做好提前准备。

3) 数据统计和展示。界面什么样？每个数字怎么统计？都要交代清楚，跟进最终效果实现。

- 已经有了原始数据表，建议先做一个 Excel，把想要的数据，先用 SQL 跑出来，并且把 SQL 语句写在文档里，标明统计是需要哪些筛选器。这样能降低沟通成本保证开发的准确性，提升开发效率降低统计出错的几率，大大提升开发效率。
- 后续还需要持续迭代，一旦有新需求或者临时性需求，都需要平台部门维护。

### 3. 为什么选择第三方平台

2019 年中旬，我牵头在公司搭建游戏产品的数据分析平台，目标是做一个所有项目通用的数据平台。但耗时 2 个月，结果却不如人意。服务器频繁宕机，导致数据收集不完整；平台性能差，导致网页响应速度极慢；每个项目数据埋点样式不同，导致数据部门无法避免二次开发。

其实数据平台的研发非常复杂，从数据采集，到数据建模和存储，再到数据分析和展现，三大步骤，再分成多个细节。一般的游戏公司很难驾驭，自己开发不仅会占用人力物力，并且很难有预期的效果。



后来我们从自建转向选型外部平台，这个过程中遇到了专业的第三方数据统计平台——**数数科技**，帮助我们轻松解决了业务难题。其**优势**在于：

1. 私有化部署——保证数据安全性和私密性。
2. 去程序化——统计和可视化工作，运营同学就可以胜任，脱离程序爸爸。可以保障多项目高效接入，而且任何新需求都可以快速得到数据，保证分析效率。
3. 多种分析模型——帮助我们多个角度、直观的看到问题。
4. 网站响应速度快。

这是我第一次接触这类产品，觉得特别牛，**能解决各种规模企业的痛点**。

- 对于**小型企业**：开发资源都不足，没有人手来做平台。
- 对于**中型企业**：有人手但是经验欠缺，能否从 0 到 1 完成是个问题，而且平台多次返工肯定再所难免。

- 对于**大型企业**：如何满足不同类型项目的统计需求？如何能满足不同项目组的定制化需求？海量数据是否能高效统计？如何持续优化平台基础设施？

#### 4. 我们怎么使用数数科技的数据分析平台

下面会讲一下从埋点到数据平台的使用经历。

## 4.1 如何收集原始数据

用户事件表															用户信息表									
公共头															个性化									
事件描述		触发时机	eventname	string	timestamp		version	engine		uid	ip		level	event	stage	gold	gem	playtimes	net					
100	用户注册	首次登录	reg	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	注册	1	0	0	0	0					
100	用户登录	登录成功	login	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	登录	1	0	0	0	0					
100	用户活跃	14天内活跃	ui	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	活跃	1	0	0	0	0					
100	点击事件	点击某项功能	click	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	点击事件	1	0	0	0	0					
100	内部记账	支付成功	pay	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	支付	1	0	0	0	0					
100	广告成功点击	Click广告	ad_click	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	广告	1	0	0	0	0					
100	触发展示广告	Client端广告	ad_trigger	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	广告	1	0	0	0	0					
100	商品产出	产出回报	get	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	产出	1	0	0	0	0					
100	消耗资源	消耗物品	cost	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	消耗	1	0	0	0	0					
1000	打开界面	打开界面	start	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	界面	1	0	0	0	0					
1000	结束界面	结束界面	end	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	界面	1	0	0	0	0					
1000	每日签到	签到成功	checkin	事件	报名成功	注册	1.0.0	用户	手机	用户	192.168.1.1	192.168.1.1	1	签到	1	0	0	0	0					

所有的游戏数据都来源于业务埋点，拿一款简单的闯关休闲游戏举例，我们将数据存入两个地方：用户事件表、用户信息表。

**用户事件表**：每当用户发生指定行为，我们就需要把这次的行为，带上一些需要的信息，存入事件表里。比如统计每日 DAU，那么就需要在启动游戏时上报一条登录（Login）数据，其中包括了时间、UID。统计时，按照日期分别统计每天登录 UID 的去重次数即可。

有些数据每条事件里都有，我们可以管这些数据叫公共头数据，这些数据能精确的描述在事件发生时刻用户的属性。比如 UID 存储在公共头部分，通过该用户属性，我们能知道哪条日志属于哪个玩家。至于什么数据存在公共头，没有很明确的讲究，看个人习惯和踩过的坑。而个性化数据，只有在部分日志中出现，比如关卡 ID 就没必要出现在 Login 日志中。

**用户信息表：**一些伴随用户终身的数据，可以存在信息表里。比如一些基本信息，用户国家、渠道来源，广告组；比如一些业务信息，用户最后一次登录时间、总充值金额。两个表用 UID 关联。

需要告知程序，事件表中的每条事件什么时候发，每个值的意义、名称、数值类型，部分值有多种情况，需要标明值的含义。用户信息表也相同，需要标明数据更新时机，哪些数据只赋值一次，哪些数据需要更新。这样大幅度提升沟通效率。通过以上方式，就可以完成原始日志的收集工作。

另外，我们还可以打通广告变现平台和广告投放平台，将更多运营和市场层面的数据结合到一起，让运营、UA、广告制作团队能在一个平台上看到所有数据，将数据串联在一起。

## 4.2 平台常用统计模型

平台提供了多种分析模型，帮助运营同学完成各种数据统计需求。事件模型、留存模型、漏斗模型、分布模型、路径分析模型。可以借助这些工具轻松搭建平台，如果思路清晰，一个工作日就可以完成平台建设。

考虑公司产品的数据安全，以下截图来自数数科技游戏 Demo。

### 事件模型

事件模型是业务上最常用的统计模型，也是最基础的统计方式。根据统计好的日志，运营同学只需要简单的编辑公式，就可以统计各种数据。核心数据这种复杂报表，几分钟就可以轻松搞定。

The screenshot shows the 'Events Model' feature in the 'Thinking Data' game demo. The interface includes a navigation bar with '游戏DEMO', '数据看板', '行为分析' (selected), '用户分析', '元数据', '用户搜索', '帮助', '中文', and 'ccp'. Below the navigation is a sub-menu for '事件分析'.

The main area displays a list of seven formulas:

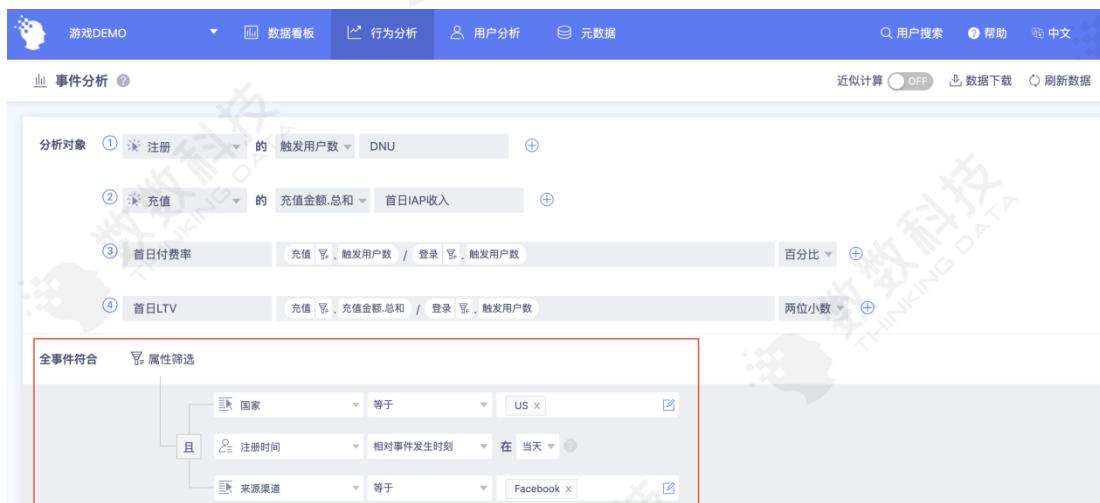
- ① 登录 的 触发用户数 DAU
- ② 注册 的 触发用户数 DNU
- ③ 新增占比:  $\frac{\text{注册}}{\text{登录}} \times 100\%$  百分比
- ④ 人均启动次数:  $\frac{\text{登录}}{\text{总次数}} / \frac{\text{登录}}{\text{触发用户数}}$  两位小数
- ⑤ 人均比赛次数:  $\frac{\text{开始战斗}}{\text{总次数}} / \frac{\text{开始战斗}}{\text{触发用户数}}$  两位小数
- ⑥ 付费率:  $\frac{\text{充值}}{\text{触发用户数}} / \frac{\text{充值}}{\text{登录}}$  百分比
- ⑦ ARPU:  $\frac{\text{充值}}{\text{总金额}} / \frac{\text{充值}}{\text{触发用户数}}$  两位小数

Below the formulas are buttons for '全事件符合' and '属性筛选'. The '分组项' dropdown is set to '总体'. At the bottom are '开始计算' and '保存报表' buttons.

The table below shows data for February 2020:

日期	DAU	DNU	新增占比	人均启动次数	人均比赛次数	付费率	ARPU
2020-02-23(日)	579	277	47.84%	2.96	18.42	60.79%	67.06
2020-02-22(六)	633	306	48.34%	3.07	19.12	59.08%	65.6
2020-02-21(五)	501	161	32.14%	2.98	22.66	56.49%	56.84
2020-02-20(四)	394	128	32.49%	3.5	27.58	55.84%	66.85
2020-02-19(三)	440	148	33.64%	3.06	23.38	55.91%	67.94
2020-02-18(二)	433	126	29.1%	3.11	24.64	60.05%	66.71
2020-02-17(一)	419	133	31.74%	3.23	25.25	62.77%	75.77

不仅如此，我们还可以使用属性筛选功能，实现更细节的数据分析，比如分析美国 facebook 用户在注册当天的充值情况，只要数据分还能细分，筛选条件就能不断追加，以满足更细颗粒度的数据分析。



The screenshot shows a data analysis interface with a blue header bar. The header includes tabs for '游戏DEMO', '数据看板', '行为分析' (selected), '用户分析', '元数据', and '帮助'. There are also search, help, and language (Chinese) buttons. The main area is titled '事件分析' (Event Analysis). The query is defined in four steps:

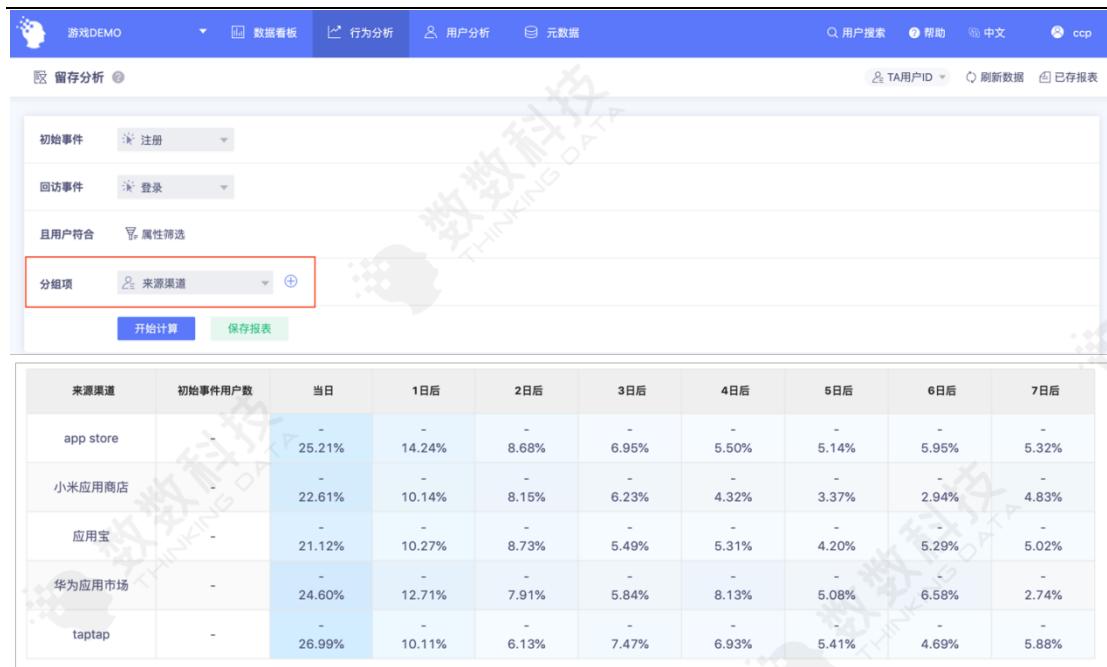
- 分析对象: ① \*注册 的 触发用户数 DNU
- ② \*充值 的 充值金额.总和 首日IAP收入
- ③ 首日付费率 充值 / 触发用户数 / 登录 / 触发用户数 百分比
- ④ 首日LTV 充值 / 充值金额.总和 / 登录 / 触发用户数 两位小数

A red box highlights a '属性筛选' (Attribute Filter) section under '全事件符合' (All events match). It contains three conditions:

- 国家 等于 US
- 且 (And)
  - 注册时间 相对事件发生时刻 在 当天
  - 来源渠道 等于 Facebook

## 留存模型

留存模型也是常用模型之一，分析两个事件的关联性。主要适用于以天为单位的数据走势情况，比如留存、用户生命价值、某个功能随天数的参与情况等等。拿最基础的留存来举例，我们可以设置初始事件是“Reg”，回访事件是“Login”，这样就能看到每天新用户的留存情况。不仅我们可以使用筛选功能，还可以使用分组功能，分别查看每个渠道的留存情况。



来源渠道	初始事件用户数	当日	1日后	2日后	3日后	4日后	5日后	6日后	7日后
app store	-	25.21%	14.24%	8.68%	6.95%	5.50%	5.14%	5.95%	5.32%
小米应用商店	-	22.61%	10.14%	8.15%	6.23%	4.32%	3.37%	2.94%	4.83%
应用宝	-	21.12%	10.27%	8.73%	5.49%	5.31%	4.20%	5.29%	5.02%
华为应用市场	-	24.60%	12.71%	7.91%	5.84%	8.13%	5.08%	6.58%	2.74%
taptap	-	26.99%	10.11%	6.13%	7.47%	6.93%	5.41%	4.69%	5.88%

如果想对某个用户群进行下钻分析，可以通过用户分群功能，清洗出用户范围，进行更深度的分析。比如想分析 facebook 渠道，次日回来的用户。用户群定义中，设置用户触发 Login 事件的天数大于 1，且用户的渠道为 facebook 即可。



筛选出这批用户后，在任何模型下，都可以将该人群设置为筛选条件，进行数据分析。

## 漏斗模型

这个模型分析转化率非常方便，设置每一步行为事件，就可以看到每一步的流失情况。

## 分布模型

顾名思义，我们可以看到某数据的分布情况。比如查询充值用户周累充分布，来分析用户充值意愿。

事件发生时间	总人数	(-∞, 5000)	[5000, 10000)	[10000, 15000)	[15000, 20000)	[20000, 25000)	[25000, 30000)	[30000, +∞)
2020-01-20当周	1005	1003 99.80%	1 0.10%	1 0.10%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%
2020-01-27当周	944	942 99.79%	1 0.11%	1 0.11%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%
2020-02-03当周	991	984 99.29%	4 0.40%	2 0.20%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	1 0.10%
2020-02-10当周	949	938 98.84%	8 0.84%	2 0.21%	0 0.00%	1 0.11%	0 0.00%	0 0.00%
2020-02-17当周	989	983 99.39%	3 0.30%	2 0.20%	1 0.10%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%
2020-02-24当周	326	326 100.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%

## 路径分析模型

这是一个非常有趣的分析方法，观测用户在多个事件之间行为串联的路径。比如玩家登录游戏后的行为顺序是什么，选定好希望分析的事件种类，然后以 Login 为其路径起始点，就可以得出想要的结果。

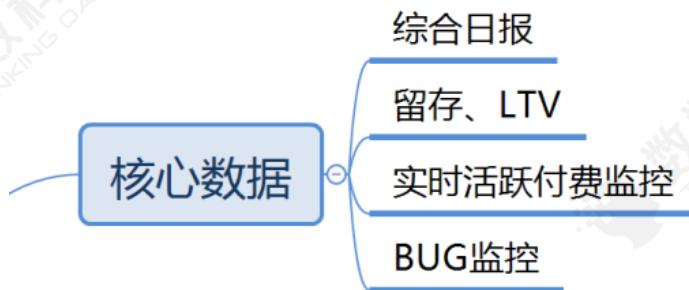


## 5. 游戏数据平台常见的分析维度



一个好的数据平台体系，能提升分析效率，帮助分析者梳理思考流程。平台的结构没有局限性，每个人都有自己的习惯的方法，以我自己习惯的方式，给大家介绍一下数据分析平台常见的维度。

## 5.1 核心数据



顾名思义，展示每个部门最关心的数据，通过宏观的大盘数据就能了解产品基本面、各自部门的 KPI 指标。这些数据是整个商业最终表达形态，我们也可以对此进行日常监测，能从中及时发现数据异常，再根据情况具体分析。

1. 综合日报：这是我们最关心的基础数据，也是老板最关心的。每天的活跃用户，新增用户有多少？收入多少，付费渗透率如何，人均付费多少？
2. 留存和 LTV：市场和运营同学最关注的数据。主要关注新用户的质量？产品是否能留住用户，用户变现效率如何？
3. 实时监控：今天用户登录情况如何，服务器是不是宕机了？新版本有没出大 BUG？今天付费走势和前几天对比如何，要不要增加新的活动和礼包？

#### 4. BUG 监控：新手引导通过率是不是正常？内购和广告成功率怎么样？崩溃率如何？



我们也可以使用筛选功能，查看更细颗粒度的数据。

## 5.2 用户分析

用户分析的角度比较杂，通过多个维度可以更详细了解产品数据。新用户分析，渠道分析、活跃分析、付费分析、流失分析等等。



### 5.3 系统分析

该模块的分析更贴近游戏具体的业务。经济体系中的货币和道具，产出、消耗、库存情况。每个玩法模块的参与情况、付费用户的喜好程度、付费贡献、货币产消。



以上是我搭建游戏产品的数据分析平台的整体思路。随着产品的持续运营，我们可以以此为基础，持续迭代，提高分析效率。

最后我想说，数据分析平台只是工具，而最终目的是帮助我们做数据归因和决策。**一个好的工具，可以省去重复造轮子的时间，让我们有更多时间聚焦业务本身**的思考。在数据分析的过程中，重要的是学会假设，用数据去验证观点，再用数据来检验新方向是否正确。只有这样才能在一次一次的迭代中，获得游戏的爆发增长。



扫码免费体验产品 demo



数数课堂

# PART 04

---

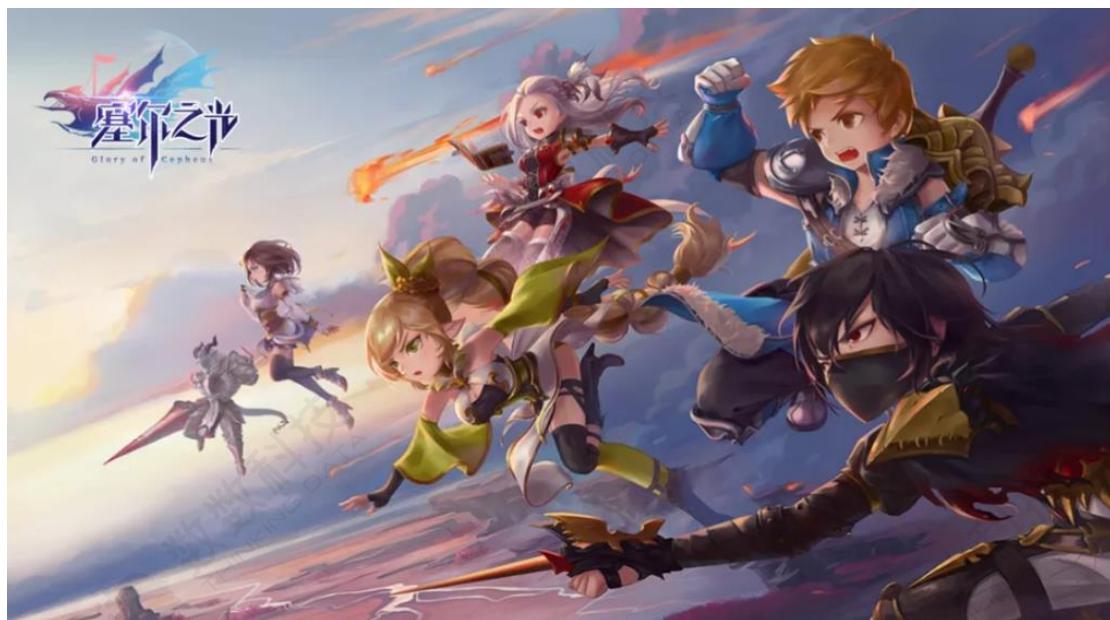
---

## 实战案例分享

## 第 10 篇

### 留存提升 25%，RPG 爆款《塞尔之光》怎么做数据分析

在《2019 年中国游戏产业报告》中有数据表明，移动游戏产品中，角色扮演类（RPG）游戏由于其高代入性及剧情体验，成为玩家的宠儿，游戏数量占比达到 54%，占据移动游戏的半壁江山；从收入分布来看，角色扮演类游戏占比达到 45.5%。



由灵刃游戏研发、咸鱼游戏发行的原创 3D 魔幻 MMORPG《塞尔之光》可谓近期 **RPG 游戏中细分领域的标杆产品之一**。《塞尔之光》在 2019 年 6 月在中国大陆上线后即获得了免费榜第 2 名，畅销榜 20 名的好成绩，灵刃游戏注重游戏的长线运营，在上线 10 个月之后，《塞尔之光》冲回大陆地区 APP Store 畅销 Top30，并频繁获得各地区的平台推荐。

身处大厂林立的 MMORPG 红海赛道，又没有 IP 加持，《塞尔之光》是如何厮杀出今日成绩的呢？在这个过程中，数数科技的数据分析平台（ThinkingAnalytics，以下简称 TA 系统）又做出了怎样的贡献呢？



近日，我们对灵刃游戏团队进行了一次深度采访，以下为采访实录：

## 01 使用 TA 系统之前

| 在使用 TA 系统之前的数据分析方式是怎样的？

**数据就像战场上的眼睛和耳朵，我们一直非常注重数据分析。** 灵刃从 14 年成立后就建立了一套自研的运营报表系统并持续完善，支撑《天堂战记》《露娜物语》等自研游戏取得了很好的成绩，这些都是流水数亿的成熟产品。

但是随着游戏的复杂程度和我们对品质要求的提升，我们对数据分析的要求也越来越复杂和频繁。当时《塞尔之光》正在紧锣密鼓的开发过程中，策划和运

营需求的某些复杂数据，需要运维部门手动拉取线上数据库数据，再由策划、

**运营使用 SQL 或 EXCEL 做进一步的处理。**

既占用了多人的时间精力，又容易出纰漏，**更重要的是整个处理数据过程需要**

**几个小时**，如果在上线时发生问题，这种时间差就有可能带来额外的损失。

时间和精力有限的情况下，出于对于玩家和合作伙伴的负责，我们主动联系了

数数科技要求搭建 TA 系统。数数这边很专业，动作也很快，**我们在《塞尔之**

**光》不删档测试时开始使用 TA 系统的。**

## 02 使用 TA 系统之后

你们使用 TA 系统大概多久，整体体验如何？

TA 系统的使用时间跟《塞尔之光》运营时间差不多，快一年了。

TA 系统**从便利性来说非常出色**。系统的生成看板、报表制作都非常便利。对

使用人员来说，上手十分简单，**学习成本可以说几乎为零了**。

TA 系统中，你们使用最多的分析模型有哪些？

用的比较多的主要是「事件分析」、「分布分析」和「留存分析」。

目前灵刃大概有哪些岗位的人在使用这个系统，他们分别关注哪些数据？

我们现在使用的人，主要有**客服、运营、策划、发行**。

**客服**主要是日常维护，例如用户获得了什么装备、充值多少、有多少钻石之类的数据情况，客服反馈过来，运营来处理。

**运营**最关心的还是收入数据、用户数据、活动效果数据。比如，活动的参与人数、抽奖的参与情况、运营活动参与人数，收入情况。

**发行**和运营关注的内容基本都差不多，主要关注 DAU、ARPU 之类的数据。

**策划**主要看玩法活跃度、关卡通关率的数据，比如说发现某个副本的通过率非常低，策划就会做出相应的难度调整，所以策划更加关注游戏本身的数值体验。

### 03 不同人员的使用场景

#### 策划

| 您是数值策划岗位，每天有什么使用我们这个产品的场景吗？

我主要还是做报表方面的内容，分析不是我这边的工作内容，我主要都是协助分析。更类似 TA 系统和分析部门之间的中间人。

| 在策划的工作中，TA 系统有起到一些辅助效果吗？

有的。比如海外版本上线时，除了提前针对当地情况进行游戏内容和付费上的本地化之外，还会通过 TA 系统进行海外和大陆版本的比对分析。

因为海外游戏环境和国内不一样，有的时候游戏表现跟国内不一致，只靠主观判断是不准的，比如“这个地区的玩家留存就是不好”“这个地区的玩家付费喜好就是不一样”等。

但是数据是客观的，举个例子，我们发现海外某版本某一天的留存曲线跟国内版本差异较大，通过 TA 系统分析这一天玩家的行为，发现进入此日特定副本时的平均战力过低导致通关失败，进而导致流失。

那么我们就相应的调整了副本的难度。调整之后，这一日的留存表现与之前数据相较提升了 25%。再举个例子，TA 系统后台数据显示的玩家职业分布。如果在某些地区玩家普遍对某职业选择较少，那我们也会去调整职业的数值和搭配要求。



### 在版本迭代的时候，TA 系统会带来一些帮助吗？

有帮助。我们迭代版本时，会用 TA 系统进行细致的比对分析，比如**任务的留存率**和**副本的通过率**，来分析优化调整后是否有成果。

上线新职业的时候，也会针对各个职业的数据做职业强度的分析。比如有一些单人副本玩法，TA 系统可以看到这个单人副本各个职业的通关率。我们当时看到新职业有点过头，导致这个副本的首充分布几乎全是这个新职业，然后我们就结合数据结果，调整这个职业的技能数值。



(配图为游戏上线的一个新职业：玫瑰骑士)

虽然社区玩家的反馈也很重要，但是 TA 系统后台展示的数据反馈会比玩家的反馈更具说服力。

## 运营

■ 请问你们运营有哪些具体的使用场景？

我们以活动运营为例。

比如每期活动开始后，我们会去拉取活动的参与人数，资源的消耗和兑换。

目前很多游戏的活动都是通过模板来做，一些活动刚开始上线的时候用户和收入表现都不错，但越往后面，我们经常发现上线一段时间后活动的性价比开始下降，相对应的收入、参与人数不理想。



例如我们之前有一个叫做“星空异宝”的活动，这是一个开服的活动。

但随着游戏的不断迭代，增加新功能，导致这个活动占用了同样的推广资源，但是没有发挥它应有的价值。这个时候，我们就通过 TA 系统监测这个活动的收入、参与人数，最后用数据作为依据，把这个活动砍掉。

### | 有没有使用 TA 系统做一些创新性的用法？

我们利用 TA 系统去做**工作室的监测**。

经过前期的埋点设计，数据上报的时候会上传玩家的 IP、创建设备，这个时候我们就会定义：你的 IP 和设备大于若干台的时候，这些账号就会被定义为工作室小号，通过 TA 系统的**「结果分群」**，我们可以直接把这些玩家分群，单独分析他们这一组的数据，来检测是否有其他异常。

### | MMORPG 类游戏的道具很关键，你们是如何利用 TA 系统去做道具系统的分析？

我们这边主要是做**道具的消耗分析**。

通过埋点可以记录道具的消耗行为，比如前段时间，我们有个道具本来是每人只能获取一个，在 DAU 只有 10 万的情况下，数据却出现了 15 万的道具。我们通过 TA 系统「事件分析」查询了获取途径，进而定位到了一个线上的 BUG。



放在以前的话，我们只能一个个去查 IP，但现在我们就可以从 TA 系统的「事件分析」里面去调取维度表，来观测玩家道具获取、宝箱开启之类的数据。

## 发行

| **发行客服那边用 TA 系统去做数据分析的量多吗？**

他们就做一些基础的事件分析，客服主要还是处理玩家反馈的问题更多，例如丢失道具、异常消耗之类的问题，客服会用 TA 系统去快速调查问题是否存在。

如果事件比较大，就是我们整个项目的问题了，不会是某个单一客服去处理，而是转交给我们，我们再去 TA 系统去调查具体情况。

| **是否有客服通过 TA 系统和玩家反馈，发现比较大的问题？**

之前我们上线了一个养成玩法，装备可以通过消耗道具来洗炼。但是上线后有个隐性 BUG，导致它在升级的时候会返还洗炼材料，这样玩家就可以无消耗

地去洗炼这个道具，直到洗到完美的属性。因为我们这个道具的价值比较高，洗一次的定价是几十块钱，洗上万次肯定是不正常的。

然后我们就去 TA 系统调取维度表查了一下，发现是设计上的一个漏洞。

账户ID	对象	阶段总和	2020-03-11(三)	2020-03-12(四)	2020-03-13(五)	2020-03-14(六)	2020-03-15(日)	2020-03-16(一)
m52736638	道具6的获得数	3673745	1730	3345	3030	3945	5040	3050
y8766824	道具6的获得数	3556505	5960	7030	6030	19000	6505	5315
d616213	道具6的获得数	2296395	2955	6215	5405	2195	5515	1250
l70132389	道具6的获得数	1919425	2505	1835	4780	2450	470	5200
x1434349	道具6的获得数	1777620	12160	11440	11150	11040	10160	10980
o46139814	道具6的获得数	1750165	102220	12905	85490	23030	54680	6145
l73455937	道具6的获得数	1519830	73470	14930	870	105685	5260	70
m57548412	道具6的获得数	1467560	3835	1895	1885	3360	4805	16015
r55068369	道具6的获得数	961105	4615	5735	2165	15535	53860	18605

demo数据，仅为示例

这个问题你们在分析的时候是怎样的一个思路？

消耗道具是可以按照人和区服去看的，按照 ID 去查询的时候，我们可以通过 TA 系统从大到小地去排列，去发现这个人洗了几万次，其他人都是几十次、几次，就说明这个人是存在异常的，这样就能定位出异常数据。

## 04 TA 系统对游戏出海的价值

目前已经上线了哪些中国大陆以外的地区和国家？

中国大陆以外，我们已经上线了港澳台地区、东南亚、日本，后续还将上线韩国和欧美。

目前上线地区的合作方对《塞尔之光》的 TA 系统也反应说使用方便，比较认可。

### | 在海外发行的过程中，你们会利用 TA 系统实现什么样的特定功能？

处理海外数据的时候，除了前面提过的曲线比对，我们会更多地利用 TA 系统进行「**用户分群**」。

国内玩家我们会根据付费程度来区分，海外发行我们会做不同国家的用户分群。因为**不同国家付费的能力和玩家生态差异性比较大**，比如新加坡的付费能力就会明显高于马来西亚，我们需要单独做分群分析。

### | 这些处理对游戏后续的决策方向有什么样的影响，或者提供什么样的依据吗？

我们主要是关注不同国家的付费率，就比如说我们发现马来西亚那边的付费率是比新加坡高的，然后我们就会考虑调整游戏中的产出、道具投放是不是有问题，不对玩家胃口，导致他们不愿意去买。这会影响到我们后续的活动策划和后续版本的变化。



扫码免费体验产品 demo

数数科技创立于2015年,是国内专业的游戏数据分析服务商。公司总部位于上海,在北京、广州、深圳和成都设有分部。

数数科技自主研发的Thinking Analytics(简称“TA系统”),提供“数据采集-存储建模-实时计算-分析展示”的一体化解决方案。平台支持全端数据采集、多维交叉分析和私有化部署,可帮助企业应对复杂的游戏业务场景,实现精细化运营和业务增长。

目前,数数科技已经服务了300+家游戏企业,其中包括Funplus、昆仑游戏、中手游、电魂网络、英雄互娱等知名游戏公司。TA系统接入的游戏多达2000+款,《弓箭传说》、《最强蜗牛》、《江南百景图》、《闪耀暖暖》、《古剑奇谭》等爆款都在使用。2021年3月,数数科技完成1亿元B轮融资。

**数数科技官网:**

[www.thinkingdata.cn](http://www.thinkingdata.cn)



扫码试用  
数数科技产品Demo



扫码加入  
数数课堂学习群