



用户分层与生命周期： 业务服务的是一个人 及他整个“一生”

在实际的业务运营过程中,运营的核心是用户,通过各种各样的运营活动达到目的,例如拉新、促活、留存、转化,而每个有目的性的运营活动都必须针对某类特定的用户,用户生命周期为运营提供了一个大的准绳,每次运营活动都针对在某一特定生命周期阶段的用户基础上的细分,这样才能达到运营活动的效果,并进行有效评估。

3.1 用户生命周期 N 种分层方式

要准确理解用户生命周期,必须分清楚用户寿命、用户年龄、用户生命周期这 3 个概念的差别。用户寿命(类似于人的寿命):指用户第 1 次访问产品到流失的整个时间段的长度。可以使用历史截段数据计算用户的寿命,根据用户寿命的分布了解用户使用产品的周期;对不同寿命的用户进行分层,进一步挖掘用户特征,可以帮助业务人员了解用户流失的原因,同时也可以对现阶段用户的流失时点进行预测,进而采取有针对性的运营策略,以减少用户流失;用户年龄:指尚未流失的用户,目前时点与用户第 1 次访问产品的时间间隔的长度。通过用户年龄可以刻画留存用户的使用产品时长的分布规律,一方面能够侧面反映用户的忠诚度,另一方面针对不同年龄段及同一年龄段按其他维度的分类特征进行挖掘分析,能够指导业务人员延长用户寿命;用户生命周期:是全部用户从第 1 次访问产品到流失的整个过程中的阶段划分。阶段划分的标准可以参考用户留存曲线和用户购买频次及其他指标进行划分。在用户生命周期的基础上,进一步细分用户特征,帮助运营人员做有针对性的运营,延长用户生命周期,促进用户购买商品,最终提升 GMV。用户生命周期是用户阶段的划分,不是一个数值。接下来看几个用户分层的案例。

3.1.1 案例 15: 店铺用户生命周期分层

根据业务形态的不同和营销目的不同,在实际对用户进行分层的过程中会采用多种不同的分层规则,拿淘宝上面的商家来讲,早期淘宝上的商家依托平台的自然流量使自己接触

到更多的用户，而在成功地完成用户积累之后，又会偏向于把对店铺忠诚的用户发展为会员或者加到专门的店铺群里，什么样的用户适合加群及适合加什么群都非常关键，如果对用户做出了一个错误的营销动作，则很有可能流失用户，因此需要对用户做出科学且明确的分层，大部分电商体系里的用户分层是基于 RFM 模型去实现的。

举个所有店铺都在做的东西，对用户分层以待后续做差异化运营及计算用户的生命周期价值，由于对于店铺来讲不像 App 可以一直登录，很多用户进入店铺主要就是为了购物，并且停留时间不会特别长，因此一般来讲对于一个店铺去衡量用户分层的指标就是下单数，假如去年上半年一共新增了 10 万名新用户，也就是有 10 万人在店铺中下了第一单，那对于每个用户从他第一单开始的往后一年里统计下单数，见表 3-1。

表 3-1 店铺用户购买订单数量分布表

购买订单数	下 单 人 数	购买订单数	下 单 人 数
1	403 234	5	54 638
2	87 320	6	26 310
3	71 529	⋮	⋮
4	63 289	50	3421

初步的分层可以通过数据的分布情况实现，观察数据的分布情况，并且在数据出现拐点或者说趋势出现变化的地方进行分层，像表中数据的情况，下 1 单的用户、下 2~5 单的用户、下 6 单及以上的用户可以分为不用生命周期的用户群体，也可以通过画图观察图像的变化点并以此进行判断，如图 3-1 所示。

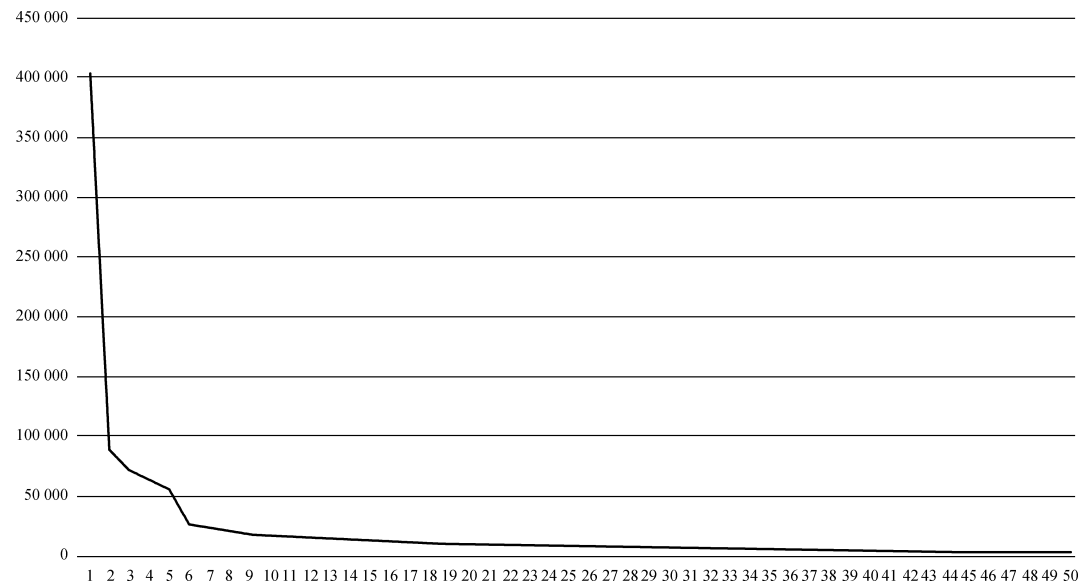


图 3-1 店铺用户购买订单数量分布图

可以发现下 1~2、5~6 单的地方函数图像出现较大的转折,可以根据这一点进行用户分层,可以初步地把下 1 单的用户分为新用户,把下 2~5 单的用户分为尝试期用户,把下 6 单及以上的用户分为老用户。

3.1.2 案例 16: 平台用户生命周期分层

也有的业务形态并不是基于电商的,例如抖音,抖音的用户增长也是呈爆发式的,不到 10 年时间已经做到 3 亿以上的活跃用户了,用户在新接触一个 App 时可能会对各种不同的功能进行尝试,而后根据自己对 App 的适用程度形成自己的使用频率和场景,因此根据在产品上的使用寿命和使用频率可以对用户进行分层。

拿类似抖音这样的产品举例,根据用户使用抖音的时间长度的不同和使用深度的不同,业务上可以做非常多的差异化运营,假如过去半年一共新增了 10 万名新用户。首先通过进入 App 时长,也就是从用户的使用寿命上,可以对用户进行分层,这里可以根据不同的产品类型去筛选用户的范围,例如通过计算平台上平均用户的使用频率可发现大部分用户最少 3 天内会登录一次 App,那取用户时可以取最近 3 天的活跃用户(登录过的),这样基本可以保证取到所有的留存用户,然后对这些用户查看他们的寿命情况,如图 3-2 所示。

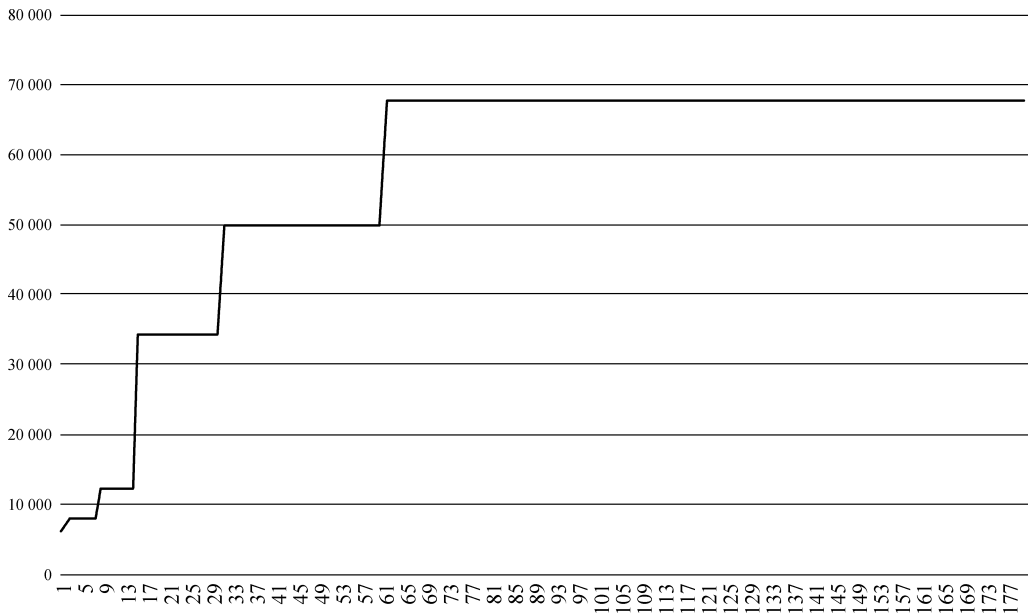


图 3-2 新用户分布图

图 3-2 中的数据为了使案例方便比较,使用了比较极端的数据,实际情况应该会比较平滑的,但是趋势上会跟图中一样,例如在首日、7 日、14 日、30 日、60 日、180 日时都是有跳变的点,这些点就对应地把用户分成当日新用户、一周内新用户、两周内新用户、一月内新用户、双月内新用户、半年内新用户,并且也可以得到对应用户分层群体的分布情况,见表 3-2,如此可以知道现存的用户还是老用户占比较高。

表 3-2 新用户分布表

用户类型	人数占比	用户类型	人数占比
当日新用户	0.06%	一月内新用户	5.31%
一周内新用户	0.45%	双月内新用户	14.50%
两周内新用户	0.84%	半年内新用户	78.85%

其次还可以通过用户的登录次数和登录时长来查看用户的使用深度，拿登录次数来举例，用户范围仍然选择和上述一样，即最近 3 天活跃的用户，得到的结果见表 3-3，可以清晰地知道 App 上的用户使用深度情况，根据使用深度的分布情况也可以把用户分成初新用户、轻度用户、中度用户、深度用户。

表 3-3 用户登录情况分布表

用户分层	用户占比
初新用户(过去 30 天登录 5 天以内)	17%
轻度用户(过去 30 天登录 10 天以内)	12%
中度用户(过去 30 天登录 17 天以内)	14%
深度用户(过去 30 天登录 20 天以内)	57%

此处省略了一张图像，在实际切分过程中也不一定就是按照程度词粗略地进行分层，例如对于轻度用户也可以根据实际的数据分布情况再细拆成 1 类轻度用户、2 类轻度用户、3 类轻度用户等更细的分级。

实际上用户分层之间也可以进行组合，像用户年龄和用户使用深度就被经常组合在一起，因为同样一个深度用户，如果仅是一个一月内的新用户，则有可能处于接触一个新事物的尝新期，或者因为某些活动因素导致这段时间密集性地登录 App，例如电视剧开播、热门综艺开播等，而如果本身是一个半年内的新用户，并且是一个深度用户，则大概率他对 App 已经形成了自己的使用习惯，并且也确实实地已经变成了一名深度用户。

像上述的用户分层方式多种多样，但总体来讲用户分层主要根据生命周期进行分层，大致可分为导入期、成长期、成熟期、休眠期、流失期。导入期：用户获取阶段，将市场中的潜在用户流量转换为自家用户，也可以称为潜客期，这个用户阶段的标准是用户是否进入业务之中，对于电商业务来讲就是下首次订单，对于 App、平台型的业务来讲就是首次登录。成长期：进入业务并激活，已经开始体验业务的相关服务或功能，体验过 Aha 时刻，所谓的 Aha 时刻就是用户意识到业务的价值点的时刻。这个定义是比较有趣的，实际上这个时期代表着业务做完了一件事——让用户体验并感受到业务的价值。做任何一个业务，首先是对业务的价值有明确的认知，例如现在推出一款服务，但凡是从我开发的这个工具进行网上购物的顾客，每个订单都可以减免 5 元，在合理的情况下，基本可以认为顾客刚了解这个减免功能，并且不会造成其他利益损失的情况，顾客肯定会愿意使用这个工具，那对于业务来讲，我只需在顾客经过导入期，接触到这个工具以后，能够在成长期把这个工具的价值表达清楚就可以了。成熟期：深入使用产品的功能或服务，贡献较多的活跃时长、广告营收或

付费等。成熟期的用户是一个业务的核心用户,如果把每个用户身上的投入和产出都计算出来,则成熟期用户是 ROI 上可以打正并且盈利的。休眠期:一段时间内未产生价值行为的成熟用户,也被称为即将流失的用户。这也是一批特殊的用户,过去一段时间里这批用户在业务中属于核心用户,但出于某种原因他不用了,分析是什么原因并维护这批用户也是业务中的重要话题。流失期:超过一段时间未登录和访问的用户。

3.2 用户生命周期中的无限可能性

完成了用户生命周期的分层以后,接下来就要开始对不同阶段的用户做差异化运营了。实际上任何一个业务都是为了让利益最大化,如果把这个利益分拆到用户身上,则可以得到

$$\text{利益} = \sum_i \text{类型 } i \text{ 用户数} \times \text{类型 } i \text{ 平均用户价值} \quad (3-1)$$

因此,要想让产品价值最大化,要么使用户不断增长,要么提升用户的单体价值,而驱动用户单体价值的方向只有两个:要么提升单体用户价值,要么延长用户生命周期。整个用户生命周期管理的两个问题点:①不是所有用户都会经历完整的用户生命周期,并非所有用户都是按照导入期→成长期→成熟期→休眠期→流失期的步骤走完一个完整的生命周期。很多用户可能在导入期或者成长期之后,因为各种原因就直接流失了。那么依托数据支持,找到这种原因的共性,其实就是用户生命周期管理的一个重点工作(这里后面会详细讲到)。②不是所有产品都需要管理用户生命周期,初创期的产品,因为用户量级不够,可以暂时不用对用户生命周期进行管理。卖方市场的垄断型产品可以不用对用户生命周期进行管理(只此一家,别无分号,你想流失都没地方去)。例如各类银行的网银 App 等。

如何建立用户生命周期管理模型?

(1) 结合业务与数据,定义用户各阶段的特征,上面讲到了,用户生命周期分为 5 个阶段,对应的就是不同阶段用户的产品参与程度。那么如何做出一个合理且具备可执行力的分类规范呢?这就需要结合业务能力与数据分析能力了。①导入期,下载、注册、激活的用户。导入期没有什么好讲的,所有的新用户都属于导入期。②成长期,不同产品的成长期的定义都是不同的。电商类产品、工具类产品、直播类产品等都是有区别的,而同属于电商类或者直播类的产品,不同的公司,不同的运营体系也会有不同的定义方式。例如电商类的产品,习惯把完成首次下单后的用户定义为成长期用户。例如免费工具类的产品,习惯把用户完整地使用过一次产品功能定义为成长期用户。例如直播类的产品,习惯把用户首次充值或者观看直播累计超过 50min 的未付费用户定义为成长期用户。成长期的阶段信号,一般是首次完成付费、使用路径完整或者使用时长超过阈值等。用户发现了产品的价值,并有了-定的认可度。为了让用户进入成长期,各种运营方法开始出现。例如电商类的产品,赠送大红包、首单折扣,甚至于拼多多给新用户几乎免单的优惠等是为了促进用户的首单消费。例如工具类产品,通过用户指引,一步一步地引导用户使用产品,快速走一遍完整路径,也是为了加快用户进入成长期。③成熟期,成熟期的阶段信号基本上是重复购买、频繁登录或者

经常使用等。成熟期阶段的用户是产品最重要的用户,也是能够带来最多收益的用户。用户运营的工作重点,也是处于这个阶段的用户。RFM模型、金字塔模型等,诸多的用户分层方法都是针对这个阶段的用户来的(这个后面也会详细讲到)。^④休眠期,关于休眠期的定义,和成长期类似。不同行业,以及不同企业有不同的定义。有些企业把一段时间不登录定义为休眠(时间周期比流失短一些)。电商公司则习惯性地把一段时间内未下单定义为进入休眠期。直播产品则一般把一段时间内未充值且在线时间下降到一个范围内称为进入休眠期。这个阶段的用户价值开始走下坡,无论是充值金额、购买次数、在线时长等关键指标都在下滑。^⑤流失期, $\times\times$ 天未登录的用户被视为流失用户。具体是多少天,则根据行业、过往数据等进行定义。

(2) 用户归类,这个很好理解,就是把现有用户根据确定分类标准进行分类。

(3) 用户价值提升策略,^①梳理行为路径,用户进入产品后会有非常多的行为路径。A-B-C-D,或者 A-C-D-B,又或者 A-D-C-B等。每个用户根据自己的操作习惯和使用目的等会存在非常多的行为路径,但是作为运营,我们不希望新用户体验太多的行为路径,尤其是偏离主线的路径。因为越多的分支,就存在越多流失的可能,因此,需要定义一条最优行为路径。通过优化最优行为路径,让用户第一时间感受到产品的 Aha 时刻;通过优化最优行为路径,减少用户在其他路径上的流失;通过优化最优行为路径,加快用户进入成熟期。举个例子,这是一个直播产品的简易产品路径。那么其中最优化路径是怎样的呢?通过对业务的熟悉和对数据的分析,直播产品的最优行为路径:登录 App→主播选择页面→进入直播间观看→充值→送礼物→关注。^②对路径进行优化,根据数据,可视化成一个桑基图。因为涉及业务等原因,本书所有数据均为脱敏后的数据,均不代表实际业务情况。通过桑基图可以直观地看到流量去向。这时,运营要做的就是对这些非主要行为路径上的流量进行分析。通过运营手段、产品优化等手段,来让非主要行为路径上的流量回归主要行为路径。例如,启动 App 后,有大部分流量流向了顶部广告,然后从顶部广告直接流失了。那么运营就需要关注一下,是不是广告位置太醒目,能否换个地方?广告内容是否没营养,因此无法留住人?之前有个项目,为了减少用户流失,直接取消了用户选择进房。当用户登录 App 后,直接进房,无须选择。效果不错,大大降低了这一部分路径上的流量流失。为了优化路径,运营们各种招式纷纷上阵。强制弹窗,把最重要的内容直接弹到用户眼前,让你不关注都不行。新手任务,通过一步一步引导、完成、奖励,让用户忽视其他路径,最快完成最优路径。这个地方,可以运营的点很多,但是道理都是一样的,通过运营手段让最多用户以最快时间及最短距离走完最优路径。^③分层运营,提升用户单体价值。如果把用户价值比作一个长方形,则用户生命周期的长度和用户单体价值就是这个长方形的长和宽,所以提升用户单体价值也是其中最重要的一步。

3.2.1 案例 17: 用户分层四象限法

这里给大家列举一些常用的分成方法。可以按方抓药,根据自身产品的特性选择合适的方法。四象限法,用四象限原理,对用户进行分层。通过 7 日活跃次数和平均停留时长两

个指标维度,把用户分层为四类。重度依赖用户:7日活跃次数 $\geq X$;平均停留时长 $\geq Y$,重度活跃用户:7日活跃次数 $\geq X$;平均停留时长 $< Y$;一般依赖用户:7日活跃次数 $< X$;平均停留时长 $\geq Y$,一般活跃用户:7日活跃次数 $< X$;平均停留时长 $< Y$ 。这种方法,适合免费工具类、内容消费类产品,而在具体运营上,适合采用积分、等级等体系,激励内容消费用户持续活跃,贡献流量价值。金字塔模型,针对内容生产型用户,则可以采用金字塔模型进一步分层。例如直播平台的主播、视频网站的内容制作上传者等。巨星:官方认证巨星主播;明星:官方认证明星主播;达人:官方认证的达人主播;潜力星秀: $X < \text{直播时长} < N$ 、 $Y < \text{主播收益} < M$;新星: $0 < \text{直播时长} < X$ 、 $0 < \text{主播收益} < Y$ 。通过官方认证的荣誉体系,激励内容生产者持续产出。当然根据产品的不同,荣誉体系对应的收入分发也会有所不同。通过金钱+荣誉的双重刺激,来激励内容生产者的高效持续产出。RFM模型,RFM模型不详细介绍了,相关内容文章已经非常多。通过R(距离上一次付费时间)、F(近30天付费次数)、M(近30天平均客单价)三个维度的数据,把用户分为八类,分别如下:重要价值用户、重要发展用户、重要保持用户、重要挽留用户、一般价值用户、一般发展用户、一般保持用户、一般挽留用户。

对于即将流失的用户做好流失预警:①定义流失用户, $\times\times$ 天内未登录的用户被视为流失用户。这个 $\times\times$ 天如何定义?有两点想法。一方面是根据业务情况等来定义,习惯性地定义为30/60/90天。另一方面可以根据召回的效果来定义,例如10天、20天、30天的召回,效果肯定是阶梯下降的。那么是否会存在一个点,过了这个点后效果会大幅度下降?那么这个点,就是定义流失用户的关键点。②制定召回策略,假设公司把30天未登录视为流失用户,那么召回并不是从第30天才开始的。3天、7天、15天等关键性的时间段就需要开始召回了。例如每周一,拉取了过去7日内没有打开产品的用户名单,这些就是7日流失用户。运营通过Push或者短信进行召回。这样的工作每周、每月都在重复进行。因为用户的流失是无声无息的,虽然我们将30天定义为流失用户的期限,但其实用户并不是30天这段时间突然流失,因此,如果可以在第一时间就对用户进行召回,则效果肯定是最好的。这里要强调一下,3、7、15、30等数据可作为产品的时间选择。具体如何确定时间,大家又如何确定自己产品的时间?唯有不断地通过测试,根据数据反馈来调整。熟悉自己的业务,结合数据反馈来优化,做好这两点,就能确定出最适合自己的时间截点。③召回工具,这个就太简单了,这里不过多阐述,只列举一下各种方法,如站内信召回、Push推送、邮件召回、短信召回、电话回访等。每个召回工具都有利有弊,选择适合自己的即可,多种方式搭配,效果会更好。目前主流的是Push推送+短信的搭配,但是如果公司业务是涉及对外的,则邮件也是一个不错的选择。

运营针对用户生命周期进行管理,归根结底就是为了让用户价值最大化。处于不同生命周期内的用户,用户价值是不同的,因此需要运营来有针对性地进行处理,精细化运营。运营手段多种多样,其实结合本书会发现很多之前每天都在做的运营工作,可能终于知道为什么这样做;如何把几个运营动作结合起来,形成一套组合拳等。

3.2.2 案例 18：用户生命周期分层

在实际操作中,用户转化状态分析是最复杂也是最难操作的,它比常规的留存分析更细致,并且用户存在多种状态的流转,因此使用 Python 实现用户生命周期的用户状态分层和可视化也是数据分析的重要一环。以用户的订单数据为例,见表 3-4。

表 3-4 用户的订单数据

Userid	Orderdate	Orderid	Amountinfo
142074	2016/1/1	4196439032	9399
56927	2016/1/1	4198324983	8799
87058	2016/1/1	4191287379	6899
136104	2016/1/1	4198508313	5999
117831	2016/1/1	4202238313	5399
151069	2016/1/1	3888183440	4548
124094	2016/1/1	4175774836	4298
107268	2016/1/1	4192119481	4298
146768	2016/1/1	4192909363	3999

第 1 步：数据导入和预处理,代码如下：

```
//第 3 章/用户生命周期分层.数据导入和预处理
import time
import pandas as pd
import numpy as np
# 导入原始数据
dtypes = {'ORDERDATE':object,'AMOUNTINFO':np.float32}# 设置每列数据类型
raw_data = pa.read.csv('sales.csv',dtype = dtypes,index_col = 'USERID')# 读取数据文件
# 缺失值审查
Na_cols = raw_data.isnull().any(axis = 0)# 查看每列是否有缺失值
Na_lines = raw_data.isnull().any(axis = 1)# 查看每行是否有缺失值
# 异常值处理
sales_data = raw_data.dropna()# 丢失带有缺失值的行记录
sales_data = sales_data[sales_data['AMOUNTINFO']>1]# 丢弃订单金额≤1 的记录
# 日期格式转换
sales_data['ORDERDATE'] = pd.to_datetime(sales_data['ORDERDATE'],format = '%Y-%m-%d')
# 将字符串转换为日期格式
# 数值转换
df = sales_data.reset_index().copy()
df['month'] = df['ORDERDATE'].astype(datetime64[m])
Grouped_month = df.groupby('month')
```

输出结果见表 3-5。

表 3-5 用户订单数据明细

Number	Userid	Orderdate	Orderid	Amountinfo	Month
0	142074	2016-01-01	4196439032	9399	2016-01-01
1	56927	2016-01-01	4198324983	8799	2016-01-01

续表

Number	Userid	Orderdate	Orderid	Amountinfo	Month
2	87058	2016-01-01	4191287379	6899	2016-01-01
3	136104	2016-01-01	4198508313	5999	2016-01-01
4	117831	2016-01-01	4202238313	5399	2016-01-01

第 2 步,将用户与消费时间进行数据透视,代码如下:

```
pivoted_counts = df.pivot_table(index = 'userid', columns = 'month', values = 'orderdate', aggfunc = 'count').fillna(0)
pivoted_counts.head()
```

输出结果见表 3-6。

表 3-6 用户订单数据明细-数据透视

userid	2016-01-01 00:00:00	2016-02-01 00:00:00	...	2016-12-01 00:00:00
51220	0.0	0.0	...	0.0
51221	0.0	0.0	...	0.0
51224	0.0	0.0	...	0.0
51225	0.0	0.0	...	0.0
51226	0.0	1.0	...	0.0

第 3 步,将用户对消费行为按月进行编排,只要用户消费次数不为 0,都视为有消费行为,代码如下:

```
df_purchase = pivoted_counts.applymap(lambda x: 1 if x > 0 else 0)
df_purchase.head()
```

输出结果见表 3-7。

表 3-7 用户订单数据明细-消费行为

userid	2016-01-01 00:00:00	2016-02-01 00:00:00	...	2016-12-01 00:00:00
51220	0	0	...	0
51221	0	0	...	0
51224	0	0	...	0
51225	0	0	...	0
51226	0	1	...	0

第 4 步,自定义函数,对消费状况打标签,代码如下:

```
//第 3 章/用户生命周期分层.消费状况打标签
# 对消费状况打标签
Def active_status(date):
    Status = []
    For i in range(12):
        # 若本月无消费
        If data[i] == 0:
            If len(status) > 0:
```

```
If status[i - 1] == 'unreg': # 未注册
    Status.append('unreg')
Else:
    Status.append('unreg')
    # 若本月有消费
Else:
    If len(status)> 0:
        If status[i - 1] == 'unreg':
            Status.append('new') # 新用户
        Elif status[i - 1] == 'unactive':
            Status.append('return') # 回流用户
        Else:
            Status.append('active') # 活跃用户
        Else:
            Status.append('new')
    Return pd.Series(status)

Purchase_status = df_purchase.apply(active_status,axis = 1)
Purchase_status.columns = df_purchase.columns
Purchase_status.head()
```

输出结果见表 3-8。

表 3-8 用户订单数据明细-消费行为打标

userid	2016-01-01 00:00:00	2016-02-01 00:00:00	...	2016-12-01 00:00:00
51220	Unreg	unreg	...	unactive
51221	unreg	unreg	...	unactive
51224	unreg	unreg	...	unactive
51225	unreg	unreg	...	unactive
51226	unreg	new	...	unactive

步骤 5：将未注册替换成 NaN，并计算各状态的值，代码如下：

```
Purchase_status_ct = purchase_status.replace('unreg',np.NaN).apply(lambda x:pd.value_counts(x))
Purchase_status_ct.head()
```

输出结果见表 3-9。

表 3-9 用户订单数据明细-未注册替换

Month	2016-01-01 00:00:00	2016-02-01 00:00:00	...	2016-12-01 00:00:00
active	NaN	400.0	...	403
new	6802.0	6240.0	...	3540
return	NaN	NaN	...	3054
unactive	NaN	6402.0	...	52 679

步骤 6：将空值填充为 0，并画出面积图，代码如下：

```
Purchase_status_ct.T.plot.area(fontsize = 12, figsize = (10, 6))  
Plt.title("Status of Users by month", fontsize = 18)
```

输出结果如图 3-3 所示。

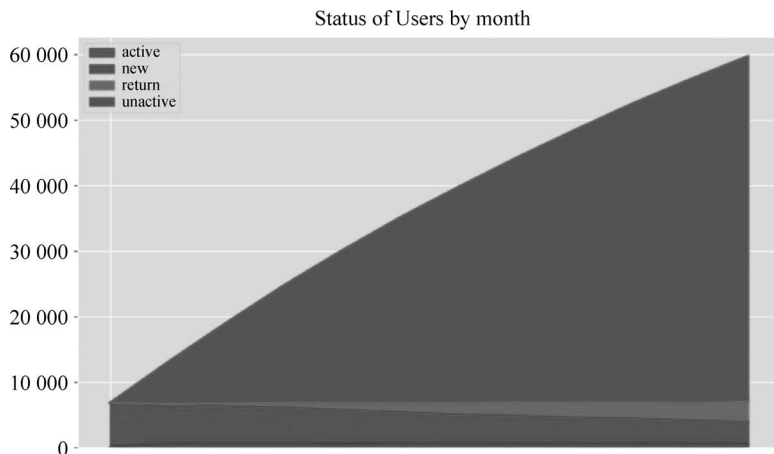


图 3-3 用户消费行为分布图

切换成百分比图，代码如下：

```
Purchase_status_ct.fillna(0).T.apply(lambda x: x/x.sum(), axis = 1).plot.area(figsize = (10, 6),  
fontsize = 12)  
Plt.title("Proportion of Users' Status by month", fontsize = 18)
```

输出结果如图 3-4 所示。

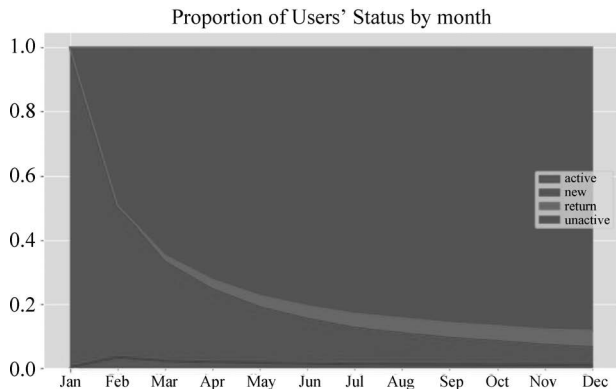


图 3-4 用户消费行为分布百分比图

观察图片可知，活跃用户（持续消费的用户）2 月份占比最高，后面的月份呈下降趋势；新用户（首购用户）每月下降趋势明显；回流用户（一段时间未消费，本月才消费）有明显的提升，这恰恰说明用户召回运营效果明显，但在拉新上面做得不够好。

3.2.3 案例 19：中国移动的用户生命周期分层运营

用户生命周期的应用作为数据分析里比较基础的板块,除互联网公司,在各大传统企业也都已经在应用,中国移动公司在很久以前就已经对不同生命周期的用户以分层的方式进行精细化运营。

早期的一些传统行业在发展阶段主要依托“规模效益”,即不断地拓宽渠道,增大业务体量以获得更多的利润,但当市场趋于饱和之后都会逐渐向“深度效益”转变,通过更微观的环境、更深度的运营加强产品和客户之间的接触,从而创造出价值。中国移动为自己的用户设立了5个大的生命周期阶段和11个关键的驱动因素。

(1) 获取期的用户,这个阶段的用户相当于还没真正使用中国移动的用户,对于这些用户有两个关键的驱动因素,一个是购买意向,另一个是获取成本,因此在这个阶段的精细化运营中,又能划分出4个重点项目:①渠道规划配置模型,实际上相当于对潜在用户的购买意向程度进行分层,例如上班族和学生族对于中国移动的需求程度就存在较大差异,假如上班族的需求覆盖度是100%,那学生族的覆盖度可能只有40%,因此在实际的用户挖掘上从人员配置和预算配置上也会分为不同的配置。②潜在客户价值甄别,用户生命周期价值本身就是跟用户生命周期强挂钩的效益性指标,对中国移动来讲,还拿上班族和学生族举例,学生族的使用可能是住校学生每天给家里打电话,简单聊一聊,仅要求少量的通话时间就可以了,而上班族每天有大量工作可能需要通过电话沟通,因此更能吸引上班族的可能是通话时长更长、价格更高的套餐,学生族更在乎价格更低一些的套餐,在初次接触时就需要拿出有足够吸引力的套餐。③跨区域农村市场拓广,简而言之就是挖掘下沉市场,寻找新的用户增长点,用户生命周期初期对用户的生命周期价值进行分层时就会分出来一些现状价值比较低,但是价值增长空间较高的群体,例如农村市场的用户,由于普及度的问题,很多人不使用中国移动的原因是没有接触到中国移动,而不是不愿意用,因此也可能存在更多的价值点。④传播精确匹配,由于每个新用户的获取成本不同,举个简单的例子,一个80岁的人如果还没使用中国移动,则想要去转化这样的人相对来讲是很困难的,但用户价值却又相对较低,因此在互联网平台上投信息流广告时就可以选择过滤掉这个画像的用户。

(2) 提升期的用户,这个阶段的用户属于刚接触中国移动,但还处于对产品进行尝新的阶段,想要长久地留住用户,这个阶段需要充分的消费者引导,有两个重要的驱动因素,一个是经常收入,另一个是服务现金成本。对此,中国移动又在这个阶段总结出了4个重要动作。①高价值套餐引导模型,由于话费套餐的选择成本很高,如果消费者自己去线上办理套餐,由于通话时长、短信、流量、铃声等多种项目的多种选择,则往往会很难找到一个最合适、性价比又高的套餐,因此定义电话通知,以活动的形式告知消费者高价值同时高单价的套餐,引导消费者购买更高单价的套餐会促使用户从原来价位的套餐转变为购买更高价值的套餐;②消费承诺分析模型,在早期的中国移动套餐中,有很多套餐需要消费者用到指定额度的通话时长和流量,例如以前推出过国内长途漫游套餐,这种套餐会要求消费者每月国内长途通话时长超过一定门槛,可以获得更低的每分钟话费,而实际上对这些使用该套餐的消

费者进行分析,可能会发现部分消费者无法达到降价门槛,因此在话费结算时没有实际享受到套餐的优惠,需要做出调整,避免在提升期影响用户的提升路径;③10086 客户分群模型,一个用户的价值与这个用户产生的收益和他消耗的成本有关,一方面需要尽可能地使每个消费者的每个月固定套餐费用达到上限,另一方面也需要降低在该用户身上花费的成本,其中很大的一项就是 10086 的服务现金成本,在提升期的用户经过一段时间的使用,从 10086 的使用情况上可以发现,有的用户很少咨询 10086 进行投诉或获取便利,而有的用户却高频率地需要 10086 的服务,导致个人身上的服务成本很高,对消耗过度服务成本的用户,需要采取适当的策略降低他的服务成本,或者相应地提高他的收入项;④渠道效率评估模型,如同样在上班族中拉新的用户,在获取期没有体现出足够的差别,但到提升期也可能出现不同程度的差异,如在互联网行业上班的上班族对通话时长其实没有过多的需求,但是对每个月的流量需求却是比较大的,像在传统企业的上班族,可能更多的需求是跟用户保持沟通,需要足够长的通话时长,因此最后表现出来的是,互联网上班族的月固定套餐费用会更高,因为流量的费用相比通话时长会更高,从而导致这部分用户的产出价值更高,把这个收益放到更大的维度上就是互联网上班族这个细分渠道实际上效率更高,在相同资源的情况下,更应该优先使用这个渠道。

(3) 成熟期的用户,这个阶段的用户是每个业务最重要的用户,盈利的大头主要放在这部分用户身上,驱动这部分用户的核心因素,一是交叉销售/叠加销售,二是优惠和话费调整。这里面又划分出 4 个有效的营销动作。①全程精确营销,对于选择每种套餐的用户来讲,具体到每个个体的实际产生消费行为实际上是存在差异的,例如同样选择了 100min 通话及 10 个 GB 流量的套餐的消费者,有的人一个月使用下来流量使用了 80%,但是通话只使用了 10min 或者更少,那实际上可以根据这一点,为这个顾客选择流量更多但通话时长不变或者通话时长更短的套餐,并且用他自身的过往使用情况作为说明点,更有效地进行营销。②关联性交叉销售,现在很多通信运营商也不仅是覆盖移动通信这一个场景,随着智能手机的更新换代,更多大型互联网公司也已经具备了自身的互联网优势,这具体体现在两端,诸如抖音、B 站这些流媒体、视频网站,由于用户长期使用会造成大量的流量损耗,因此他们作为业务方推出了自己的资费套餐,定向性地以较低的价格获得较多的在平台上的视频流量,实现用户和自身的共赢。还有一种是以移动为主体的,由于中国移动也观察到,如用户 A 每月大量地在爱奇艺上观看电视剧、电影,因此假如用户 A 可以购买更高级,或者更长期地使用中国移动的套餐,那么中国移动会赠送他视频会员,以此提高用户黏性。③优惠弹性模型,对于成熟期的用户来讲,月资费套餐已经是一个习以为常的消费项了,并且一个用户在经过一段时间变为成熟期用户以后,也渐渐地清楚自己想要的月资费套餐是什么样的,因此不会频繁地对月资费套餐做出修改,但是即使如此到月末难免会出现流量不够、话费不够的意外情况,这时中国移动会推出弹性的优惠套餐,在用户刚触碰到流量上限时给予一个优惠力度较大的流量增值包,往后逐步递减,这样一方面可以获取足够的利润,另一面对用户的使用体验感也会造成是其自身有持续超流量使用的需求,才导致较高费用的。④群体依附性模型,这种模型主要体现在一些特殊群体上,例如中国移动推出的家庭号、公

司号等,由于是群体性的套餐,一般来讲都会理解成有更多的优惠,然而实际上这些群体性套餐,很多时候着眼在群体内部,例如在家庭号套餐中,家庭成员互相通话时可以享受更低的资费,甚至免费。这对家庭间通话时长较久的用户来讲是极具吸引力的,即使他会使用一个比他原来更贵的套餐,毕竟比他每个月可能会超量使用通话时长肯定还是划算的,这对公司号也是一样的。

(4) 衰退期的用户,衰退期的用户是造成一个业务缩水和失败的主要原因,因此拉回这部分用户也是每个业务的重要课题,中国移动对这个时期的用户有两大核心驱动因素:续签、转移。拆到具体的应用上主要有4种方法:①终端精确营销,对于衰退期的用户来讲,本身相关的资费对他已经失去了吸引力,因此除原来的一些套餐优惠以外,话费外的优惠才能让衰退期的用户重新提起兴趣,买套餐送手机在中国移动是一种常规化的营销手段,从以前存800元话费赠送诺基亚手机,再到现在的使用208元套餐3年赠送小米等手机的活动,这种营销方式具有非常多的营销场景,对于需要使用多个手机的消费者,或者对于给老人添置智能机的年轻人来讲,这个营销活动不仅解决了他的通信需求,同时也解决了他对手机的需求。②捆绑合约到期模型,衰退期的用户可能已经表现出不想再使用移动套餐的意愿了。这时还有一个想法,即尽可能地延长他的离开时间,这样才能在后续的时间里再找到留住他的机会,或者消费者自身的愿望发生改变,因此移动会以在后续的一段较长时间,提供2~3年使用期限内比较优惠的资费套餐,或者用到2年可以获得退费。③品牌迁移引导,很多用户选择离开中国移动是因为对现在的套餐不满意,但是他并不一定是对中国移动不感兴趣,因此中国移动在集团内部也打造了差异化的多条业务线,如全球通、动感地带等,当用户对当前的全球通套餐不感兴趣时,可以向他推荐集团内部的动感地带套餐,并且在用户决定离开的初期通过调查可以知道用户不满意的地方,那么在推荐其他业务时,可以有针对性地避开不满意的地方,并引导用户向其他业务转移。④跳蚤客户监测,对衰退期的用户也需要做好监测,他们之中有部分用户会在各大运营商之间“反复横跳”,对他们每次改变的理由进行分类,并找到其中的平衡点,做到最大限度地满足用户。

(5) 离网期的用户,离网期的用户实际上可能已经无法再给业务带来多少收益了,但却可以通过对应的操作减少损失,从时间顺序上可以把离网期的用户分为三大环节:离网、坏账、赢回。在离网的关键节点上,中国移动本身有客户的流失预警机制,通过阶段内用户的行为数据收集,形成对离网用户的预判模型,以及时发现用户可能要离网的趋势,做出反应。事实上,在每个用户即将离网时都存在坏账风险,例如不交月资费或欠费停机等问题,由于消费者已经准备离网了,所以他可能不会选择支付这笔费用,这个比例在离网期用户中不在少数,因此也会是一笔不小的款项,中国移动对处于这个生命周期的用户有严格的信用评级模型,对于消费行为不好、历史有欠账风险的用户会及时限制他的消费,或是不让其出现过度使用的情况。

对离网期的用户有一个重要的环节,即赢回或称召回,用户召回本身就是一个用户生命周期划分后的重要环节,在中国移动对用户召回主要通过两个关键性动作:①客户关怀回归,事实上有时用户选择离网的点是非常小的,甚至可能是某次电话服务的客服态度不好,

因此在真正放弃使用的情况下,还会导致日常生活不方便,即对通信联网有困扰的情况存在,这时放出一定的利益钩子,吸引用户重新回来使用是非常有效的。②区域间互动赢回,有部分用户由于长期在外工作或是因为上学等原因经常在非手机注册地使用通信服务,导致跨区域的通话使用成本较高,间接导致了用户离网,从历史通信地址上可发现长期异地的情况,对这类用户应及时进行区域间的套餐转移,从而召回用户。

3.2.4 案例 20: 用户生命周期划分方法

与过去 10 年相比,最近两年,客户增长得少了,降本增效提得多了,互联网从增量时代进入存量时代。增量时代的核心特点是速度,客户增长是主旋律;存量时代流量成本越来越高,稳定生意最重要。具体怎么做呢?一是培养核心竞争力,二是做用户留存。在增量市场逐渐变为存量市场的阶段,最关键的就是完成从惯于做新用户的生意,向做老用户的生意转变。在对老用户的运营中,最常做的是留存、复购、流失召回。

换回流失用户的好处不言而喻,提升品牌活跃用户占比、延长生命周期、提高收益、降低规模用户总成本等。在做流失召回时,我们通常会遇到这几个问题:这个用户能不能被召回?用什么钩子召回概率更大?召回之后预计能转化多少金额?当遇到这几个疑问时,其实需要解决的是评估每个流失用户的召回概率、偏好、价值这 3 个问题。

第 1 步就是从用户生命周期上定义流失用户,流失比较经典的定义是“一段时间内未进行关键行为的用户”,关键点在于如何界定时间周期(流失周期)和关键行为(流失行为)。首先,对于不同的产品关键行为和时间周期都不同。有的产品相对高频,例如外卖平台;有的产品相对低频,例如电商平台,所以必须根据用户使用产品的行为特征、业务属性来定义流失用户,并不是所有的产品都用相同的逻辑,其次,定义流失有不同的方式,常见的方式有拐点法、分位数法和根据业务经验判断法。

拐点法:拐点在数学上指改变曲线向上或向下方向的点,直观地说拐点是使切线穿越曲线的点(曲线的凹凸分界点)。形象地说就是, x 轴上数值的增加会带来 y 轴数值大幅增益(减益),直到超过某个点之后,当 X 增加时 Y 的数据增益(减益)大幅下降,即经济学里的边际收益的大幅减少,那个点就是拐点。在寻找拐点时,以流失周期为 x 轴,以用户回访率为 y 轴作图,用户流失的流失期限与流失用户回归率通常成反比,即随着流失期限增大,流失用户回归率逐渐变小,并逐渐趋近于 0。

$$\text{用户回访率} = \text{回访用户数} \div \text{流失用户数} \times 100\% \quad (3-2)$$

同时根据产品的特性,可以选择“主动登录”这一行为作为是否流失的关键行为。用户当天(或 X 天)登录则认为是回归用户,当天(或 X 天)未登录则认为是流失用户。利用用户回访率计算用户流失周期的步骤如下:①计算某日登录用户的 N 日回访率,并画出用户回访率时序图。②根据图形,找出对应的拐点,定义出流失周期。例如,如图 3-5 所示,拐点产生在 16 天左右,可以选择 16 天作为用户的流失周期,若用户已经 16 天左右没有登录 App 了,则可以采取流失召回动作以吸引用户回归。

理论运用到现实中可能不会奏效,如果没有出现拐点,则该怎么办?在没有拐点的情况

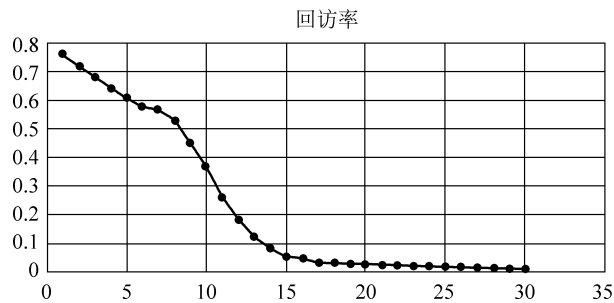


图 3-5 用户回访率拐点法图

下,可以依据业务产品经验或分位数法来判断,一般产品的回访率为 5%~10%,不管划分多长的时间周期都会存在回访,误差不可避免。

分位数法,亦称分位点,是指将一个随机变量的概率分布范围分为几个等份的数值点,常用的有中位数(二分位数)、四分位数、百分位数等。如何通过分位数的方法计算用户的流失周期呢? ①计算某个时间登录的用户距离下次登录的时间间隔,并计算各时间间隔用户的占比和累计占比。②找到累计占比 90%(或根据业务定义)的时间间隔,即 90%分位数,此时的时间间隔就可以作为用户的流失周期。这里的 90%分位数,一般是数据分析师和业务人员协商出来的结果,表示有 90% 比例的用户活跃时间间隔都在某个周期以内,那么如果一个用户在这个周期内不活跃,则之后活跃的可能性也不高。例如,如图 3-6 所示,90%分位数时间间隔为 20 天,则可以选取用户的流失周期为 20 天,若用户已经 20 天左右没有登录 App 了,则可以采取流失召回动作以吸引用户回归。

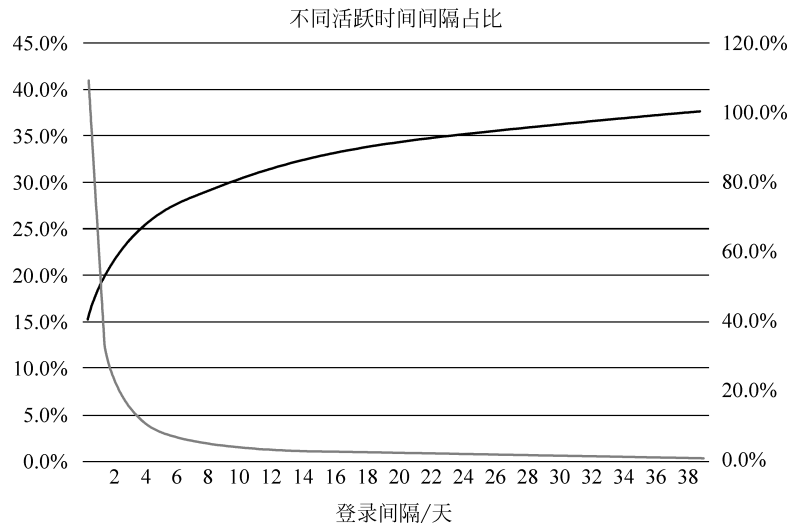


图 3-6 用户不同活跃时间间隔分位图

第 2 步需要明确问题,流失召回的基本问题一般有下面几种: ①如果还没有有效召回方案,则问题是设计召回方案以召回用户。②如果方案预算有限,则问题是如何最大化地召

回 ROAS。③如果已经有历史方案,则问题是如何提升以往方案 ROAS。

第3步需要明确评估指标,在明确了问题的基础上,需要将业务梳理一下,然后确定可用的评估体系。假设用户的召回流程是:圈定目标召回用户→设计召回策略→刺激流失用户登录消费。这里可以确定需要评估的圈定用户环节,利用估计各用户在召回后还能产生的价值来划分用户,这里也有很多种做法,①通过用户的消费趋势估计用户召回后的一定时间段内会产生的消费额;②估计不同用户在不同额度消费券刺激下的消费额变化;③将用户的消费额度和用户的消费券刺激下的增加额度相结合,以便划分用户群体。

这里涉及了 RFM 模型,RFM 模型是衡量客户价值和客户创造利益能力的重要工具和手段,其根据最近一次消费时间(Recency)、一定时间内的消费频率(Frequency)、一定时间内的累计消费金额(Monetary)将用户按3个维度分为8层。在实际应用中,首先,根据业务经验,选出每个用户的 R、F、M 分别代表的指标;其次,求出每类指标的平均值;最后,判断用户的得分与平均值的大小情况,并对用户进行分层。也可以使用机器学习的聚类分析法来对用户进行综合划分。

3.2.5 案例 21: 用户召回

另外一个需要评估的点是如何评估用户召回概率(召回难度),一般情况下,可使用大部分的分类模型来预测用户的召回成功率。可以根据业务经验选取自变量作为用户某次召回行为前的自然回流率、用户产品使用次数、用户产品使用黏性、用户产品的转化情况等行为数据,因变量为用户某次召回周期内成功与否。收集某段时间的历史召回数据,用于训练模型。对于一些能够计算比例的分类模型(如逻辑回归)可以评估用户的召回难易程度,即召回概率。

此外在召回前需要先行建立策略效果的评估规则,一种是可以计算各类用户召回的各环节成功率,用户流程包括信息有效触达、信息有效单击、用户成功进入产品、用户有进入转化流程、用户产生消费等。另一种是各个方案及整体的召回率、召回转化情况、召回成本等。

在明确实际的召回方案前,要先对目标用户和召回方式进行排列组合,选出最优的召回方式,按照设想,对用户群和每种召回物料进行排列组合,也就是理想中的召回策略数量。假设用户分层有 A 种,触达工具有 B 种,文案有 C 种……,那么将会有 $A \times B \times C \cdots N$ 种完备方案,量级是不可思议的。实际上,由于公司资源是有限的,测试成本不可忽略,往往可以依据业务经验人工排除一些不靠谱的组合,对剩下的策略排定优先级后进行测试,迭代出最适合的策略。如果对自己排除一些策略不太自信,则可以使用肖恩提出的“ICE 评分体系”来对策略排定优先级,ICE 评分体系设置了3个影响因子,分别为价值(Impact)、信心(Confidence)和工作量(Ease)。首先,可以按数字范围(通常为1~10)对每个策略进行评分;其次,使用公式为所有策略计算得分:ICE 得分=价值+信心+工作量;最后,依据 ICE 评分的高低将策略排定优先级,而另外一种情况,在流失召回项目刚启动时,往往“装备”没那么齐全,能用的策略也很有限,这时只需对能用的策略进行测试,对不同的流失用户群测试出合适的策略,而后有了新的物料资源,将之与旧方案测试比较,不断迭代。

常见的召回方式有①Push 消息,表现形式为通过手机 App 直接进行消息推送,在下拉列表里就能看到。这种方式几乎无成本,打开频次高,但是只能在用户尚未卸载 App 时使用,而且要注意推送频次与发送时间,但如果频次太高,则会打扰用户,会被用户屏蔽消息甚至卸载 App,效果适得其反。一天中推送多条消息,反而会降低每条的打开率。②App 角标未读消息提醒,表现形式为图标上给红色的醒目提示,让人有忍不住去点的冲动,是一种有效的唤醒,但是现在手机也有对应的屏蔽功能。③短信,短信召回的成功率较高,可以放入链接,也可以触达已经卸载了平台的人,但短信的费用适中,所以在设计时,只有必要的对象与必要的人才通过短信召回,避免无效的投入。④邮件,国外常用的沟通方式,并且可以搭载更加丰富的内容,例如附件、图片等,费用也较为便宜,国内较难使用此方法。⑤投放,投放是在拉新时经常采用的方式,有的人会经常看到广告,甚至是已经流失的用户也会经常看见,如果还是用拉新的手段,则会比较乏力,可以尝试将拉新的广告更换为召回的广告。

召回文案的类型也分多种:①标题党,现在的用户,每天要接收来自很多平台的消息,有时会一闪而过,这条消息就被删除,因此在有限的视线内,尽量出现关键信息,将核心信息都提炼在标题里,使用户能一眼注意到核心内容。②福利党,使用折扣、优惠券、奖励、免费等方式,吸引用户回归。使用这种类型的成本较高,效果较好,可以合理控制 ROI 与预算情况。③社交型,建立了社交关系的平台,可以在文案中提到点赞、评论、关注之类,利用人的社交属性,让好奇的用户通过社交链回归。如“【* 脉】×××对你的过往工作经历非常感兴趣”。

在真正上线之前,一般会通过 AB 实验选出最匹配的策略,例如要测试文案对流失用户的吸引力,C1 为福利吸引型文案,C2 为产品吸引型文案,要测试文案对高质量高召回率偏好 a 用户群的召回效果。可以将实验分成 2 组,保证 2 组样本的均匀和一致性,对每组进行配置。测试组一: A1+B1+C1+D1+E1+F1; 测试组二: A1+B1+C2+D1+E1+F1。选择流失用户落地页点击率作为效果评估指标,设置一类错误、二类错误的概率,在测试结束后,对两个组的点击率进行显著性检验,根据测试结果选择更适合的文案。

召回策略正式开始后根据需要搭建流失召回监控报表,以方便快速地看到触达的流失用户群体和策略效果。不同的需求方关注的业务方向是不同的,报表面向用户确定了报表的基调,例如管理层可能更关注流失召回的整体效果、目标完成情况、花费成本等,而业务方可能想要看到流失召回的环节转化率、转化明细用户、各策略效果,以便后续继续跟踪迭代。确定了核心指标之后,还需要对核心指标进行进一步拆解,以此来完善报表的颗粒度,以便更好地发现和分析问题,而报表中各个指标的判断标准(口径)也至关重要,例如,流失召回的转化周期为多长时间,流失召回转化率是不是要考虑流失用户的自然回流率等。在搭建报表之前提前对好口径会使后续的沟通更加顺畅,也是大家站在同一维度下沟通的基础。