



易观方舟
analysysdata.com



观远数据
GUANDATA.COM

数据运营全流程手册

落地理数 → 收数 → 看数 → 用数闭环



目录

1

认识数据运营

1.1 狭义的数据运营	1
1.2 广义的数据运营	2
1.3 数据运营闭环：理数、收数、看数、用数	4

2

理数

2.1 梳理数据指标	6
2.2 明确北极星指标	9
2.3 定义指标口径	13
2.4 搭建指标体系：OSM模型+ARGO模型+金字塔原则	14

3

收数

3.1 埋点采集数据	24
3.2 主流埋点方式：代码埋点、全埋点和可视化埋点	28
3.3 梳理埋点需求	35
3.4 设计埋点方案	38
3.5 进行数据打通	47

4

看数

4.1 数据可视化	49
4.2 数据分析的5种类型	54

4.3 数据分析的方法：双板斧+三股剑	57
4.4 数据分析的11大模型	60
4.5 案例：产品注册数据分析	76

5

用数

5.1 数据驱动产品迭代优化	79
5.2 Workflow（自动化工作流）助力精细化运营	81
5.3 “量质转换点”提升用户留存	87

6

数据运营案例

6.1 幸福西饼	93
6.2 蜜雪冰城	98
6.3 九阳胶囊豆浆机Onecup	99

前言

数据，在企业的经营和发展中发挥着越来越重要的作用。纵观近些年短时间内快速崛起的各行业头部企业、新兴独角兽，无一不是重视数据、运营数据的结果。由此，数据运营的相关岗位相继出现，数据运营的能力也愈发备受重视。

未来已来，随着数字技术的发展和企业数据素养的提升，企业和品牌的核心竞争力将进一步集中在数字用户资产的沉淀与经营。只有真正掌握数据运营的能力，企业才能将业务数据化、数字资产化、资产业务化，沉淀数字用户资产，最大化每一个用户的价值。那么，现阶段的企业，以及企业内部的运营人员如何通过科学的方法和系统的流程，落地数据运营呢？

易观方舟联合观远数据，结合服务过众多行业头部客户的经验，推出《数据运营全流程手册》。《数据运营全流程手册》以“理数-收数-看数-用数”这一数据运营闭环为整体框架，从运营而非技术人员的视角，通俗易懂地介绍了数据运营闭环的各环节是什么、有什么作用、以及具体应该如何落地。

该电子书不仅对数据运营闭环进行全面解析，还梳理出一套可快速落地的数据指标体系搭建框架（OSM 模型+ARGO 模型+金字塔原则），以及总结出 11 大常用的数据分析模型，并拆解幸福西饼、蜜雪冰城、九阳胶囊豆浆机 Onecup 这三家企业的数据运营实战案例，旨在帮助企业及企业内的运营人员低门槛、高效率地落地数据运营，实现数据驱动精益成长。

01

认识数据运营



1.认识数据运营

随着数据正式成为继土地、劳动力、资本、技术后的第五大生产要素，其在当今社会扮演的角色地位不言而喻。对于企业来说，在日常经营的过程中，各个环节、各个流程、各个部门等都在产生着各种各样的数据。数据也已经成为企业在进行运营策略、产品规划、品牌战略等几乎所有经营活动时，不可或缺的信息来源和参考依据。

如果把企业比作舵手，数据就是导航。能正确应用导航的舵手，将率先到达目的地；同样，能正确应用数据的企业，也将在商业竞争中建立起自己的核心竞争力。

那么，将企业的各种数据采集起来，并正确应用于企业各种经营活动的过程，便是数据运营。

1.1 狭义的数据运营

狭义的数据运营，仅仅把数据运营看作企业中的某个岗位。但不可否认的是，数据运营岗位正在成为企业中举足轻重的岗位。与数据分析师不同，数据运营对编程能力的要求较低，但更接近和了解一线业务。大部分数据运营通常都与一线业务人员在同一个部门，以更好地辅助业务决策，用数据驱动精益成长。

为了方便大家更好地了解数据运营这一职能岗位，我们从众多 JD（Job Description，岗位职责描述）中选取了比较有代表性的工作经验在 1-3 年、3-5 年、5-10 年的数据运营 JD（见图 1-1）。

招聘企业	薪资水平	工作经验	岗位职责
阿里健康	20K-25K	1-3年	1. 收集整理业务部门数据需求，搭建完整的数据指标体系； 2. 采集业务数据，向业务部门提供数据报表或者数据看板； 3. 通过数据挖掘、数据模型等方式，深入分析业务数据，提供数据分析报告，定位问题并提出解决方案； 4. 校验并监控数据准确性，推进业务发展并沉淀系统化、可持续的数据解决方案。
字节跳动	20K-30K	3-5年	1. 通过数据发现业务规律与潜在问题，在规律中寻找增长点，并建立追踪和预警机制，确保业务健康； 2. 搭建报表体系，对业务数据和人数数据进行统一管理，建立、优化和完善审核团队的数据指标体系，为各模块核心决策提供数据支持； 3. 基于数据分析成果，为审核业务提供优化建议，持续改善运营现状； 4. 数据智能化平台推进，提升数据应用的规范性及效用。
饿了么	40K-70K	5-10年	1. 根据业务逻辑建立数据模型，完成各项目标规划； 2. 根据业务战略方向，剖析业务问题，结合对业务理解，给到各端运营和客户经营/策略建议； 3. 监测评估策略的合理性及效果达成情况，不断优化； 4. 支持前线和各运营方关于数据的业务需求； 5. 不断推进数据产品优化，结构化模块化数据需求，提升数据与分析效率。

JD来源：BOSS直聘

图 1-1 不同年限数据运营 JD 示例

不难发现，数据运营是一项围绕数据进行各种工作的岗位，从收集各部门的数据需求、采集数据、分析数据，到搭建数据报表、监测数据动态、产出数据报告，再到通过数据驱动经营决策、给出战略建议。越往后对数据运营各项能力的要求越高。

一名优秀的数据运营不仅需要灵活使用各种数据工具，还需要变通应用各种数据分析方法，并且能够在第一时间发现问题、定位问题、并与业务同学共同快速找到解决问题的方法。

1.2 广义的数据运营

广义的数据运营，不仅仅把数据运营看作企业中的某个岗位，而是企业中的每一个岗位以及企业自身需要具备的一种能力。

对于企业中的每一个岗位，数据运营的能力几乎作用我们在日常工作中的方方面面，例如，通过数据证明自己的工作价值、通过数据发现工作问题并解决问题、通过数据提升工作效率并驱动业绩增长。掌握数据运营的能力，对每一个岗位来说都无异于“锦上添花”，甚至是“雪中送炭”。

对于企业自身，掌握了数据运营的能力，才能将用户沉淀为数字用户资产——这一数字化时代下，企业的核心资产。数字用户资产的沉淀在企业中一般会经历三个阶段（见图 1-2）：

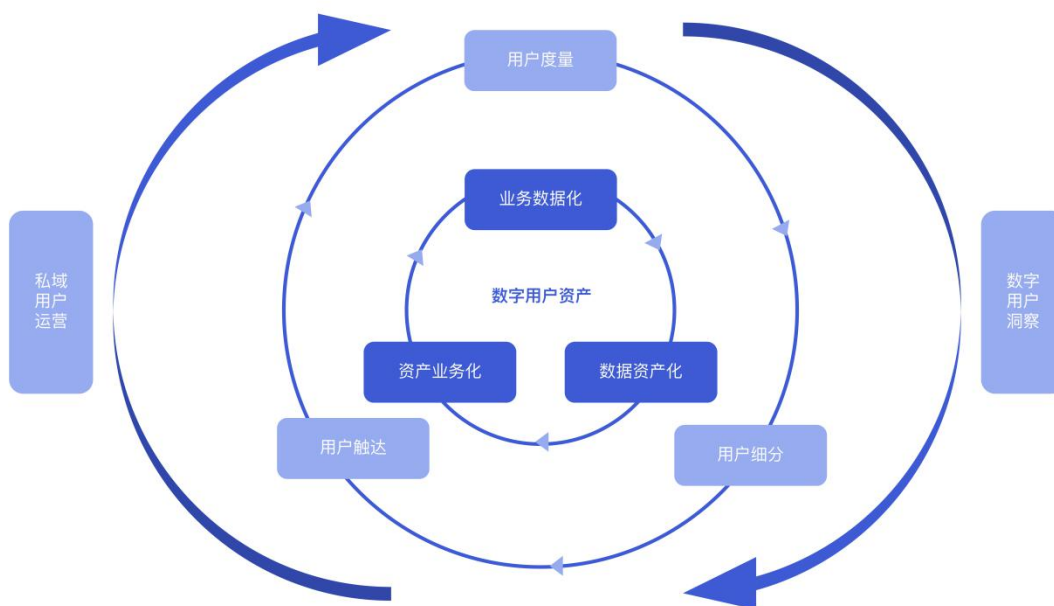


图 1-2 数字用户资产的三个阶段

- **阶段一：业务数据化。**这是当前绝大多数企业所处的阶段，企业只有在这个阶段与用户建立起全面的数字触点，并在这些数字触点之上进一步承载业务的发展，才能进化到下一个阶段；

- **阶段二：数据资产化。**在这个阶段的企业，能对不同用户，基于属性、习惯、场景等因素打上不同的标签，生成单个&群体用户画像，并能对用户进行精细运营、个性运营、精准运营；

- **阶段三：资产业务化。**将所有数字用户资产进行货币化，使资产能够通过某种形式来获利。例如，拼多多就是非常典型的将用户实现资产化的范例，拼多多的用户通过分享，可以买到最便宜的商品。

根据易观对国内行业的观察，目前国内走到数据资产化阶段的企业不超过3%，走到资产业务化阶段的企业更是凤毛麟角。对于企业而言，如何经营好数字用户资产，如何最大化每一份资产中的价值，仍然是当下的核心命题。

1.3 数据运营闭环：理数、收数、看数、用数

不管是狭义的数据运营岗位，还是广义的企业中每个岗位以及企业自身需要具备的数据运营能力，都需要科学的方法和系统的流程来落地数据运营。为此，易观方舟提出数据运营闭环（见图 1-3），包括理数、收数、看数、用数四个环节。

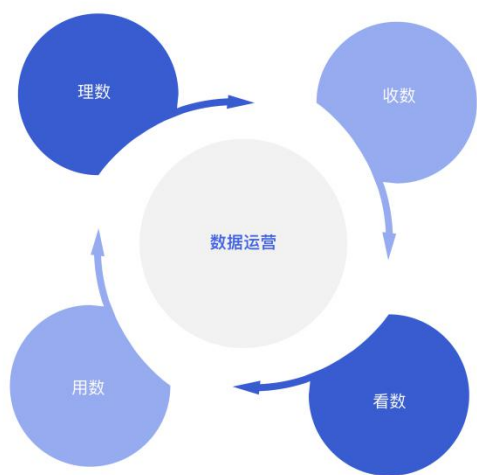


图 1-3 数据运营闭环

先通过“理数”梳理清楚目前业务所需的指标，并搭建数据指标体系，为高效“收数”做好准备。本电子书的第2章将系统介绍“理数”的四个步骤：梳理数据指标、明确北极星指标、定义指标口径、搭建指标体系。其中「OSM 模型+ARGO 模型+金字塔原则」指标体系搭建的整体框架，将带你系统搭建适用于具体业务场景的指标体系。

“收数”包括数据采集、数据存储与数据打通，该环节收数的好坏将直接决定

后两个环节能否正确进行。本电子书的第 3 章将系统介绍数据采集的原理，并总结目前主流的三种埋点方式：代码埋点、全埋点、可视化埋点，具体如何实现以及各自的优缺点。此外，还将带你梳理埋点需求、设计埋点方案。

“看数”主要指将数据可视化呈现，并通过搭建数据看报/报表，进行数据洞察和数据分析，为“用数”做好准备。本电子书的第 4 章，我们邀请到观远数据为大家以专业的视角阐述数据可视化的内容。此外，还将系统介绍数据分析的类型和方法，并分享常用的 11 大数据分析模型。

“用数”体现在企业各种经营活动的各个环节。本电子书的第 5 章将着重介绍数据驱动产品迭代、Workflow（自动化工作流）助力精细化运营、“量质转化点”提升用户留存，并在第 6 章以幸福西饼、蜜雪冰城、九阳胶囊豆浆机 Onecup 为案例，拆解其数据运营如何在企业内具体应用和发挥作用。

02

理数



2. 理数

2.1 梳理数据指标

指标又称度量，是量化衡量的标准。例如，衡量 APP 基础运营情况的指标有：活跃用户数、使用时长、打开次数等；衡量用户留存情况的指标有：次日留存率、留存用户数等。

我们可以将数据指标分为五大类：拉新指标、活跃指标、留存指标、转化指标、传播指标。

拉新指标

对任何一款产品来说，都不可避免地要经历从触达——下载——注册——用户的链路转化过程。在这个过程中，我们需要关注哪些拉新指标呢？

- **浏览量**：又称曝光量，指产品推广信息在朋友圈、搜索引擎、应用商店等渠道被用户浏览的次数。与浏览量相对应的是点击量，点击量与浏览量之比即为 CTR（ $CTR = \text{点击量} / \text{浏览量}$ ），CTR 常被广告平台用来评估广告质量；

- **下载量**：根据业务的不同，可能代表 APP 安装次数、资料下载数等，是衡量拉新效果的结果指标；

- **新增用户**：下载并不意味着就是用户，如果用户只下载并没有注册，那就是无效用户。每个产品对于用户的界定都不一样，大部分产品是将用户注册 APP 行为定义为新增用户；

- **获取成本**：用户获取必然涉及成本，而这是运营新手最容易忽略的。目前常见的成本计算方式有 CPM（Cost Per Mille，千人展现成本）、CPC（Cost Per Click，单次点击成本）、CPA（Cost Per Action，单次获客成本）。

活跃指标

在人口红利逐渐消退的情况下，相较于下载量和用户量，大家更关注你到底有多少活跃用户？

- **活跃用户数**：DAU（Daily Active Users）指日活跃用户数，一般指在 24 小时内活跃用户的总量；以此类推还有 WAU（Weekly Active Users，周活跃用户数）、MAU（Monthly Active Users，月活跃用户数）等指标；

- **活跃率**：活跃用户数衡量的是产品的市场体量，活跃率看的则是产品的健康；

- **在线时长**：不同产品类型的访问时长不同，一般情况下社交类产品长于工具类产品，内容产品长于金融理财产品；

- **启动次数**：该指标体现的是用户使用频率，日均启动次数越多说明用户对产品的依赖性越高，活跃度也就越好；

- **页面浏览量**：简称 PV（Page View），常见的 UV（Unique Visitor）则是指一定时间内访问网页的人数，用户在 1 个网页的访问请求即为 1PV，以此类推 10 个网页即为 10PV。

留存指标

如果说活跃数和活跃率衡量的是产品的市场体量和健康程度，那么用户留存衡量的则是产品是否能够可持续发展，对于早期产品来说其实更应该关注留存指标。

- **用户留存率**：留存率 = 留存用户数 / 总用户量；

- **用户流失率**：流失率在一定程度能预测产品的发展。假定产品某阶段有 10 万用户，月流失率为 20%，几个月后产品用户将流失殆尽。

转化指标

对运营而言，拉新、活跃和留存都只是手段，最终衡量工作业绩的是带来真正价值的用户数量。

- **GMV**: GMV 全称 Gross Merchandise Volume，即商品交易总额，是指一定时间段内商品的成交总额；

- **成交额**: 指的是用户付款的实际流水，是用户购买后的消费金额；

- **销售收入**: 指的是成交金额减去退款后的剩余金额；

- **付费用户量**: 在产品里边产生过交易行为的用户总量，同活跃用户一样，交易用户也可分为首单用户（第一次消费）、忠诚消费用户（持续购买的用户）、流失消费用户（流失后又回来的用户）等；

- **ARPU**: $ARPU \text{ (Average Revenue Per User, 每用户平均收入)} = \text{总收入} \div \text{收费用户数}$ ；

- **复购率**: 和新增用户一样，获取 1 个新付费用户的成本远远高于维护 1 个熟客的成本。复购率更多用在整体重复购买次数统计，即单位时间内消费 2 次以上的用户数占购买总用户数的比例。

传播指标

现在大多产品都会内嵌分享功能，对于内容型平台或者依赖传播做增长的产品，病毒式增长的传播指标衡量至关重要。

- **病毒 K 因子**: K 因子大于 1 时，每位用户至少能带来 1 个新用户，用户量像滚雪球般越变越大，最终实现自传播；

- **传播周期**: 指的是用户从传播到转化新用户所需要的时间，通常传播周期越短，意味着用户裂变传播的效果越好。

2.2 明确北极星指标

梳理完数据指标后，我们还需要找到最能指导业务增长的核心关键指标，即北极星指标。

- Facebook 以“月活跃用户数（MAU）”作为北极星指标，击败了当时以“注册用户数”作为北极星指标的美国社交网络巨头 MySpace，成为了目前世界上最大的社交平台；
- LinkedIn 为“优质的活跃用户数”制定了 4 个维度的标准，并将其定为全公司为之共同努力的北极星指标，成为了目前世界上最大的职场社交平台；
- Airbnb 以“总预定天数”作为北极星指标，不断优化房东与租房者之间的连接，成为了目前世界上最大的“酒店”……

看似一个小小的指标，正应了我们的一句古话“方向对了，就不怕路远”。再小的创业公司，只要方向对了，然后整个公司朝着一个共同目标共同努力，也能“摇身一变”成为世界级明星公司。

认识北极星指标

什么是北极星指标？北极星指标（NSM，North Star Metric），又被称为唯一重要指标（OMTM，One Metric That Matters）。北极星指标是衡量产品、业务成功与否的关键指标，它体现了产品试图解决的“用户需求与企业经营”之间的关系，是一经确定后企业所有人都需要为之共同努力的唯一重要指标。

在实际业务中，北极星指标的创建就是为了使组织对特定目标进行特殊关注。每个人都可以始终根据是否通过该指标来推动公司的发展来定义成功，而不必被日常事务或单个项目所困扰。正如 GrowthHackers 创始人&增长黑客之父 Sean Ellis 所说：“北极星指标是最能体现产品为客户提供核心价值的单一指标。我们应该用最大限度的努力来增长该指标，因为这是企业在整个客户群中实现可持续增长的关键”。

具体而言，北极星指标主要有以下 3 个核心作用：

- 使整个公司了解产品团队的行动，并令其与公司营收目标一致，综合内部资源集中进行推进，进而提升协作效率；
- 将产品团队的进展和效果传达给其他部门，获取更多支持，以加速战略产品计划，避免目标不同影响沟通效率；
- 最重要的是让产品团队对结果负责，真正制定可落地的产品行动策略，推进北极星指标达成。

企业的北极星指标一旦确定之后，它就会像“北极星”一样指引公司内的所有人，朝同一个方向迈进。因此，我们在选择北极星指标的时候要十分谨慎。例如，收入通常并不能特别说明公司的发展前景，而且可能很容易将其用于冲击短期增长，却带来了长期负面的影响，所以有时选择一个无收入的指标会更有益。

选择北极星指标的 3 个标准

那么，要如何在众多重要数据指标中找寻到北极星指标呢？以下有 3 大标准：

- **标准一：所选择的指标是否有助于业务发展**

电视剧《创业时代》演绎了中国移动互联网发展初期阶段，无论是语音通讯软件魔晶还是移动邮件应用狐邮的上线，为了满足各方的要求，都以应用商店的下载量作为对标的评价标准。

而下载量这个指标可能更像是一个虚荣指标，因为对很多移动 APP 来说，产品的实际活跃用户数要优于累计下载数，因为活跃数反映的是当期用户的实际情况，而下载量只能反映总体量，却无法清晰且有效地定义当前状况。

通过使用北极星指标作为业务发展进度的一致度量，可以根据每个活动是否在

推进北极星指标来衡量每个活动。如果一个项目、功能或计划不能改善北极星指标，则其价值必须被质疑，并且可能因缺乏与业务发展的相关性而被放弃。

• 标准二：所选择的指标是否能体现核心价值

对内容型产品而言，用户对于内容社区的参与度，比如内容消费数量和内容生产数量要优于产品注册用户数，因为只有内容消费和内容生产才能确切反映：产品是否为用户提供了核心价值？用户是否愿意花更多时间在社区上？

例如，对于问答社区知乎或者百度知道来说，单纯关注用户注册数或者活跃用户数，并不能反映平台内容的丰富程度及用户使用粘性，所以将问题回答数作为关键指标更能体现产品价值。

• 标准三：所选择的指标是否具备可操作性

定量指标优于定性指标。就制定产品指标而言，如果是提升产品体验，则不够具体，团队内每个人的理解可能都不一样；如果是产品使用时长至 15 分钟的人数，就非常具体了，每个人都清楚最终的目标是多少。

在具体的操作性层面，我们可以将这个指标拆解成 4 个具体维度：**（1）简单**：可以是具体数字；**（2）即时**：业务部门能够实时看到数据更新；**（3）可行动**：具体可执行的，或者说能够改善的；**（4）可比较**：支持纵向和过去对比，横向和竞对比较。

从以上可以看到，北极星指标与运营策略之间的匹配尤为重要。一般情况下，先导性指标（预测未来）要优于后验性指标（解释过去）。如果你想用自己的北极星指标来衡量产品成功与否，但北极星指标并不能够体现用户使用产品的真正价值，那就极有可能变成虚荣性指标。这时候选择的运营策略就会优化“错误的指标”，最终导致错误的结果。

| 北极星指标应用案例

北极星指标通常会精简为一个可衡量的数字，但它会随着产品的发展阶段而改变。以用户生命周期为例，早期产品较为靠前，会更重视新增用户数和注册用户数；成熟产品较为靠后，会更偏向活跃用户数和转化用户数。

不同行业和领域，北极星指标的确立也会有很大的差异。例如，对于订阅式收费的 SaaS 行业来说，可能会有已经是付费客户但已经停止使用产品的情况。在这种情况下，使用“每周活跃用户”而不是“每月经常性收入（Monthly Recurring Revenue）”，这将确保 SaaS 企业专注于用户参与度，这会比营收领先一步。像硅谷知名的独角兽数据分析企业 Amplitude 的北极星指标，就是“每周至少运行一次查询的用户数”，即 Weekly Querying Users（WQUs）。

例如，对于互联网社交平台而言，活跃用户数显得尤为重要。像 LinkedIn 的北极星指标就是“活跃的优质用户”，并对该指标的定义分成 4 个维度：（1）**资料完整度**，每完成一项用户资料就会加几分；（2）**好友数**，职场好友数达到 30 人，是活跃度的一个拐点；（3）**可触达**，猎头是否可以直接联系到你；（4）**保持活跃**，一段时间内登录使用过多少次。

为了帮助大家更好的找到属于自己的北极星指标，我们罗列了一些国内外知名企业的北极星指标（见图 2-1），供大家参考：

案例	商业模式	核心价值	北极星指标
抖音	短视频	分享美好生活	日使用时长
知乎	问答社区	传播知识	问题回答数量
Airbnb	在线租房	连接租房者和房东	总的预定天数
亚马逊	电商	更便捷、便宜的网上购物	总销售额
Facebook	社交	快速又简单的社交	月活跃用户数（MAU）
LinkedIn	社交	职场社交	优质的活跃用户数
Amplitude	企业级SaaS	数据分析	每周至少运行一次查询的用户数（WQUs）

图 2-1 国内外知名企业的北极星指标

公司内可能有各种各样的核心指标，但北极星指标只有一个，应该适当聚焦做减法。当然，没有最好的指标只有更好的指标，北极星指标的确立也是一个逐渐优化的过程。

2.3 定义指标口径

在明确了北极星指标后，还有一项非常重要的工作——定义数据指标口径。

都说“数据指标口径是一个任人打扮的小姑娘”，我们都习惯于往有利于自己的模样“打扮”。像 GMV 这一指标，我们可以根据不同的统计口径，得到不同的统计数据。

- 阿里巴巴对 GMV 的定义是“所有已确认的订单”。与常规理解不同，阿里巴巴的“已确认”包括了销售额、取消订单金额、拒收订单金额和退货订单金额；
- 京东对 GMV 的定义是，京东集团线上自营业务和第三方平台所有产品和服务订单的全部订单金额。且无论该商品是否完成销售，投递或者被退回。

在数据运营的过程中，我们如果没有统一的工具（例如易观方舟，[点此可免费体验](#)）管理数据指标口径，往往会出现以下问题：

- 在不同的数据报表中，出现定义一致但名称不一样的数据指标；
- 在相同的数据报表中，出现定义不一致但名称一样的数据指标。

这将对我们跨部门协同开展运营工作、达成运营目标带来一定的困扰。如果在需求上线前事先没有做好数据指标口径的定义，就会导致某些数据对不上，给测试、技术等人员带去一定程度返工，大大降低工作效率。

例如，对于一个企业来说，活跃用户往往反映了产品的用户规模、所处发展阶段，通过活跃用户可以快速定位产品人群，为后续拉新、促活做充分准备。我们在衡量用户活跃时，常用的指标有每日活跃用户数（Daily Active User）、每周活跃

用户数（Weekly Active User）、每月活跃用户数（Monthly Active User），分别指每日/周/月访问产品的不同用户数。

但活跃用户数这个数据指标口径的定义，由于所处的行业、不同的业务等因素，很多企业会根据自身特点对活跃用户数有不同的定义，例如：

- 每日登录用户数（过滤掉匿名用户）即为活跃用户数；
- 每日在线时长超过 5 分钟的用户数（过滤掉低质量用户）即为活跃用户数；
- 每日访问页面超过 5 个的用户数（过滤掉低质量用户）即为活跃用户数。

因此，数据指标口径的定义应该尽量做到明确、清晰、易懂，并需要逐步迭代建立起一套完整的数据指标口径字典，下发到各个协作部门，确保对数据指标的认知达成一致，避免在运营过程中出现歧义。

2.4 搭建指标体系：OSM 模型+ARGO 模型+金字塔原则

一套好的指标体系能够实时监控运营过程中发生的正负反馈变化，并能迅速定位问题所在，还能一定程度上指导我们解决问题。但就像天下没有两片相同的叶子，也没有完全相同的两套指标体系。产品类型不同、产品发展阶段不同、运营团队思考方式不同等，都会导致搭建的指标体系有所差异。

不过，指标体系搭建的基本思路和方法是有迹可循的。易观方舟结合服务过上百家客户的经验，总结出搭建指标体系的「OSM 模型+ARGO 模型+金字塔模型」整体框架（见图 2-2），希望能够帮助大家系统搭建适合自身业务的指标体系。



图 2-2 搭建指标体系搭建的整体框架

OSM 模型：确定指标体系的“骨架”

OSM 模型由目标（Objective）、策略（Strategy）、度量（Measurement）组成，通过将宏大的运营目标逐一拆解，对应到可落地的运营策略和可度量的运营动作上，从而确保我们梳理指标时不会偏离“主航道”。

• 定义目标

目标可能是整个企业、某条产品线、或者某个运营小组的运营目标，其在不同的行业领域以及公司或产品的不同发展阶段都是不一样的，需要我们结合自身的实际情况，定义目标。

一般情况下，运营目标与核心 KPI 息息相关。例如：电商平台的目的是让用户在平台上完成更多交易，那么平台运营负责人的目标就可能是提高 GMV；ToB 企业服务类网站希望可以获得更多的注册线索，那么网站运营的目标就可能是提高注册试用量；银行类 APP 希望可以让更多用户来购买理财产品，那么 APP 运营的目标就可能是提高理财产品的购买总金额。

• 确定策略

通过定义目标了解整个运营大方向后，我们便可以根据过往的经验、市场调研等制定达成运营目标所需要的策略。

例如，电商平台运营负责人的目标是提高 GMV。按照 $GMV = \text{支付用户数} \times \text{每笔单价} \times \text{用户购买频次}$ 的计算公式（注：GMV 的公式根据行业可能有所不同，需结合自身业务计算），其提升策略可能就会有：针对提升支付用户数的策略——对新注册用户进行 9.9 元限时特价活动、针对提升每笔单价的策略——进行商品组合销售、针对提升用户购买频次的策略——节假日进行优惠券营销。

• 明确度量

策略制定后，如何衡量策略执行的效果？如何反映该策略是否有助于目标达成？这就需要用到度量。

例如，通过商品组合销售策略，需要将每笔单价提升至 1000 元。这个将每笔单价提升至 1000 元就是该策略的度量。我们所制定的每一个策略都需要匹配相应的度量指标。

综上，我们便可以根据 OSM 模型，形成指标体系初步的“骨架”（见图 2-3）。

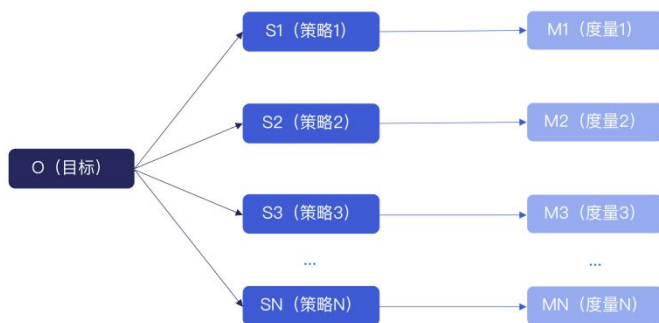


图 2-3 OSM 模型示意图

ARGO 模型：填充指标体系的“血肉”

ARGO 模型（见图 2-4）由易观方舟基于“留量”时代提出，为解决用户运营的具体业务挑战而设计，帮助企业围绕用户全生命周期，更系统地制定运营目标及对应策略。

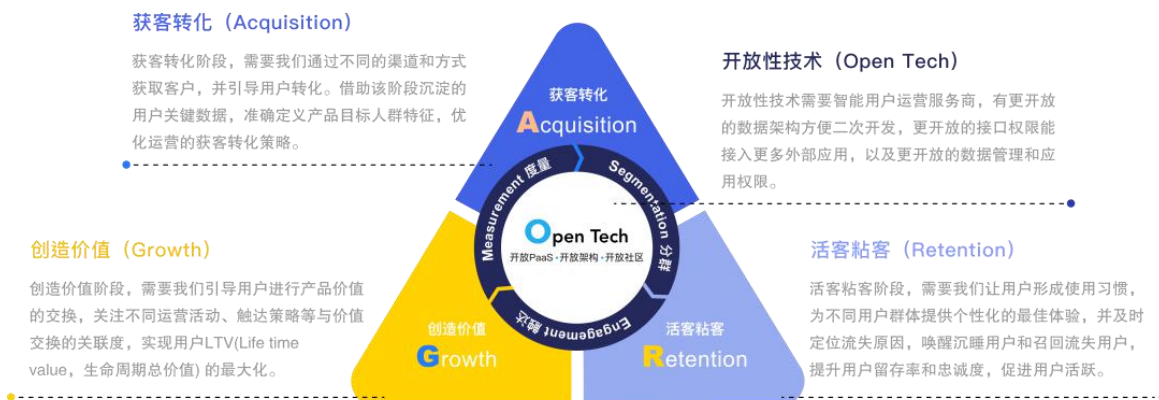


图 2-4 ARGO 模型

根据 ARGO 模型，我们可以分别从用户视角和企业视角（见图 2-5），进行运营目标和运营策略的设计，从而避免根据 OSM 模型梳理指标体系时有所遗漏。



图 2-5 用户视角和企业视角的 ARGO 模型图

(1) 用户视角

当用户从欢迎页到传播分享，会经历一个完整的用户全生命周期（见图 2-6）。



图 2-6 基于 ARGO 模型的用户全生命周期

虽然我们在运营过程中都希望用户尽可能参与到运营中来，也希望用户尽可能多次回访到产品中去。但并不是所有用户都会经历完整的用户全生命周期，因为在任意一个环节用户都可能会流失。

但无论是什么类型的产品，都有一组典型的用户全生命周期，即从潜在用户（潜客）、新增用户（新客）、活跃用户（活客）、成熟用户（老客）、衰退用户（怨客）、沉默用户（睡客）、流失用户（死客）的全过程。

以新增用户为例，这时用户处在刚与产品接触的阶段，即包括从外部的流量渠道到达网站、APP、小程序等的全部用户数量，多用于新用户获取阶段，表示可以转化成用户的最大值。如果是网站就与 UV 相关，如果是 APP 就与启动相关。

提升新增用户量，是我们在这个用户生命周期阶段的主要目标。在这个阶段，我们通常需要知道固定时间内到达产品的访客构成。这时候就会涉及到流量渠道，了解不同渠道的用户构成状态有助于我们进行渠道优化、改善访客质量。

（2）企业视角

企业视角对应业务成长的需求，可以分为以下三个阶段（见图 2-7）：



图 2-7 基于 ARGO 模型的企业业务成长需求

• **获客转化阶段**，需要通过不同的渠道和方式获取客户，并引导用户转化。借助该阶段沉淀的用户关键数据，准确定义产品目标人群特征，优化运营的获客转化策略；

• **活客粘客阶段**，需要我们让用户形成使用习惯，为不同用户群体提供个性化的最佳体验，并及时定位流失原因，唤醒沉睡用户和召回流失用户，提升用户留存率和忠诚度，促进用户活跃；

• **创造价值阶段**，需要我们引导用户进行产品价值交换，关注不同运营活动、触达策略等与价值交换的关联度，实现用户 LTV（Life Time Value，生命周期总价值）的最大化。

根据用户视角或者企业视角系统梳理运营目标后，就可以开始寻找不同场景下用户与我们的接触点，然后通过数据分析找到每个接触点上的待优化点。这些待优化点就可以作为我们 OSM 模型中的策略。

例如，用户进入欢迎页时、进行注册时、开展新手任务时，与我们的接触点分别是产品欢迎页面、产品注册页面、新手任务引导流程页面。通过数据分析发现注册页面的转化率偏低，那么我们就需要针对注册转化提升制定相应的策略。

由此，不难发现，ARGO 模型是在 OSM 模型搭建好指标体系初步的“骨架”后，用来填充指标体系的“血肉”，可以让整个指标体系更丰富。

如下图所示，以企业视角为例，将 ARGO 模型与 OSM 模型相结合（见图 2-8），就可以帮助我们校准目标是否与用户全生命周期的每个阶段相匹配，以及检验策略是否覆盖了用户全生命周期、有无遗漏。

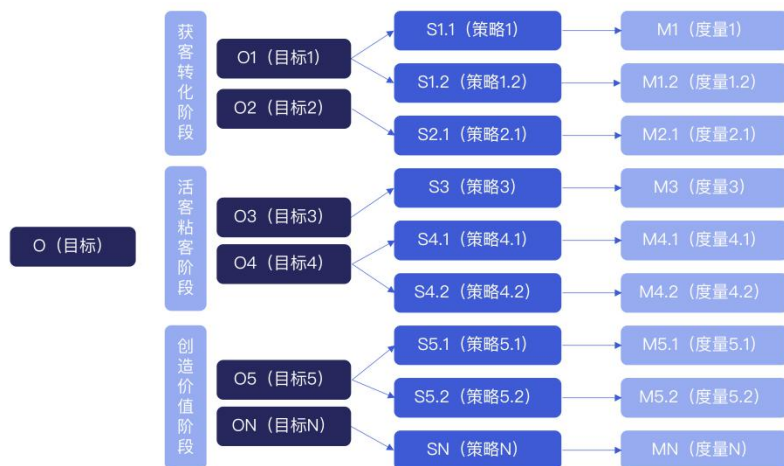


图 2-8 基于 ARGO 模型和 OSM 模型的企业指标体系搭建

金字塔原则：打通指标体系的“经脉”

金字塔原则源于世界级领先的管理咨询公司麦肯锡，通常被用来结构化写作过程。但其层次性、框架性、系统性的思考方式，也同样可以帮助我们梳理指标体系。

在易观方舟服务客户的过程中，我们发现光有 OSM 模型确定指标体系「大的框架」，ARGO 模型帮助填充指标体系「小的细节」，往往是不够的。还需要用金字塔原则整体梳理，让整个指标体系具有上层概括下层、同层独立穷尽的逻辑自洽性。

(1) 上层概括下层

通过 OSM 模型和 ARGO 模型搭建的指标体系一般包含第一关键指标、一级指标、二级指标等层级关系（见图 2-9）。在层级关系上，上一层的指标要能概括下一层级的指标。

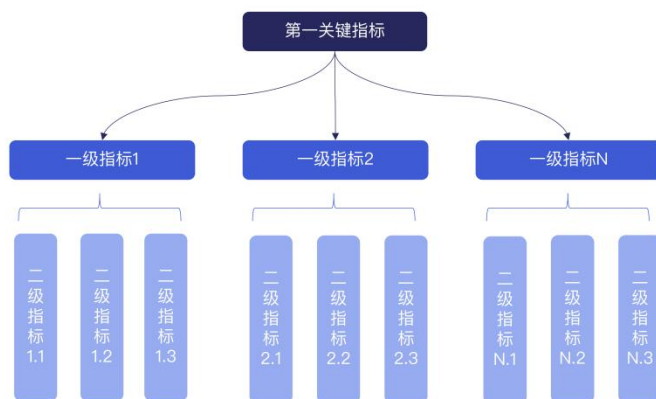


图 2-9 指标体系上下层关系图

• 第一关键指标

第一关键指标又称北极星指标，当我们开始对一款产品（网站、APP、小程序、智能硬件等）进行运营时，会涉及到很多指标，但只有一个最重要的核心指标才能被称为第一关键指标。

第一关键指标的特点就是与目标直接相关，我们的工作围绕着推动第一关键指标的数据变化而展开，这些数据变化也会帮助我们达成目标。例如网站每天的新注册用户数量，是与我们的目标实现新用户获取息息相关的，就可以将注册用户数作为其第一关键指标。

需要注意的是，第一关键指标虽然是最重要的，但也并不是唯一的，比如电商网站，我们关注订单量的同时也需关注新用户注册量；而且第一关键指标也不是恒定的，会随着业务变化而改变，比如产品早期最关注的是拉新，当积累了大量用户后要提高对用户留存的关注程度，这时候第一关键指标可能是周用户活跃（WAU）或月用户活跃（MAU）。

如何判断一个指标是不是第一关键指标？有一条判断标准就是：如果我们改善

这个指标，产品的长期业绩是否被提高？

• 一级指标

一级指标是指对第一关键指标有直接贡献的，且与目标方向一致的系列指标。第一关键指标要能概括所有的一级指标。

例如，企业服务网站的第一关键指标是注册数量。那么，一级指标就可能是表单页到访客数量，因为提高表单页访客数量可以直接提高最终的注册数量；一级指标也可能是表单页访客到注册成功的转化率，因为提高表单页访客到注册成功的转化率可以直接提高注册数量。

• 二级指标

二级指标是指对一级指标有直接贡献的，且与目标方向一致的系列指标。一级指标要能概括属于自己分支的所有二级指标。

例如，企业服务网站的一级指标是表单页访客到注册成功的转化率，二级指标就可能是第一个字段完成验证的次数。因为在同样的访客数量情况下，第一个字段完成得越多，表单页访客到注册成功的转化率就越高。

我们可以制定多层级的指标体系，但最好还是尽可能精简。根据易观方舟服务客户的经验，指标体系层级最好控制在 3-5 层。

简约可控的指标体系可以让我们聚焦精力在更重要的策略执行上。需要强调的一点是：制定的每一级指标体系都是要对其上一级指标有直接贡献的。

（2）同层独立穷尽

在指标体系中，除了不同层上需要满足上层概括下层外，同层上还需要满足独立穷尽，又称 MECE 原则。MECE 原则要求处在同一层级的指标互相之间完全独立（Mutually Exclusive）且互相穷尽（Collectively Exhaustive）。

以处在同层的二级指标 1.1、二级指标 1.2、二级指标 1.3 为例（见图 2-10）。图左就是符合 MECE 原则的，图中和图右就不符合，但却是我们在梳理同层指标中比较容易犯的错误。

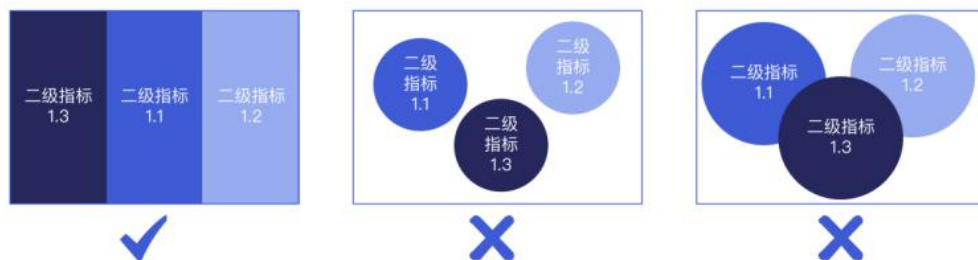


图 2-10 指标体系同层关系图

通过 MECE 原则梳理过的指标体系，往往能够快速定位运营过程中出现的问题。

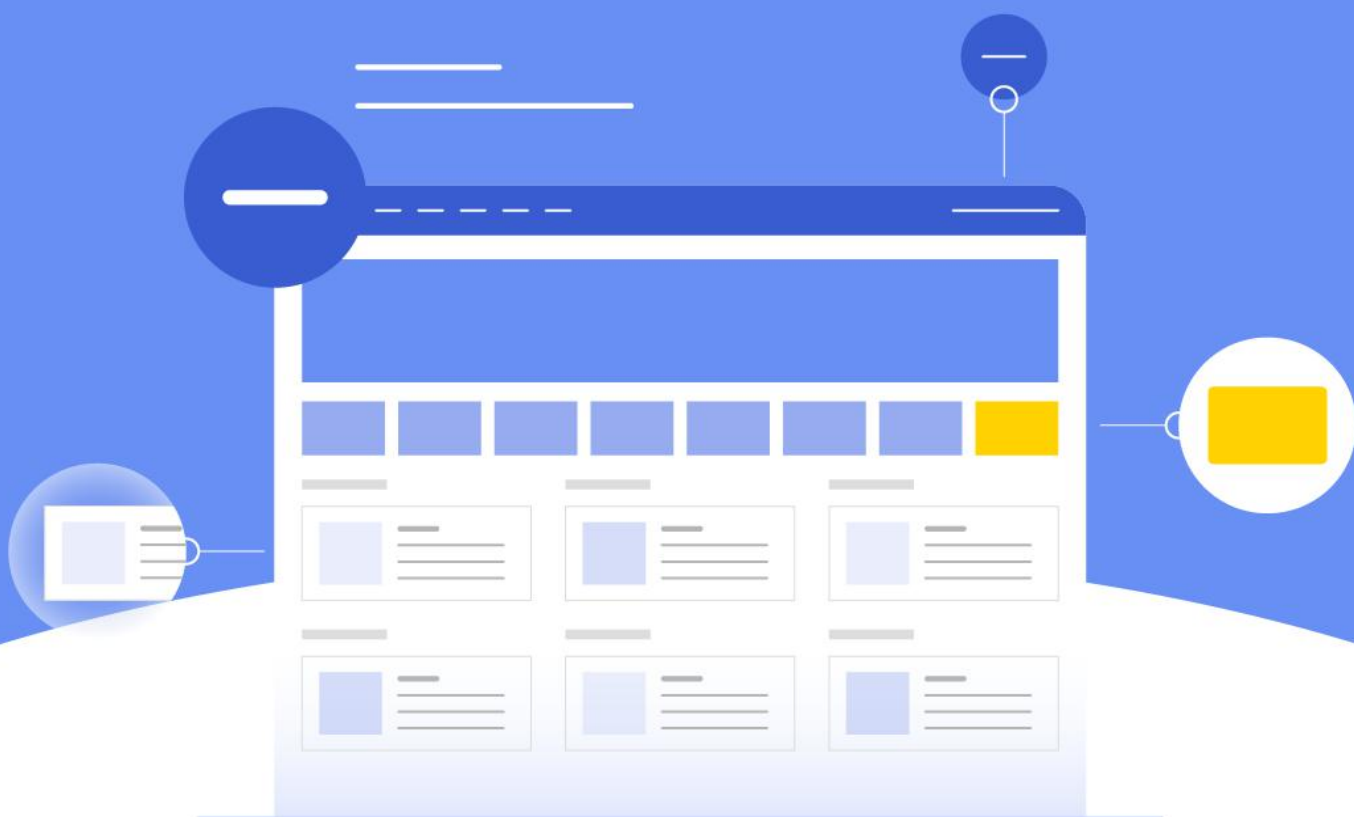
综上，通过搭建指标体系的「OSM 模型+ARGO 模型+金字塔原则」整体框架（见图 2-11），我们便可以快速地搭建起一套适合自身业务的指标体系。



图 2-11 指标体系整体框架

03

收数



3.收数

3.1 埋点采集数据

说到“收数”便离不开数据采集，说到数据采集便离不开埋点。埋点是指在应用的特定流程中，通过技术手段收集用户发生的行为信息，从而通过后续分析手段还原用户场景，以指导产品功能改进、验证客户服务质量等。

针对目前移动互联网时代的应用，从用户行为的形式划分，常见的有：浏览页面、点击按钮、手势滑动、长按等；或从功能划分，常见的有：验证行为、交易行为、加入清单、搜索等功能行为。

针对不同行为的埋点采集，从埋点在应用中的位置也可以分成客户端埋点、服务端埋点等；从实现手段上划分，可分为：代码埋点、全埋点、可视化埋点等（见图 3-1）。

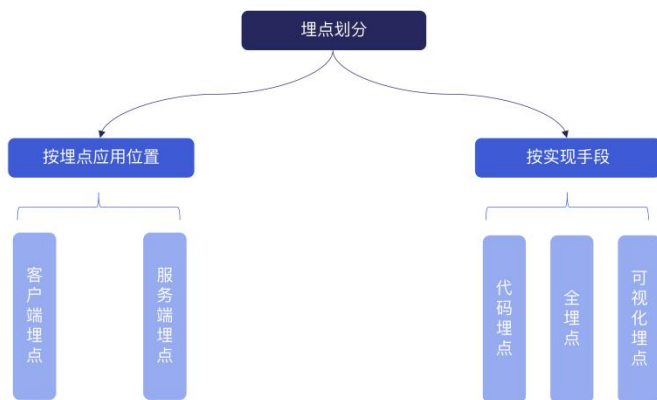


图 3-1 不同埋点方式划分

互联网产品在研发时往往不会专门记录用户身份和行为数据，也不会包含专业的数据分析功能。但有时为了分析用户产生某些动作或不产生某些动作的深层原

因，就需要详细的用户数据进行分析。这个时候就需要用到专业的用户分析工具以及埋点（例如易观方舟，[点此免费体验](#)）。

数据获取是任何一个数据平台的起始动作。对于互联网产品来说，用户行为的捕捉及获取是重中之重。如果没有准确、全面的用户身份和行为数据作为输入，在后续分析中得到准确洞察结果就会存在不确定性，营销闭环也会缺少过程数据依据，精细化运营更难以开展。

埋点原理

对基于用户行为的数据平台来说，发生在用户界面的，能获取用户信息的触点就是用户数据的直接来源，而建立这些触点的方式就是埋点。当这些触点获取到用户行为、身份数据后，会通过网络传输到服务器端进行后续处理。

埋点从准确性角度考虑，分为客户端埋点和服务端埋点。

- **客户端埋点**，即客户操作界面中，在客户产生动作时对用户行为进行记录，这些行为只会在客户端发生，不会传输到服务器端；
- **服务端埋点**，通常是在程序和数据库交互的界面进行埋点，这时的埋点会更准确地记录数据的改变，同时也会减小由于网络传输等原因而带来的不确定性风险。

从分析的角度出发，数据越准确、越全面就越能达到理想状态；但在实际生产过程中却不得不考虑数据获取可行性等问题。

由于数据分析工具的最终用户可能是企业内部的各种角色，如工程师、产品运营、市场甚至其他业务人员；大家会在不同时间、不同产品模块，以不同规则向产品中注入自己关心的采集代码。遵循传统方式，常见工作流程如下（见图 3-2）：

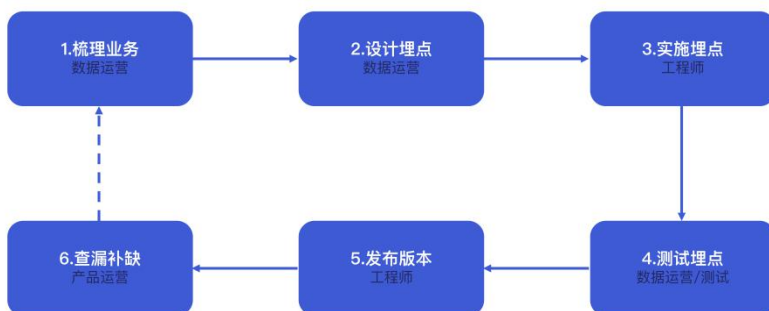


图 3-2 埋点常见工作流程

团队内部还会使用 Excel 表格来搜集各个团队的埋点需求，然后再交给工程师。实际上，即使是赫赫有名的数据分析服务商 Mixpanel，在很长一段时间内也只能将这种工作流程作为所建议的最佳实践，甚至不得不花篇幅在文档中心提供了几种不同风格的文档，以此帮助大家熟悉这种工作流程。

传统埋点的不足

一遍又一遍的迭代，使行为采集和埋点管理这两个动作构成了上图中的工作流闭环，但这个闭环却存在几个明显的弊端。因此，在实际工作中传统埋点存在很多不足之处，例如：

- 人力成本增加，即需要投入对业务和技术都具备一定专业水平的人专门负责；
- 沟通成本增加，即前期需要同多方协作；
- 犯错成本增加，即发现错漏无法快速事后补救；
- 管理成本增加高，即跨版本后，废点会造成代码垃圾也会影响性能。

实际工作过程中，部分企业一方面强调数据获取的重要性，另一方面却依然没有真正把重心投入进来。对行业从业者来说，数据获取及管理，从来不是一个做到

某种程度就够用的问题，而是只要数据业务还在发展就要不断通过自行迭代去探索更好的获取及管理方式。

今天，企业在数据采集上面临的主要业务挑战有：（1）缺乏专业数据采集工具，自研难度、成本高、易用性不够；（2）缺乏数据采集经验，数据采集覆盖面不全、粒度无法满足自身业务要求；（3）数据获取实时性不够，数据采集到业务可用的时效不确定，多端数据采集不规范；（4）缺乏统一的数据管理与数据加密方案，数据维护成本高。

作为新一代的用户行为数据分析工具，易观方舟智能用户运营平台支持自定义多维度、实时用户分析以及全端数据采集。全端用户行为数据采集能力，是易观方舟区别于前两代用户行为数据分析工具的重要差异。

针对目前企业在数据采集上的困境，易观方舟智能用户运营平台的数据采集（见图 3-3）实现了：（1）一键式接入，可视化埋点、全埋点、0 成本完成全域数据采集；（2）22 种 SDK 明细粒度数据采集，支持属性可配置；（3）通用数据模型，数据采集即可用，迈出用户数据治理第一步；（4）上报数据支持默认加密与自定义加密，让企业数据更安全。



图 3-3 易观方舟客户端 SDK 和服务端 SDK

3.2 主流埋点方式：代码埋点、全埋点和可视化埋点

在了解传统埋点方式的不足之后，我们将给大家详细介绍市面上 3 种主流的埋点：代码埋点、全埋点和可视化埋点。下面，将围绕不同埋点方式的优缺点及其适用常见场景进行展开。

代码埋点

代码埋点（见图 3-4）是帮助工程师了解用户是如何使用产品的经典埋点方式。因为是工程师人工将埋点结合到代码逻辑中，理论上只要是客户端操作，就算是再复杂也能采集得到。

常见的如：页面停留时间，页面浏览深度，视频播放时长，用户鼠标轨迹，表单停留及终止等。尤其是一些非点击的、不可视的行为，非代码埋点实现不可。



图 3-4 代码埋点的优缺点

所以如果我们需要对埋点有更加精准的控制力，那么代码埋点是最好的选择。当然弊端也很明显，前文描述的那些苦恼几乎全是代码埋点相关的，例如数据采集周期长、人力成本高等。

全埋点

全埋点，一些国内团队也称“无埋点”、“无痕埋点”、“自动埋点”，是一种对全自动埋点方式的探索。从名字来看，这仿佛是个一劳永逸的解决方案。那到底什么是全埋点呢？

要了解全埋点，就得先从客户端埋点说起。客户端埋点一般分为访问级、页面级、页内行为级：

- 当用户访问一个网站或启动一个移动应用时，几乎所有厂商都会自动采集上报用户的访问；
- 当用户访问不同页面时，有一部分厂商就会选择不默认自动采集，而将其作为一个选项交给用户；
- 针对用户在某一个页面内详细的操作行为，只有极少数厂商支持自动采集上报。

实现了后两种自动采集的厂商，通常会说自己是全埋点。但页内行为级的采集还可以进一步探讨其采集范围。最常见的就是自动采集可交互元素和自动采集所有元素的差别：

- 可交互元素包含：链接、表单项（如按钮、输入框等）、HTML 的对象级元素等；
- 不可交互元素很多，绝大多数的页面元素都属于此类。

由于很多网页和移动应用中的界面都不是标准元素，所以很多看似可交互的元素实际上也都是无法自动采集上报的。那么，全埋点有哪些优点呢（见图 3-5）？



图 3-5 全埋点的优缺点

首先，全埋点会自动采集非常多的数据，而且未来在使用数据的时候可以直接从数据库中查询，不会面临“我想看的时候因为没有埋点采集而获取不到”的情况。这是非常受分析师喜爱的方式，因此经常会听到“能采集就尽量都采集，后续分析总能用得到”的说法。

其次，埋点是比较耗时的工作，需要业务方提供方案，工程师进行埋点，测试团队进行测试。而由于实际工作中埋点数量比较多，每次发布新功能或新活动都需要新的埋点，所以埋点不但费时，而且错误率也难以控制。

有了全埋点，数据用不用都先收回来，而且由于都是程序自动完成，业务人员想要 A 而工程师埋成 B 这种错误也几乎不存在。

然而任何事物都有其两面性。

第一，全埋点的“全”并非真的全部。基本的电脑浏览器和移动应用页面内常见的用户操作包括鼠标行为、键盘行为和手指行为。例如网页端常见的鼠标点击、鼠标滑动、屏幕滚动、键盘录入、光标选取甚至静止等；移动端除了类似点击的按下，还有多指开合、拉动、用力按下等。这些操作并不会都被“埋点”，能埋点的通常仅限点击或者按下，这显然是远远不够的，甚至我们都不能称之为全埋点。

第二，全埋点的“全”以采集上报的数据量为代价，随着数据量上升导致客户端崩溃的概率也会上升。尤其是移动端，更多的数据量意味着更多的电量、流量和内存消耗。从这个角度来看，现阶段能做到真正的“全”也很难。

第三，即使全部行为数据可以被接收回来，具体分析时二次梳理和加工也无法避免，甚至痛苦。因为机器在采集时无法按照我们想要的方式对全部事件进行有意义的命名，甚至无法保证采集上来的事件都是正确的。于是前期埋点时节省下来的人力成本，这个时候又都搭进去了。

第四，现阶段全埋点对于用户身份信息和行为附带的属性信息也几乎无能为力。

那么这个功能到底是我需要的吗？这其实是个度的问题。关于这个问题，需要结合实际情况，如果你更需要随机探索过去点击行为趋势，那么这个功能就合适，否则还有更好的选择。

可视化埋点

代码埋点的缺点对于网站来说还好，但对于移动应用来讲无疑是极其低效的。为了解决这个问题，在一部分厂商选择全埋点的同时也有大量厂商选择了一种所见

即所得的埋点道路，即可可视化埋点。

可视化埋点（见图 3-6），通常是指用户通过设备连接用户行为分析工具的数据接入管理界面，对可交互且交互后有效果的页面元素（如：图片、按钮、链接等），直接在界面上进行操作实现数据埋点，下发采集代码生效回数的埋点方式。这种方式所见即所得，跳过代码部署、测试验证和发版过程，极大提升生产力。



图 3-6 可视化埋点的优缺点

可视化埋点的好处是可以直接在网站或移动应用的真实界面上操作埋点，而且埋点之后立即可以验证埋点是否正确。此外，将埋点部署到所有客户端也是几乎实时生效的。

因为可视化埋点的这些好处，分析的需求方、业务人员等没有权限触碰代码或者不懂得编程的人都可以非常低门槛地获取到用于分析的数据，可谓是埋点的一大进步。

可视化埋点的部署原理也很简单。支持可视化埋点的 SDK 会在被监测的网站或移动应用被访问时向服务器校验是否有新的埋点，如果发现更新的埋点，则会从服务器下载并且立即生效。这样就能确保服务器收到最新的埋点后，所有客户端都能在下一次访问时得到部署了。

易观方舟可视化埋点技术（见图 3-7）不仅能感知事件，即在定位埋点目标

时能使用位置、属性等方式精确定位到事件触发元素；还能获取事件属性，即能灵活地获取与该事件相关的信息；还能多环境支持，例如安卓/iOS/JS 等平台、原生页面/Hybrid 模式（App 内嵌入网页的）、以及 mPaaS/React Native 等架构。

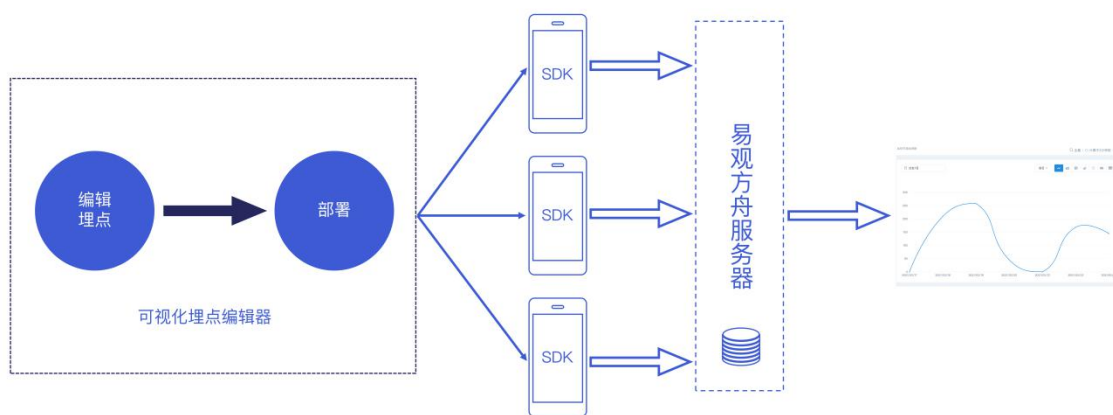


图 3-7 易观方舟可视化埋点流程

可视化埋点和全埋点对埋点和分析有着全然不同的追求：

- 可视化埋点的理念是提升原工作流程的效率——依然要梳理需求、设计埋点；
- 全埋点则是将工作流都进行了简化——反正数据会被采集回来，这两步的必要性就容易被忽视。

这里不能说孰优孰劣，因为事先严谨的计划和事后发散的探索都是分析中的不同角度。况且这两种埋点也完全不是排他的，可以同时使用。

但不可否认的是，可视化埋点局限性也很多：

第一，可视化埋点也只是针对点击可见元素的，其中可见元素最常见的就是点击行为了。对于点击操作的埋点也确实是目前可视化埋点的主攻点。但从实际情况看，复杂页面、不标准页面、动态页面都会给可视化埋点增加不可用的风险，一旦遇到就只能代码埋点。

第二，对于点击操作附带的业务属性，虽然也可通过进一步选取属性所在元素来获取属性信息，但国内除了易观方舟外，其他厂商支持得好的就比较少了。

第三，为了确保埋点准确性，可视化埋点也逐步整合了更为复杂的高级设置，例如：“同页面”、“同版本”、“同层级”、“同文本”等。但加上了这些复杂设置的可视化埋点，还是那个为提效而生的可视化埋点吗？

至于如何选择不同类型的埋点，易观方舟总结出一张“埋点对比表”（见图 3-8），通过对比这三类埋点的优缺点，并结合自身的业务需求，即可选择最适合的埋点方式。

	耗时	数据量	精准度	非页面埋点	发版	人力成本	回溯	灵活性
代码埋点	长	小	准	支持	需要	高	不支持	高
全埋点	短	大	较准	不支持	不需要	低	支持	低
可视化埋点	短	小	较准	不支持	不需要	低	不支持	较高

图 3-8 埋点对比表

例如，当业务需要特别高的精度，不能有出错的空间，但对时间要求不是很严格，就可以采用代码埋点。

例如，数据采集需求不要求特别高的精度，比如说有 10000 条数据，我们能够容忍 1%-2%的差错，而且我们还想知道历史数据的话，就可以采用全埋点。

例如，想知道更多的属性和信息，但不想通过代码埋点，且希望能马上生效，那么就可以采用可视化埋点。

通过这张“埋点对比表”，可以帮助大家更快地根据自身业务的具体需求采用更合适的埋点方式，进一步再结合易观方舟的数据采集能力，即可更方便、更快捷、更准确地获取数据。

3.3 梳理埋点需求

需求梳理是对需要实现的数据采集目标进行整理。这里描述的需求，特指在涉及数据分析业务中所需要实现目标的整理。需求梳理是数据基础建设过程中的关键步骤，是指导数据采集方案以及验证最终数据建设结果的参考性文档，缺乏良好需求梳理的数据采集方案容易漫无目的，也难以验证。

需求梳理对于数据基础建设的重要性有以下 3 点：

第一，为数据建设确立目标。这里我们要思考数据建设是为哪些部分服务的，最终需要为各部门实现哪些目的。通常，不同的业务部门对数据分析的诉求不同，故需求也有所不同。在实践中，建议有数据分析需求的部门均按照本部门的需求先进行梳理后，再提供给数据建设的设计者。这样才能设计出兼容各部门需求，同时又兼顾全局的采集方案。

第二，分析需求是否可实现。有时候，部分需求可能利用目前的工具、技术手段暂时没法实现，需要在需求阶段由有经验的设计者进行判断，明确大家对可实现目标的一致性。

第三，支持需求排期计划。数据建设是一个随着应用版本迭代而不断进化的过程，不同的产品阶段需要进行不同深度的数据分析。所以在整理需求后，可实现对需求进行优先级评估，实现对需求实现的排期计划。

需求梳理在企业内部一般由统一的管理人进行收集，需要对各部门的相关需求

最终以数据指标的形式进行展示。

需求的 SMART 要素

在进行需求梳理之前，我们需要对需求做要素的衡量，即衡量需求的 SMART 要素。

第一个要素：具体（Specific）。这是指每一个需求都必须是具体的，比如希望查看用户的 DAU、想了解用户注册转化率等，这都是非常明确的需求。然而如果用户需要一个指标体系，或希望提升业务增长，那这些需求就不具体且无法衡量了。

第二个要素：可衡量（Measurable）。目标没有衡量就没有意义，在这里我们更多的是衡量是否能在工具中以某种形式实现。例如，以配置概览的形式实现需求、以 SQL 或其他形式实现需求等。

第三个要素：可达成（Attainable）。要了解目前所具备的条件，判断需求是否可达成相应目标。有些用户行为数据分析工具主要以用户行为数据为主，因此需求也往往基于用户行为分析。如果存在财务分析、库存分析等类似需求，也需要评估是否可以转化成行为的方式进行计算。

第四个要素：务实的（Realistic）。需求是无穷尽的，但资源却是有限的。合适的需求是满足当前及未来一段时间内分析、挖掘所需达到的目的。希望一次建立未来所需的所有数据采集是不可能的，所以需求梳理务实于当下所需要进行的分析，既能节省成本，又能促进当下业务发展。

第五个要素：时间阶段（Time Phrase）。时间是限制需求的重要因素。对于时间紧、上线要求快的项目，梳理需求时必须考虑需求实现时间的影响。

需求梳理的基本思路

由于不同的业务部门工作内容差别较大，梳理需求时建议以业务部门在使用数据的过程中需要分析的场景为主。具体的需求梳理思路，一般可以分为 2 个步骤：描述希望实现分析的场景和对场景分析以指标形式进行细化。

当易观方舟技术服务团队帮助客户进行需求梳理时，我们首先会按部门梳理出各个部门的需求场景，再针对不同场景下提出的目标以对应指标的形式进行细化（见图 3-9）。例如，市场部大多喜欢使用易观方舟的渠道推广分析。那当市场部同学在渠道推广分析时，需要关注哪些指标？这些指标又应该如何定义？我们会额外关注这一点，因为不同公司对同一个指标可能存在不同口径的定义。

	需求场景	指标细化
产品部	希望查看用户在注册过程中，体验是否顺畅，新用户是否能顺利完成注册	用户注册流程转化率，包括以下步骤： 注册页面→发送验证码→提交注册信息→注册完成
	希望了解用户在购买过程中，体验是否顺畅	购买转化漏斗： 启动应用→浏览商品详情页→加入购物车→提交订单→支付订单
运营部	希望了解不同类目、不同 ID 的商品销量排行	分类目商品销量、商品销量、商品销售额
	希望分析用户站内搜索关键词的排行、搜索词有结果的情况，用户是否使用推荐词等	关键词搜索次数、搜索有结果比率、搜索推荐词使用率
市场部	短希望查看不同渠道来源的用户流量大小和流量质量	新设备数、新注册用户数、跳出率（分渠道查看）小

图 3-9 易观方舟针对不同部门的需求梳理表

需求梳理的展现形式应该以指标形式梳理表达清晰，也利于后期验证需求的实现。我们推荐将需求细化成指标后，作为指导埋点方案设计的需求文档。具体可以参考易观方舟总结的相应模板（见图 3-10）：

需求部门	应用场景	是否有效	参考指标	指标释义	分析维度	备注
市场部	渠道推广分析		推广页面PV	渠道推广时的落地页的浏览次数(PV)	推广渠道/推广关键词/推广类型/ 浏览器类型/操作系统/时间(日/周/月)	可用于评估渠道流量大小
			落地页访问人数(UV)	渠道推广时的落地页的访问用户数(UV)		
			落地页跳出率	只访问了推广页面后就离开本次访问, 占所有访问量的比率		可用于评估渠道带来的流量质量
	渠道用户评估		新设备数	安装后启动App的设备数		
			新增渠道用户注册数	选择时间段内, 不同渠道推广带来的新增的注册用户数		可以用于评估渠道流量转化注册用户的效果
			注册转化率	选择时间段内, 不同渠道推广带来的用户进行注册的比率, 新增用户注册数/新设备激活数		可计算日、周、月留存
			新设备留存率	新增访问设备中, 第N日/周/月还(启动应用/触发了某事件)的设备比例		
			渠道订单数量	选择时间段内, 渠道推广带来的用户完成的订单数量		
			渠道订单转化率	选择时间段内, 渠道推广带来的完成订单的用户数/渠道推广来的总用户数		可以用于评估渠道流量转化成为购买用户的效果
			新设备数	安装后首次启动App的设备数		
			活跃用户数	选择时间段内, 启动App的用户数		
产品部	基础指标		新增注册用户数	选择时间段内, 新增的完成注册用户用户数	地区/操作系统/应用版本/时间(日/周/月)...	
			新设备注册数	首次启动的设备, 在启动首日即完成注册的用户数		可用于评估产品对新访问用户的吸引效果
			新设备注册率	当天安装产品后, 在安装首日完成注册的设备比率(首日注册用户数/新设备数)		可用于评估产品对新设备的吸引力
			新设备留存率	新增访问设备中, 第N日/周/月还(启动应用/触发了某事件)的设备比例		可计算日、周、月留存
			新用户留存率	新注册用户在之后的第N日/周/月还(启动应用/触发了某事件)的用户比例		可计算日、周、月留存
			功能页面访问量	选择时间段内, 某功能模块的页面被使用的总次数		
	功能评估		功能使用次数	选择时间段内, 某功能被使用的次数	操作系统/地区/应用版本/网络/时间(日/周/月)...	
			功能使用人数	选择时间段内, 某功能被使用的用户数		
			功能平均使用次数	选择时间段内, 某功能被用户使用的平均次数		
			某功能留存率	用户在使用了产品某功能之后的第N日/周/月后继续使用该功能的用户比例		可计算日、周、月留存
			搜索次数	选择时间段内, 用户搜索的总次数		
			搜索人数	选择时间段内, 使用搜索功能的用户数		
	功能优化举例		人均搜索次数	选择时间段内, 用户使用搜索功能的平均次数	操作系统/地区/应用版本/网络/时间(日/周/月)...	
			搜索成功率	选择时间段内, 有结果返回的搜索次数/搜索的总次数		
			搜索购买转化率	用户从搜索关键词→访问商品→加入购物车→提交订单→支付订单过程中, 各步骤的转化情况		
			注册转化率	用户从启动App→访问注册页→获取验证码→提交注册→注册成功过程中, 各步骤的转化情况		
			购买转化率	用户在浏览商品详情页→加入购物车→提交订单→支付订单中, 各步骤的转化情况		

图 3-10 易观方舟埋点需求梳理模板 ([点击免费领取该模板](#))

易观方舟可以实现多维度分析。所谓多维度分析是指针对某一个指标, 可以从多种维度去查看这个指标变化情况, 从而得到更多信息。因此, 当易观方舟技术服务团队与客户对接好, 并确定不同指标及其相关维度之后, 就可以明确所需采集的数据, 之后埋点方案设计就会水到渠成。

3.4 设计埋点方案

对于一名通过数据提取信息的人员来说, 能进行多少数据分析的根本取决于数据采集人员在采集时获取的信息量, 以及信息的准确率。然而在实际应用中, 很多数据不准确、无法计算等问题, 大多数都会定位到埋点缺失、埋点错误等。因此, 严格把控数据质量是一项非常重要且必要的事情。

假设存在方案 A 和方案 B。方案 A 是传统的常见数据采集方式, 方案 B 是经过一定设计的埋点方案。两个方案拿到的数据 (见图 3-11) :

方案	埋点上传数据
A	{ 用户ID: 12345, 时间: 2019年07月03日 12:10, 客户端: Android, 动作: 点击购物车按钮 }
B	{ 用户ID: 12345, 时间: 2019年07月03日 12:10, 客户端: IOS, 动作: 点击购物车按钮, ip: 123.90.85.211, 商品id: 15923, 商品名称: Apple Macbook 2018 late, 商品价格: 15800, 商品类别: 电脑 }

图 3-11 A 方案和 B 方案埋点上传数据

如果想要还原用户当时进行行为的场景，哪个数据会更符合我们的需求？哪个方案可以把用户当时行为的场景想象得更清楚一些？显然，当我们需要去还原用户场景的时候，方案 B 能分析的信息量更多。虽然方案 B 并不是十分完备，但经过一定的埋点方案设计，就能让我们采集的信息量更大、更准确。

埋点方案的设计流程

每一份埋点就像一个产品，而“埋点设计师”的工作就像产品经理的工作。所以，参考产品的实现流程，当设计一份埋点方案时，不是直接开始设计，而是要从用户的需求开始。具体的步骤（见图 3-12）：



图 3-12 埋点方案的设计流程

第一步：收集需求

埋点采集的数据，面向的最终用户是各个部门需要使用数据的人员。所以，在进行埋点方案设计之前，有必要访问最终用户的需求。常见的有需求的部门有：市场部门、产品部门、运营部门、销售部门等。

第二步：需求梳理

由于各部门收集的需求可能形式不一，也会有很多重合的部分。所以需要我们对需求进行统一的整理，并根据目前公司的资源现状、埋点的技术实现成本进行优先级排定。这里推荐具体以数据指标的形式进行统一整理。

第三步：需求解读

为了实现从指标到埋点方案的落地，我们需要知道每一个指标是如何使用数据计算出来的。

例如，指标 PV（页面被浏览次数之和）、UV（启动应用的用户去重数）等。当我们能解读每一个指标的计算方式之后，就可以着手实现埋点方案的设计了。

第四步：埋点方案

以上三个步骤都完毕后，便可以开始进行埋点方案的设计。埋点方案主要就是我们指导技术人员正确、准确、迅速实施埋点的方案。

埋点方案的 3 大组成

一份完整的埋点方案由事件、事件属性和用户属性 3 大部分组成。

（1）事件

用户行为由用户一系列事件组成。事件是记录用户在使用网站、APP 或者小程序的过程中触发的行为，包含 5 个基本要素，通常简称为 4W1H（见图 3-

13) 。



图 3-13 用户事件 5 要素

- **Who**：对行为发起的主体进行标识，一般使用产品业务系统中的 `user_id` 来进行标识，但并不是业务系统记录的用户时，我们也需要给用户一个匿名 `id`；

- **When**：行为触发的具体时间，一般会精细到毫秒级别，SDK 会自动进行采集；

- **Where**：一般应用中记录行为发生的地点，如：IP、国家、省份、城市。具体到应用上还应该采集一些设备相关信息，如：操作系统、设备型号、设备产商、应用版本等；

- **How**：用户发起行为的具体方式，一般已经包含在行为名称当中，如点击某按钮；也有一些行为是可以通过多种方式的，如一个操作可以通过点击也可以通过手势时，使用哪一种方式就是一种可以记录的信息；

- **What**：指用户具体行为的内容，如用户行为是购买了一件商品，那么就是购买的商品是什么、价格是多少、款式是怎样等信息。

为了方便大家更好地理解，我们举了个简单的例子（见图 3-14）：

Event要素	要素说明	采集的数据	示例
Who	参与事件的用户	用户唯一ID	H522a3bd525a2af
When	事件发生的时间	自动获取 事件当时时间	11月11日00:02:03
Where	事件发生的地理位置	自动获取 IP、GPS信息	114.242.249.113
How	事件发生的方式	使用的环境	设备品牌：Apple 设备型号：iPhone 6s 操作系统：iOS 屏幕分辨率：1920*1680 运营商：中国联通 网络类型：Wifi
What	事件的内容	自定义采集的事件：EventID 事件属性：Key-Value	add_to_cart product_name: 耳麦 product_price: 666

图 3-14 用户事件要素对应示例

（2）事件属性

通过属性可以为事件补充位置、方式、内容等相关信息。用户产生行为时会上报具体的属性值。比如对“购买事件”定义了“支付方式”的属性值，则根据不同的行为可能会有微信支付、支付宝支付等。

举个例子：在某电商平台上，用 1 万元购买了一台联想电脑。这个动作就会产生一个名为“购买”的事件。而“购买”事件同时也可以包含“品牌”、“价格”这两个属性，而“联想”和“一万元”就是这两个属性的具体值。

需要注意的是，不同的属性会有不同的数据类型，在数据分析时对应不同的计算方式。所以，在上报数据时需要注意采用合适的格式。易观方舟定义了以下数据类型（见 3-15），供大家参考：

数据类型	JSON类型	说明	示例
字符串	string	使用UTF-8编码后最大长度1024字节	"易观方舟"
数值	number	-9E14到9E14, 小数点后最多保留3位	123 或者123.12
布尔	boolean	true/false	true/false
日期	datetime	格式: yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS 或yyyy-MM-dd HH:mm:ss 或yyyy-mm-dd	"2018-06-18 18:18:18.188"
集合	array	元素为字符串, 去重后最大元素个数 100, 其中每个元素使用 UTF-8 编码后最大长度 255字节; 是去重的无序的字符串集合, 输入可有重复, 导入过程中会去重	["写作", "摄影", "烹饪"]

图 3-15 易观方舟数据类型定义示例

(3) 用户属性

在数据运营的过程中, 除了事件有属性, 用户也有属性。我们需要引入用户的更多维度, 才能更好地进行接下来的精细化运营。例如, 注册用户 ID、用户等级、姓名等都是不同维度的用户属性。

需要注意的是, 我们在对事件和属性进行命名时, 需要统一规范命名, 并且在公司上下建立对这套命名规范的统一认知。这将有助于提升企业的数据管理效率和数据运营的实用性。

如何选择埋点时机?

当用户发生一个行为时, 往往有多个不同的埋点时机 (见图 3-16)。在真实的应用场景中, 大部分行为是需要向服务器发起请求的, 面对这类行为时, 埋点的触发时机就有多种可以选择。

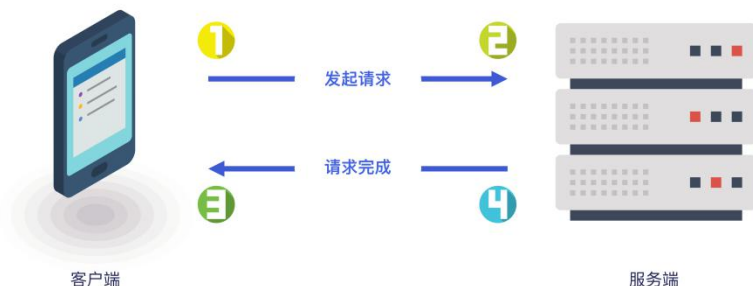


图 3-16 不同埋点时机

不同埋点时机的优劣势，如下：

①处理点时机

1. 用户触发立即埋点，易于理解；
2. 埋点后，数据经过公网传输，有一定概率会丢包，造成数据不准确；
3. 业务请求可能出现失败情况，导致和业务数据库对不上。例如，用户点击加入购物车，但是服务器加入失败，而这个时候埋点已经完成；
4. 连续多次点击可能造成多次上报。例如，当用户点击注册按钮时，可能1s内连续点了4次，这时如果前端没有考虑这种情况，则可能上报4次注册，和业务数据库无法匹配；
5. 多端埋点，每一类型客户端都得埋一次数据采集代码；
6. 错误处理难，当出现埋点错误时，需要更新版本才能解决。

②处理点时机

1. 埋点数据在内网传输，丢包概率极低；

2. 业务请求尚未完成，可能出现失败情况，会和业务数据库对不上；
3. 缺少前端相关属性（如操作系统、应用版本、公共属性等信息）。

一般而言，很少会选择在②处进行埋点。

③处理点时机

1. 埋点数据在内网传输，丢包概率极低；
2. 业务请求已完成，对于常用的如注册、订单等数据基本都能和业务数据库保持一致；
3. 缺少前端相关属性，例如操作系统、应用版本、公共属性等信息，可以通过发起请求时，将相应属性携带在请求中，在服务端解析后再一起上报该数据。虽然实现成本稍高但数据可靠、修改方便；
4. 同一个事件埋点，只需要埋一次，埋点成本低；
5. 更改方便，埋点不受客户端版本限制，随时修改即时生效；
6. 错误解决成本低，发现错误时修改一处即可，且立即生效。

一般对于重要的、与业务分析相关的数据，如注册、订单、发帖、评论等行为，在此处埋点可以获得更准确的数据。

④处理点时机

1. 埋点后，数据经过公网传输，有一定概率会丢包，造成数据不准确；
2. 业务请求完成后再埋点，对于注册等需要和业务端比对的数据，一般比①要好一些；
3. 对于功能按钮，一般不会造成连续多次埋点；

4. 多端埋点，每一类型客户端都得埋一次数据采集代码；
5. 错误处理难，当出现埋点错误时，需要更新版本才能解决。

一般对于像搜索行为的埋点，在分析时需要考虑用户获取的搜索结果情况，所以若选择前端埋点，在此处埋点较为合适。

综上，我们可以这样选择埋点时机：

- 一般的纯前端交互行为，如下拉框选择，按钮点击等，选择在①处埋点即可；
- 业务行为多选择在后端埋点，如评论、点赞、购买、提交订单、支付等行为，选择在③处更为合适，其次选择前端④处埋点；
- 前端、后端都可以获取数据时，有资源情况下，建议优先选择③处埋点；

综上，最终会形成一张 Excel 表格（见图 3-17），交给技术人员开始埋点。

事件编号	事件ID	事件名称	属性ID	属性名称	属性值类型	属性说明	埋点所在端	埋点触发时机	埋点事件说明
1	\$pageview	页面浏览	\$url	页面URL(含参)	字符串	页面完整路径	前端	SDK自动采集	页面浏览包含iOS/Android/小程序采集的所有页面浏览事件，集成方舟SDK之后，打开自动埋点中相应采集即可，参考文档： https://docs.analysys.cn/ark/integration/sdk/sdtong/ji_ye_mian_jie_kou_jie_shao 注意： 带\$的属性值在不同的SDK中自动采集不同，具体参见SDK文档。 page_name 属性需要用户上传页面的自定义名称，建议埋点前对产品页面类型进行梳理
			\$url_domain	页面URL	字符串	去除参的页面URL			
			\$title	页面标题	字符串	页面标题			
			\$referrer	页面来源	字符串	页面来源			
			\$referrer_domain	页面来源域名	字符串	页面来源域名			
			\$traffic_source_type	流量来源类型	字符串	流量来源类型，数据处理			
			\$search_engine	搜索引擎	字符串	标识搜索引擎来源			
			\$search_keyword	搜索关键词	字符串	标识搜索词来源			
			\$social_media	社交媒体	字符串	标识社交媒体来源			
			\$social_share_from	社交媒体分享来源	字符串	标识媒体来源，e.g.			
			\$scene	场景值	字符串	标识小程序的场景值，e.g.			
			\$scene_type	场景值类型	字符串	标识小程序场景值类型			
			\$page_name	自定义页面名称	字符串	自定义页面名称			
				页面事件属性	字符串				
2	\$startup	App启动/打开网站	\$is_first_time	是否安装后首次访问	布尔	是否安装后首次访问	前端	SDK自动采集	
			\$is_from_background	是否从后台唤醒	布尔	是否从后台唤醒恢复	前端	SDK自动采集	
3	\$end	App关闭		页面事件属性	字符串		前端	SDK自动采集	
			\$duration	使用时长	数值	从启动到关闭的使用时长	前端	SDK自动采集	
8	login_in	登录		页面事件属性	字符串		前端	用户登录请求完成时触发	
			\$is_success	是否成功	布尔				
			login_in_method	登录方式	字符串	手机登录/账号登录			
12	find_item	酒店查询		页面事件属性	字符串		前端	查询完成时触发	
			find_type	查询类型	字符串	酒店预订/钟点房			
			city	城市名称	字符串				
			stay_time	住宿时长	数值	如，住1晚，则传1			
			check_in_time	入住日期	日期				
			check_out_time	退房日期	日期				
			check_in_week	入住星期	字符串				
			check_out_week	退房星期	字符串				
			\$is_success	是否有结果	布尔				

图 3-17 易观方舟埋点方案模板（[点击免费领取该模板](#)）

3.5 进行数据打通

随着移动互联网的发展，在多数人拥有多台设备的今天，用户触点在跨设备之间移动已经成为常态。实际上，很多企业也在搭建产品矩阵，在 Android、iOS、H5、Web、公众号、小程序等多端着力。但多数情况下，这些数据之间是割裂的，那么要如何进行打通呢？

说到数据打通，站在运营角度来看，自然是希望能够知道用户在各个平台上的完整数据，通过用户行为来挖掘用户真实需求，使得很多基于此的分析变成可能，比如：获得完整的用户旅程；对比了解用户在不同平台上的使用情况，优化用户体验；能够在一个系统中查看所有平台的数据，提高工作效率。

今天，用户行为多变，同一用户跨越多个平台。识别用户是一个比较复杂的过程，尤其是对于有帐号体系的产品来说，用户会有多种使用场景，可能会在匿名情况下访问，也有可能在登录情况下使用，也有可能在一台设备上登录不同的帐号，也可能适用同一个帐号在多台设备上登录。因此，选择合适的用户标识（见图 3-18）有助于准确标识用户，提高分析准确性。



图 3-18 跨平台识别用户

具体而言，跨平台识别有两种方法：（1）确定性方法识别；（2）概率论方法匹配。

确定性方法识别是利用用户帐号体系中的数据资源，可以是系统生成的 UserID，可以是手机号，也可以是邮箱，不同的产品情况略有差异，总之就是用户唯一标识。比如，X 应用在 Android、iOS、Web、小程序四个平台上运营，各个平台用统一的帐号体系。假如小明有 Android、iOS、PC 三台设备，早上在 Android 的小程序上看了一个推荐，中午登录了网页查看了详细信息，晚上回家在 iOS 手机上下单，那么完全可以通过 UserID 将用户行为连贯起来。

概率论方法匹配：使用设备相关的间接数据来匹配。比如，Cookie、IDFA、上网时间、WIFI、IP 等等，通过机器学习或者其他复杂的规则来分析。但是严重依赖于数据的多样性和算法，相对确定性的方法来说，准确性差距很大，因此不推荐。

易观方舟面向完整的用户数据，可以实现多端用户数据基于用户的唯一标识 ID 打通，并且可以实现任意指标的下钻，可以追踪到用户行为粒度的详细数据。

04

看数



4.看数

4.1 数据可视化

埋点方案实施完毕及进行数据打通后，数据便可以通过易观方舟自定义可视化呈现。此外，我们还可以借助专业的 BI（Business Intelligence，商业智能）分析工具（例如观远数据，[点此免费体验](#)）进行数据可视化。

随着世界进入大数据时代，数据可视化作为大量数据的呈现方式，成为当前重要的课题。数据可视化的目的则是要对数据进行可视化处理，使其能明确、有效地传递信息。

数据可视化呈现形式

目前，大多数企业都会通过 BI 来做数据可视化呈现。在数据可视化的展现形式上，主要包含图表可视化和表格可视化。其中，最常见的 3 种图表如下：

（1）柱形图（见图 4-1）



图 4-1 柱状图示例

基础柱状图，使用垂直或水平的柱子显示类别之间的数值比较。其中一个轴表示需要对比的分类维度，另一个轴代表相应的数值。用于回答每一个分类中有多少的问题。

(2) 折线图（见图 4-2）

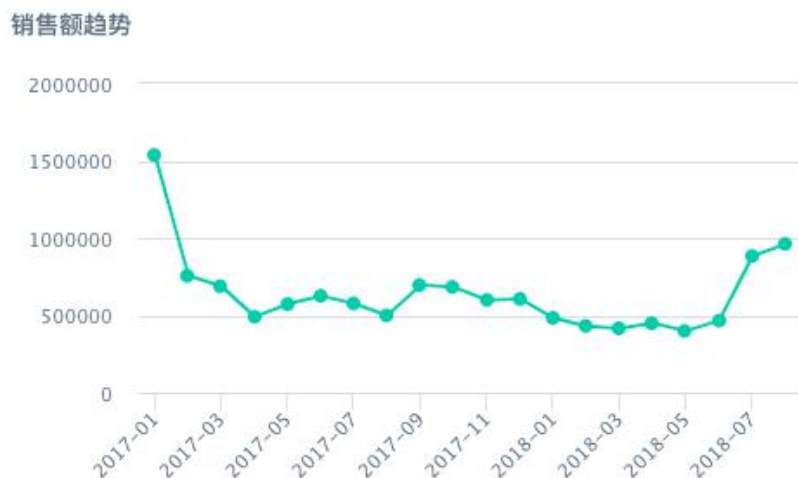


图 4-2 折线图示例

折线图用于显示数据在一个连续的时间间隔或跨度上的变化，它的特点是反映事物随时间或有序变量而变化的趋势。例如可用来分析某类商品或是某几类相关的商品随时间变化的销售情况，从而进一步预测未来的销售情况。

(3) 饼图（见图 4-3）

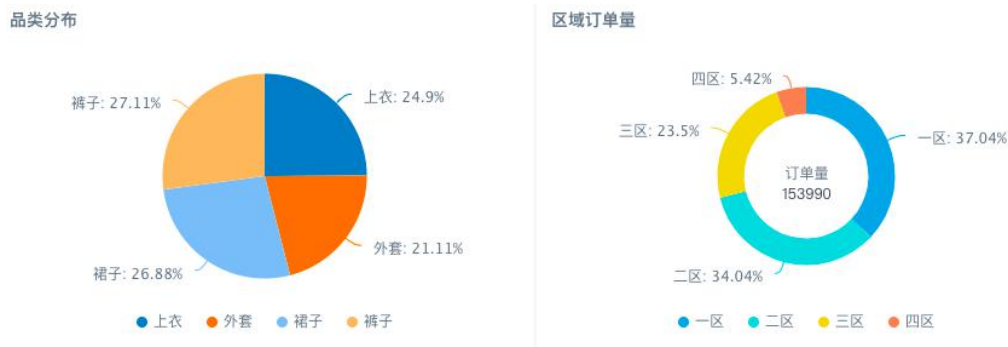


图 4-3 饼图示例

饼图用于表示不同分类的占比情况，通过弧度大小来对比各种分类。饼图通过将一个圆饼按照分类的占比划分成多个区块，整个圆饼代表数据的总量，每个区块（圆弧）表示该分类占总体的比例大小，所有区块（圆弧）的加和等于 100%。

随着业务场景及数据分析技术的进一步深入，又演化出了针对不同场景的可视化展现形式，如子弹图、堆积图与百分比堆积图、簇状图、帕累托图、瀑布图、旭日图、矩形树图、漏斗图等等。

观远数据的一站式智能分析平台可以提供 50+不同种类和形式的图表，用户还可以基于观远后台强大的数据处理能力，构建自定义的数据可视化展现形式，通过自定义报表的形式，根据自己的实际场景，扩展出丰富多样的可视化类型。另外，用户还可以通过观远数据的可视化插件扩展，帮助用户更快更方便地落地数据可视化拓展的需求。

数据可视化设计原则

除了数据可视化呈现形式之外，我们对数据可视化也有一定的设计原则。其中包括：

- **准确**。从数据转化到可视表达时不歪曲，不误导，不遗漏，忠实反映数据里包含的信息。
- **有效**。信息传达有重点，克制不冗余，避免信息过载，用最适量的数据-油墨比（Data-ink Ratio）表达对用户最有用的信息。
- **清晰**。表现方式清楚易读，具条理性，可以帮助用户快速达成目标，在最少的时间内获取更多的信息。
- **美观**。对数据的完美表达，合理利用视觉元素进行艺术创作，不过度修饰，给用户优雅的体验。

- **可扩展。**使可视化适应不同的设备与尺寸，同时预期用户对数据深度，复杂性的需求。

在数据可视化设计的原则之上，我们需要注意的图表的逻辑是包括做图逻辑和业务逻辑的。其中做图逻辑指的是数据间的关系，其中包括成分关系、时间序列关系、大小排序关系、频率分布和相关性的关系。

图表的业务逻辑则是指图表必须符合业务常识，包括渠道或客户大小逻辑，按业务重点排序、按城市大小排序等。其次，业务逻辑必须符合受众习惯，比如一张图表把 2013 年的柱体放在 2012 年前面，就不符合大多数人从左到右的看图习惯。第三，要适当突出作图者想表达的结论。

数据可视化应用

通过观远数据可以轻松实现数据可视化（见图 4-4）：



图 4-4 数据可视化示例

当我们把企业的数据要素做成可视化图表之后，就变成了我们所说的数据仪表盘，它的展现形式也可以是一个数据大屏。一个成功的数据仪表盘，需要考虑 4 大方向的问题（见图 4-5）：

	问题	影响
角色	<ul style="list-style-type: none"> 他们制定什么样的决策？ 他们需要回答的是什么问题？ 	整理好这些信息就非常容易回答优先级的问题
工作流	<ul style="list-style-type: none"> 他们在什么情况下浏览这些仪表盘？ 他们每天需要什么信息？ 他们有多长时间浏览这些仪表盘？ 	例如，出差在外的销售人员就可能需要这些信息直接发到他/她的黑莓手机上，而非从宽屏显示器上浏览
数据的熟悉程度和使用技巧	<ul style="list-style-type: none"> 他们使用这些数据的熟练程度如何？ 他们精通Excel么？ 他们是否乐意钻研这些数字？ 	仪表盘的细节层次和分析能力应该与用户的水平相匹配
对业务和数据的专业程度	<ul style="list-style-type: none"> 他们对关键考核指标的熟悉程度如何？ 他们了解数据的来源么？ 他们是否熟悉公司内部或者行业术语？ 	决定是否需要嵌入注释和使用自然语言

图 4-5 数据仪表盘需要考虑的 4 大方向问题

当我们完成了数据底层架构的搭建之后，我们可以通过数据仪表盘进行可视化分析，其中可视化分析可以对多维形式进行联动、钻取、维度切换、链接等各种分析操作，以便剖析数据，使分析者、决策者能够从多个角度、多个侧面观察数据库中的数据，从而深入了解包含在数据中的信息和内涵。

• **钻取。**下钻是通过在维级别中下降或通过引入某些维来更细致的观察数据，通过改变维的层次，变换分析粒度。比较常见的例子就是地区的省市钻取，我们可以由某个省下钻到该省下的某市来查看数据。

• **联动。**可视化设计不需要将所有信息同时展示，而是通过筛选随时调取感兴趣的数据绘图，这个时候就需要用到联动功能。它指的是，一张图表和另一种图表的联动展示。

- **跳转。**链接功能不仅可以实现页面跳转，还可以传递参数值来实现跨页面的数据筛选。

通过这些功能，企业可以从决策层、管理层和执行层的视角出发，通过实时准确的信息传递帮助管理者和业务人员及时发现经营问题，把握决策时机，同时通过实时数据监控，不断提升经营分析的效率和颗粒度。

4.2 数据分析的 5 种类型

作为运营，数据分析有时候是为了探究发生了什么、有时候是为了找到某件事情发生的原因，还有时候是为了预测分析可能会发生某件事情.....

在正式进行数据分析之前，我们需要弄清楚数据分析的 5 种类型。这里总结了 5 种数据分析类型，从描述性分析到规范性分析，数据分析的复杂性和工作量随之增加，且越往后越依赖机器。

- **描述性分析——发生了什么**

描述性分析是任何数据分析过程的起点，旨在回答发生了什么问题，是我们通过对各种来源的原始数据进行整理，再将其转化为对业务有价值的洞察。通过易观方舟可视化看板（见图 4-6），我们支持将采集的数据自定义可视化成线图、柱状图、气泡图等，可以很直观地看到发生了什么。



图 4-6 易观方舟可视化看板示例

• 探索性分析——探索数据之间的关系

顾名思义，探索性分析的主要目的是探索，其最典型的应用领域就是数据挖掘。通过探索性分析，能够帮助我们发现原本不相关事物之间的数据变量联系。

数据挖掘领域有一个典型案例：沃尔玛通过数据挖掘，发现纸尿裤与啤酒的销量数据呈相关关系。于是调整了超市货架的摆放位置，将纸尿裤与啤酒放在相近的位置，没想到双双增加了这两种完全不同品类的销量。

• 诊断性分析——为什么会发生

诊断性分析是最常见的数据分析类型。运营人员通过诊断性分析能探究某件事情发生的原因，引发这件事情的前置事件是什么，这件事情发生后又会有什么后置事件。

例如，某天客户电话投诉突然减少：为什么会发生这种情况？通过数据分析发

现，可能是因为雇佣了新客服、或者产品的某个界面添加了投诉功能等。如果能知道某件事情发生的原因以及是如何发生的，我们将能很快确定问题以及具体可落地方法。

• 预测性分析——会发生什么

预测性分析通过分析已知数据假设未来，回答将来会发生什么的问题。预测性分析不仅会用到前文所提到的 3 种数据分析类型，还需要用到机器学习（ML）和人工智能（AI）等前沿的数据科学技术。

例如，根据某零售店过去 5 年的销售数据，我们能预测该零售店下个月、下个季度的总销售额，以及某个单品的销量。

通过预测性分析，不仅可以了解事情的发展趋势、模式以及某件事情发生的原因；还可以根据某件事情在特定领域的发展现状，做出明智的预测。易观方舟内置用户流失预警、商品销量预测等预测模型，大幅提升运营竞争力。

• 规范性分析——要采取什么行动

规范性分析是最高级的数据分析类型，通过以上所有数据分析，并结合数据模型，回答要采取什么行动的问题。规范性分析会分析多个场景，预测每个场景的结果，并根据结果决定哪个是最佳行动方案。

人工智能（AI）是处于数据分析前沿的规范性分析例子。人工智能（AI）建立在大数据基础之上，通过摄取和分解大量的数据，自学如何使用数据信息并做出明智的决策。

我们在进行数据分析时，大多是进行描述型分析、探索型分析和诊断型分析，预测性分析和规范性分析大多交由机器去学习和解决。

4.3 数据分析的方法：三板斧+双股剑

回到数据分析的实际应用中，不管是产品迭代优化分析，还是运营活动分析等，似乎总会涉及到很多数据分析方法。但万变不离其宗，最终总结下来其实都是这 5 种方法或者他们的交叉组合。易观方舟将其总结为数据分析的三板斧和双股剑（见图 4-7）。



图 4-7 数据分析的三板斧和双股剑

数据分析的三板斧

数据分析的三板斧分别是趋势分析、细分分析和对比分析。

• 趋势分析

趋势分析（见图 4-8）可以说是最基础且最常用的数据分析方法。通过对有关指标各期对基期的变化趋势分析，分析该指标的趋势变化，从中直观地发现问题，让运营决策更准确和更实时。

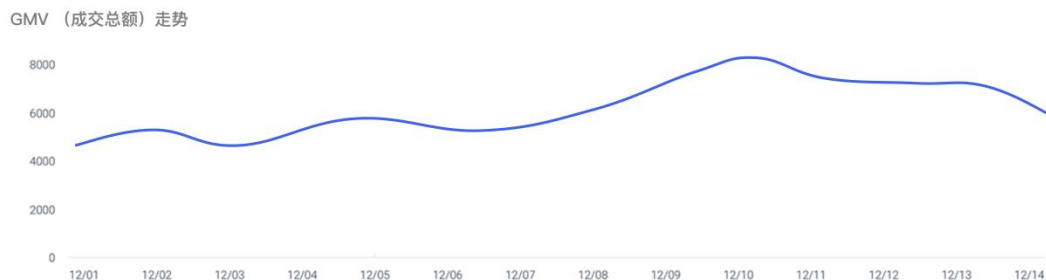


图 4-8 品牌零售行业趋势分析示例

例如，对于品牌零售行业，GMV 是最核心的指标，我们就可以根据日、周、月等时间维度描绘 GMV 的趋势图，这样便可以很直观地看到按照不同时间维度 GMV 的变化。

• 细分分析

当趋势分析过于宏观，那细分分析（见图 4-9）则是精细化运营的必备，按照不同的维度一步步地对数据进行拆分，不断接近问题发生的起源，让运营获取更加精细的数据洞察。

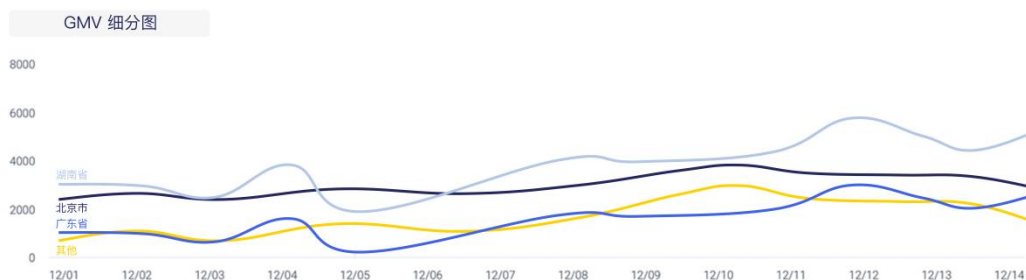


图 4-9 品牌零售行业细分分析示例

例如，某品牌零售企业的 GMV 某天有明显下降，那么我们就可以根据全国各省级行政区的维度，细分湖南省、广东省、北京市、云南省等 34 个省级行政

区，查看具体是哪个省级行政区的 GMV 有所下降。定位到具体的省级行政区后，还可以继续往市级、区级层层细分。

• 对比分析

对比分析（见图 4-10）是将两个或两个以上的数据进行比较，分析差异并揭示数据所代表事情的发展变化情况以及规律。其特点是可以非常直观地看出事情某方面的变化或差距，并且可以准确、量化地表示出这种变化或差距是多少，主要是为了给孤立的数据参考系。

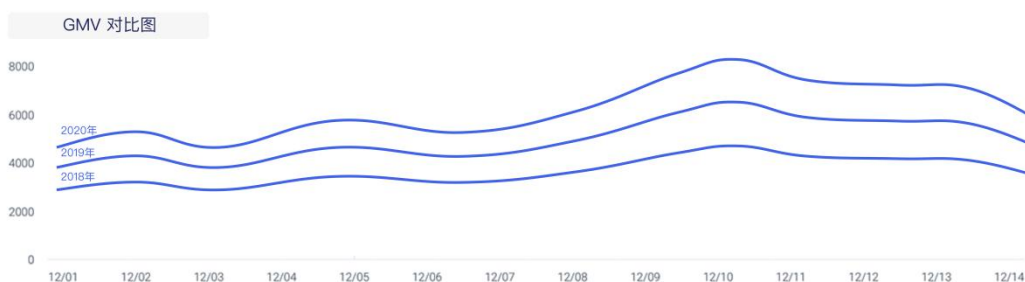


图 4-10 品牌零售行业对比分析示例

例如，同样以品牌零售企业的 GMV 为例，通过对比不同年份的 GMV 变化趋势，我们可以很直观地看到这家企业的年度增长情况，判断是否值得投资。

数据分析的双股剑

数据分析的双股剑分别是溯源分析和归因分析。

• 溯源分析

追溯到事情的源头去分析，是避免运营做过多无用分析的方法。

举个例子，当一批用户到来我们的产品内，购买转化率比较低。通常情况下我

们去分析，可能会围绕产品流畅度、运营活动力度，或者商品吸引力等问题。但很有可能从源头分析，这批用户就并非我们的目标用户，而是虚假流量。

• 归因分析

通过一种或者一组规则，将销售功劳或者转化功劳等分配给转化路径中的各接触点，即为归因分析。

本质上归因分析都是为了衡量和评估用户触点对总体转化目标达成所作出的贡献，评价的核心指标为转化贡献度。但具体如何衡量和评估，就需要我们用到归因分析模型。有关归因分析模型的内容可跳转至 4.4.6。

4.4 数据分析的 11 大模型

在了解完数据分析的 5 种方法之后，我们再来认识一下常见的 11 种数据分析模型。

事件分析

事件，是指用户在 APP、网站等应用上发生的行为，即何人，何时，何地，通过何种方式，做了什么事。事件分析模型主要用于分析用户在应用上的行为，比如打开 APP、注册、登录、支付订单等。通过触发用户数、触发次数、访问时长等基础指标度量用户行为，同时也支持指标运算，构建复杂的指标衡量业务过程。

那么，事件分析模型能够解决哪些问题呢？例如：

- 监测产品每天的用户数、访问次数、使用时长；趋势是否发生了变化？引起变化的因素有哪些？
- 北京地区的用户和上海地区的用户，购买家电品类的金额分布差异在哪里？
- 今天在产品中发起了一个话题，各个时段用户的参与情况如何？

- 最近半年付费用户数和 ARPU 值是多少？

事件分析模型（见图 4-11）能够实时监测用户在不同平台的用户行为，通过不同维度归因指标变化因素，还能通过自定义指标组合成新的指标实现更为强大的分析能力。易观方舟智能分析产品支持细分维度与条件过滤，同时支持通过分析用户群进行人群对比。



图 4-11 易观方舟事件分析模型

属性分析

属性分析是基于用户自定义属性或预置属性的占比分析，能够按照不同的属性来统计用户数等指标的属性占比，进而得到初步的分析结论。例如，通过对性别属性的用户数占比分析，我们可以快速得到不同性别用户数统计结果。

通过属性分析，可以快速查看在不同属性上的用户数分布情况，便于统计不同特征的用户总量，在使用属性分析的过程中，需要合理选择度量方式，常用的度量

方式包括：用户数、去重数、总和、最大值、最小值、均值等。

例如：我们选择的指标为“累计消费金额的均值”，维度为“会员等级”，用户选择“所有用户”，那么我们得到的结果是“所有不同会员等级用户的平均消费金额是多少”。

属性分析模型（见图 4-12）同事件分析模型类似，可以进行多维度多用户之间的对比、多种图表形式展示统计结果。在有标签功能的场景下，还可以对不同版本标签的统计对比分析。

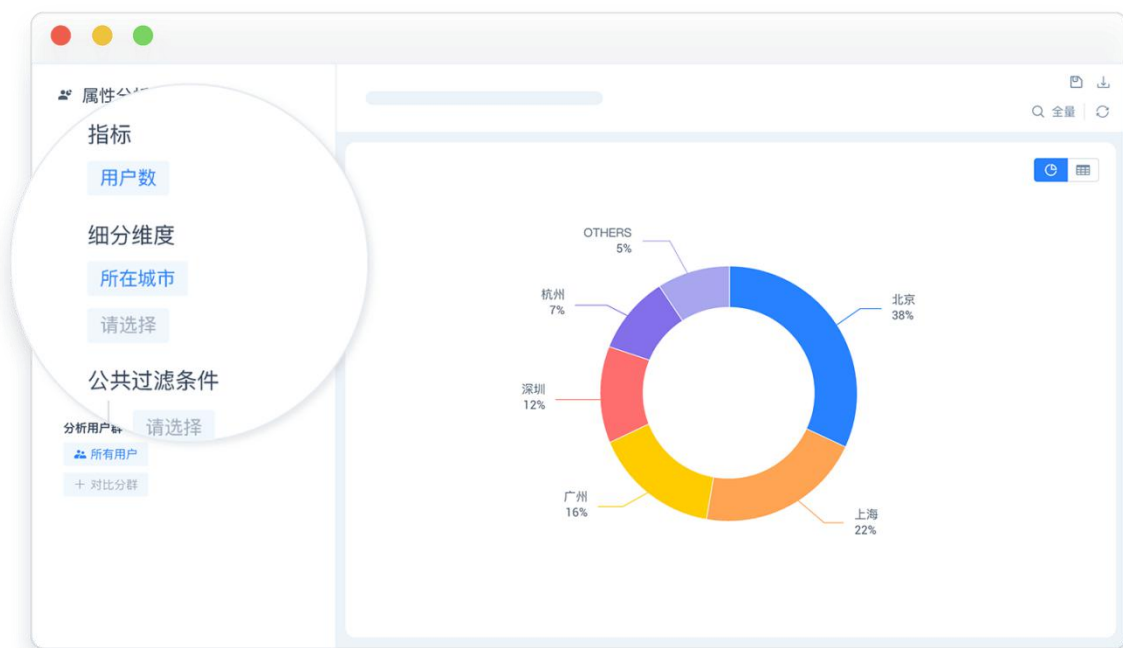


图 4-12 易观方舟属性分析模型

渠道分析

渠道，即企业（产品）与用户产生互动的各个触点，比如搜索引擎、社交媒体、广告平台、线下站会等等。

渠道分析模型用于分析用户（包括访客）的访问来源，通过访问用户数、访问次数、访问时长、跳出率等基础指标评估渠道质量，同时也支持自定义转化目标衡量渠道的转化效果。

那么，渠道分析能够解决哪些问题呢？例如：

- 各个渠道实时的访问用户数、浏览量如何？
- 上周选择了多个渠道对网站进行推广，各个渠道带来的用户注册量如何？
- 社交媒体、搜索引擎、外部链接……哪个渠道带来的用户留存率更高？
- 微信来源用户更多集中在公众号还是朋友圈？
- 哪些搜索词带来的流量很大，且转化效果也好？

渠道分析模型（见图 4-13）通过定义基础指标和转化指标、选择分析平台、渠道维度，就能够清晰地呈现各渠道表现，从而评估不同渠道的实际产出效果，最终选择优质渠道组合，提高整体 ROI。

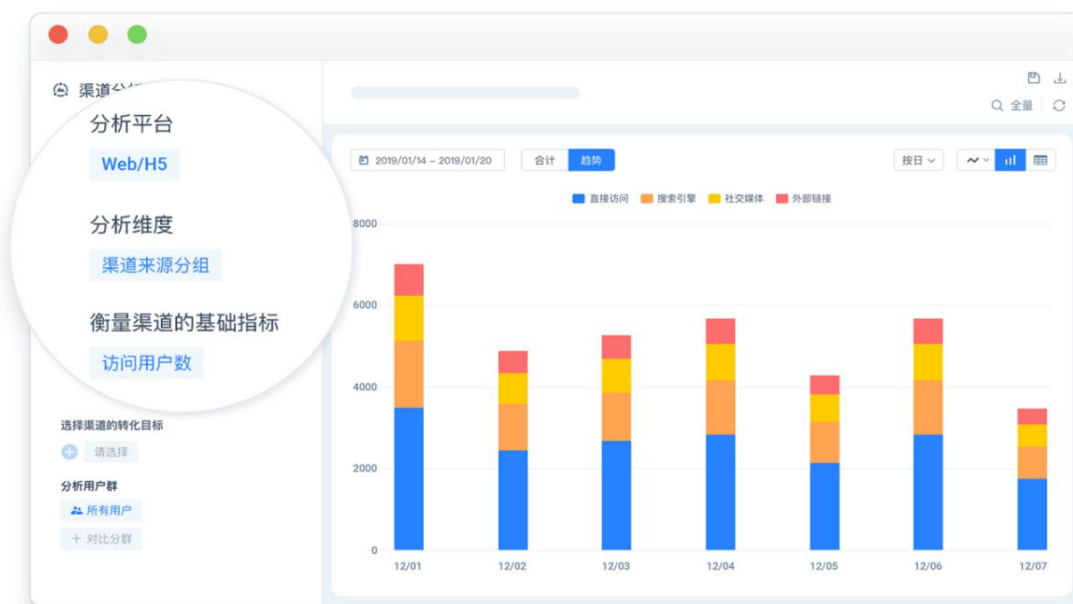


图 4-13 易观方舟渠道分析模型

Session 分析

Session，即会话，是指在指定的时间段内在网站/H5/小程序/APP 上发生的一系列用户行为的集合。例如，一次会话可以包含多个页面浏览、交互事件等。Session 是具备时间属性的，根据不同的切割规则，可以生成不同长度的 Session。

Session 分析模型（见图 4-14）含多种度量 Session 访问质量的指标，包括访问次数、人均访问次数、总访问时长、单次访问时长、单次访问深度、跳出次数、跳出率、退出次数、退出率、人均访问时长、总页面停留时长、平均页面停留时长。



图 4-14 易观方舟 Session 分析模型

不同于事件分析，Session 分析中额外支持了一些维度的细分，以满足特定场景下针对 Session 分析的需求，包括：

- 渠道来源分组：用以区分每次访问的渠道来源，仅适用于 Web/H5/小程序；

- 浏览页面数：以步长 5 为间隔，统计每次浏览页面数的分布情况；
- 着陆页：用以区分每次访问的着陆页，可以评价不同着陆页的访问质量；
- 退出页：用以区分每次访问的退出页，可以评价不同页面的退出情况，找到退出率高的页面进行优化；
- 访问时长：按照 0-3 secs, 3-10 secs, 10-30 secs, 30-60 secs, 1-3 mins, 3-10 mins, 10-30 mins, 30-60 mins, 1 hour 以上的区间进行划分，统计每次访问的时长分布。

同事件分析类似，Session 分析也支持多指标、多维度和多过滤条件，同时也支持多用户分群之间的横向对比。同时在 Session 分析中，还支持按照日、周、月三种不同粒度来进行统计分析，用户可以根据查询数据的时间跨度来选择合适的粒度进行分析。

留存分析

留存是指用户在 APP、网站等应用上使用过，并一段时间后仍有使用。

留存分析模型是一种衡量用户健康度/参与度的方法，超越下载量、DAU 等指标，深入了解用户的留存和流失状况，发现影响产品可持续增长的关键因素，指导市场决策、产品改进、提升用户价值等。

那么，留存分析模型能够解决哪些问题呢？例如：

- 上个月做了一次产品迭代，如何评估其效果？是否完成了产品经理期望完成的行为？
- 作为一个社交 APP，在注册后不添加好友和添加 10 个好友的用户后续留存有差异吗？

- 短期留存低，长期留存一定很差吗？
- 两个推广渠道带来不同的用户，哪个渠道的用户更有可能是的高价值用户？
- 近 30 天注册的用户，半个月都没有回访的用户比例是多少？

留存分析模型（见图 4-15）支持条件过滤和多人群的对比分析，支持对全量数据随机抽样计算。同时我们还可以通过留存分析判断新用户在几天、几周、几月后是否愿意回来使用你的功能，还可自定义初始行为和结束行为进行功能留存分析。

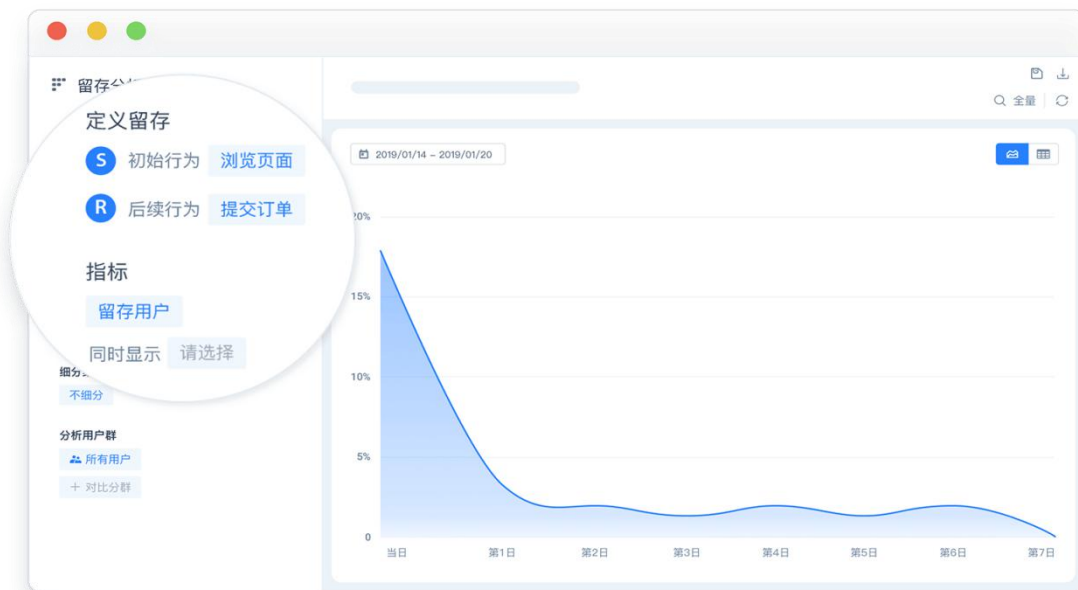


图 4-15 易观方舟留存分析模型

留存是基于某个用户群体的初始行为时间来计算的，描述发生了某个行为的同期群，在一段时间后是否发生了期望的行为。初始行为和后续行为均可以是任意事件或者某个具体的事件。

不同的分析场景中可以设置多个不同的留存条件来分析：

- 初始行为和后续行为设置为相同，对比不同的功能重复发生的情况，发现用

户对不同功能的使用粘性；

- 初始行为相同，设置不同的后续行为，对比同一个优化是否对其他功能有不同的影响；
- 后续行为相同，设置不同的初始行为，对比发现不同的运营手段、产品功能对核心业务目标的影响。

归因分析

在做运营活动时，我们可能会在产品内的多个运营位上投放活动素材，试图在用户与产品交互过程中的各个触点上，吸引用户的注意力，引导流量走向和用户行为，促成最终转化。此外，用户本身可能还会通过搜索、内容推荐等触点获取信息，这些触点对用户是否能达成转化也发挥着重要作用。

也就是说，在用户转化路径上，站内的众多触点都参与了对用户的劝说和引导，影响了用户的最终决策。那么，对比各个用户触点，它们对关键指标的达成分别贡献了多大力量，是否都如运营人员所预期的那样，具有优秀的转化能力；亦或者，存在被低估的情况？在之后的运营中，该如何调整对各运营位资源投入的权重分配？

对于以上问题，归因分析提供了一种直观的度量——转化贡献度，主要用于衡量和评估站内的用户触点对总体转化目标达成（如订单总金额）所作出的贡献，可以非常直接地量化每个运营位和触点的转化效果和价值贡献。常见的归因分析模型有以下五种（见图 4-16）：

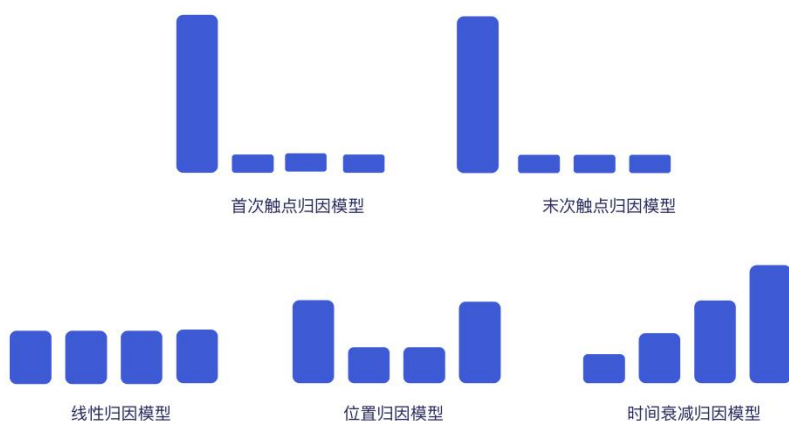


图 4-16 易观方舟 5 种归因模型

- 首次触点归因：将转化功劳 100% 归于首次互动的待归因事件；
- 末次触点归因：将转化功劳 100% 归于末次互动的待归因事件；
- 线性归因：将转化功劳平均分配给转化路径上的所有待归因事件；
- 位置归因：按待归因事件在转化路径上的位置分配转化功劳，一般首次和末次互动的事件各占 40%，中间触点的事件均分剩余的 20%；
- 时间衰减归因：按待归因事件发生的时间顺序，分配转化功劳，距离目标事件发生时间越近的待归因事件，做出的贡献越大，分配到的功劳越多。

通过易观方舟归因分析模型（见图 4-17），只需简单五步设置（定义目标事件、触点事件、选择归因模型、定义窗口期和选择查询时间范围），就可直观看到各触点对总体转化指标的贡献情况。



图 4-17 易观方舟归因分析模型

热图分析

热图分析模型能够用热谱图直观呈现用户在网站、H5 页面、APP 上的点击、滚动行为，帮助产品、运营人员了解用户的点击偏好，辅助做页面设计优化、内容调整等。

常见的热图类型有以下 4 种：

- **点击位置热图**（见图 4-18），用于展示用户在网站上所有点击的位置，聚集的点击越多，颜色越亮。通常用于分析着陆页：是否点击了 CTA 的内容？是否有被大量点击的重要按钮或元素被放到了很少有用户到达的地方？是否有用户点击图片或文字其实没有链接？



图 4-18 易观方舟点击位置热图

• **点击元素热图**（见图 4-19），展示可交互元素的点击情况。用于分析：具体是哪些元素吸引了多少点击？占据了整页点击多少比例？是否有不符合我们预期的失误诱导？



图 4-19 易观方舟点击元素热图

• **浏览深度线**（见图 4-20），展示用户抵达某个区域的留存比例。百分比越低，越少用户能够看到这一位置。通常用于寻找 CTA 的最佳位置和内容营销转换监测。



图 4-20 易观方舟浏览深度线

• **注意力热图**（见图 4-21），展示用户在某个区域停留的时长，停留时间越长，该区域颜色越亮。通常用于分析：了解到网页哪些内容吸引访客，哪些内容认为重要却被用户忽略？是否有被用户仔细阅读的内容放到了过于靠下的位置？



图 4-21 易观方舟注意力热图

不同类型的热图各有优缺点，例如点击位置热图，劣势是上报的数据量会增加，但可以非常直观地定性分析用户的探索性需求，发现非交互元素上意料之外的大量点击；点击元素热图，过滤掉了部分不可点击的内容，对可点击元素可以集中

定量分析，但不够直观。

我们可以在不同场景下选择不同适合的类型，目前易观方舟已经支持 Web 端的点击位置热图、点击元素热图、浏览深度线，APP 端的点击位置热图和点击元素热图（[点此免费体验 11 大数据分析模型](#)）。

分布分析

分布分析（见图 4-22）主要能够提供「维度指标化」之后的数据分解能力，将原有维度按照一定的数值区间进行维度划分，进而分析每个维度区间的分布情况，在以下分析场景中十分常见：分析订单的金额分布、分析某类特殊事件的发生时段分布、分析某类特殊事件的发生次数分布、分析触发某类事件的用户年龄分布。

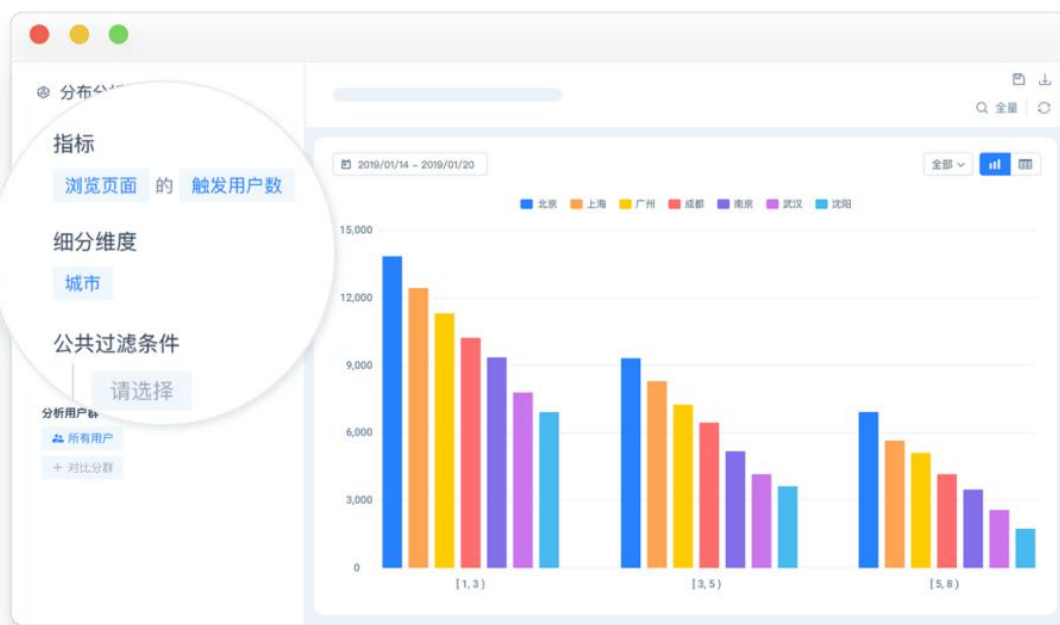


图 4-22 易观方舟分布分析模型

由此可见，分布分析主要针对的是数值型和日期型这两类属性，如金额、年龄、时间、频次，因此当用户打点上传的数据中包括这两类属性时，那么在日常的

分析中就有可能会使用分布分析来解决一些特定问题。常用指标有：X 事件的次数分布、X 事件的活跃时段分布、X 事件的活跃天数分布、X 事件 Y 属性的总和/均值/人均值等分布。

间隔分析

间隔分析（见图 4-23），主要用于统计用户从触发指定的起始事件开始到完成指定目标事件之间的时间间隔。也就是说主要提供从起始事件到转化目标之间的时间角度和步长角度的相关指标统计，便于关注转化的人群能够从这些指标中观察转化过程的情况。

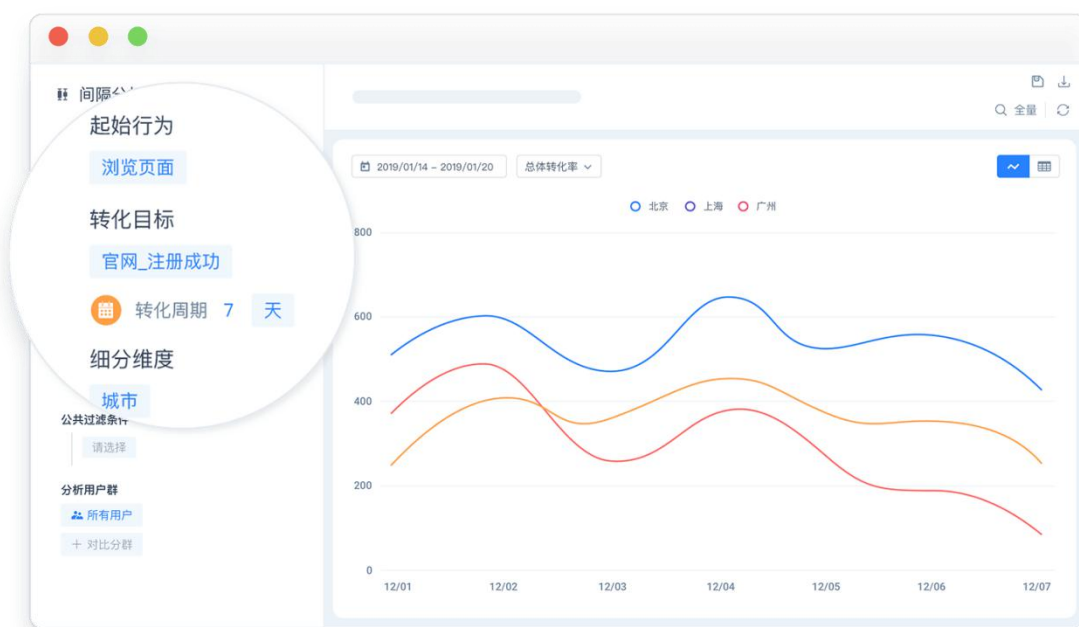


图 4-23 易观方舟间隔分析模型

间隔分析应用场景比较丰富，既可以用于统计产品的登录时间间隔、复购周期等，作为衡量用户活跃度和用户黏性的分析工具；也可以作为对转化漏斗分析的一种补充，通过转化时长指标来衡量特定转化路径在时间维度上的转化效率。

用于转化效率评估时，间隔分析是对转化漏斗的一种补充。不过两者各有侧

重，间隔分析聚焦于用户完成转化的时间效率，而转化漏斗聚焦于转化的结果指标以及转化流程中各环节的转化和流失情况。

我们在关注转化结果和影响结果维度的同时，也需要关注转化过程中的效率指标，例如：对金融理财类 App 而言，从落地页引流到首次入金，中间涉及的转化环节很多，除了最终转化率之外，需要关注核心步骤之间的转化效率，尤其是注册、绑卡等几个环节。

通过间隔分析，观察用户完成两次指定事件的时间间隔分布情况，同时结合其他分析模型，我们可以洞悉用户行为背后的规律，从而发掘改善用户体验、提升活跃度、产品转化率以及不断提升产品价值的线索。

漏斗分析

漏斗分析（见图 4-24），是分析用户使用某项业务时，经过一系列步骤转化效果的方法。易观方舟的漏斗分析模型能够灵活自定义多步骤之间的转化过程，找到关键流失环节及影响因素，进而分析用户行为进行针对性优化动作。



图 4-24 易观方舟转化漏斗模型

那么，具体而言，漏斗分析能够解决什么问题呢？例如：

- 官网流量很大，但注册用户很少，是过程中哪个环节出了问题？
- 用户从“注册 - 绑卡 - 提交订单 - 支付订单”总体转化率如何？
- 不同地区的用户支付转化率有什么差异？
- 两个推广渠道带来了不同的用户，哪个渠道的注册转化率高？
- 上周针对注册环节的问题做了一次优化，转化率趋势是否有提升？

在理想情况下，用户会沿着产品设计的路径到达最终目标事件，但实际情况是用户行为路径是多种多样的。通过埋点事件配置关键业务路径，可以分析多种业务场景下转化和流失的情况，我们不仅找出产品潜在问题的位置，还可以定位每个环节流失用户，进而定向营销促转化。

路径分析

路径是指用户在应用中使用行为轨迹。在产品运营过程中，无论是产品、运营还是市场团队都希望能够清晰地了解用户行为路径，来验证运营思路、指导产品迭代优化，达到用户增长、转化的最终目的。

当有明确的转化路径时，通过预先建立漏斗来监测转化率会比较容易。但是很多情况下，虽然有最终的转化目标，但是用户到达该目标却有多条路径，无法确定哪条路径是用户走得最多的路径，哪条转化路径最短，这时候就需要智能路径分析模型的帮助。

通过易观方舟智能路径分析模型（见图 4-25），能够打开用户行为黑盒，探索式发现转化目标的来源路径，可视化呈现所有路径和用户占比。



图 4-25 易观方舟智能路径分析模型

通过智能路径分析模型能够解决如下问题：

- 用户主要是从哪条路径最终形成支付转化的？
- 用户离开预想的路径后，实际走向是什么？
- 不同特征的用户行为路径有什么差异？

4.5 案例：产品注册数据分析

数据分析的实质，其实就是通过数理思维来指导我们的业务工作。

对于一款 App 来讲，我们可以从用户的新增、活跃、转化、留存等指标，来了解产品的整体运营状况；从业务人员的角度出发，市场渠道人员比较关注渠道的获客质量，运营人员比较关注用户在产品内的行为信息，从而对用户分群进行针对性运营；产品人员则关注产品功能使用情况以及核心流程转化情况。

以已经有账号体系产品的注册为核心流程为例，给大家讲解下如何使用易观方

舟进行数据分析。产品注册的一般流程（见图 4-26）：



图 4-26 产品注册的一般流程

下面我们将根据具体的业务场景，先在易观方舟上找到对应的数据分析模型：

- 了解产品的新增和活跃用户情况，利用易观方舟事件分析模型，可以查看每天的注册和登录用户数；
- 查看注册流程的转化和流失情况，利用易观方舟转化漏斗模型，能够定位流失节点，找出用户流失的原因；
- 了解流失用户（一个月未登录）情况，通过易观方舟用户分群功能，对流失用户进行分群，了解用户流失前行为以及用户画像，从而有针对性地开展召回活动。

易观方舟是针对市场/运营/产品人员等对用户行为分析和精益运营的大数据产品。那么，易观方舟的产品功能是如何帮助业务人员实现数据分析需求的呢？

对于市场人员来说，甄别渠道质量是一项重要的工作，同时也是自身的核心职业技能。易观方舟的渠道分析功能，能够帮助用户了解各渠道的获客能力，进而结合投放成本计算 ROI。

- 分渠道统计注册用户数--评估渠道获客数量；
- 分渠道统计活跃用户数、人均使用时长和留存--评估渠道获客质量；

对于运营人员来说，了解用户在平台上的行为轨迹和偏好，从而有针对性地优

化后续的运营监测策略。易观方舟提供了事件分析、留存分析、用户分群等功能，帮助运营人员根据数据分析结果实现精益运营管理。

- 事件分析：主要分析用户在应用上的行为数据。可以了解活跃用户情况，可以从登录事件的触发用户数和触发次数进行分析；还可以从细分维度分析，根据登录方式占比评估用户偏好，优化登录通道；也支持指标运算和构建复杂指标，如注册转化率。

- 留存分析：是一种衡量用户健康度/参与度的方法，可以深入了解用户留存和流失状况。注册用户留存，根据产品性质选择留存周期，若用户留存率较低可以通过运营活动（如签到）提高用户粘性。

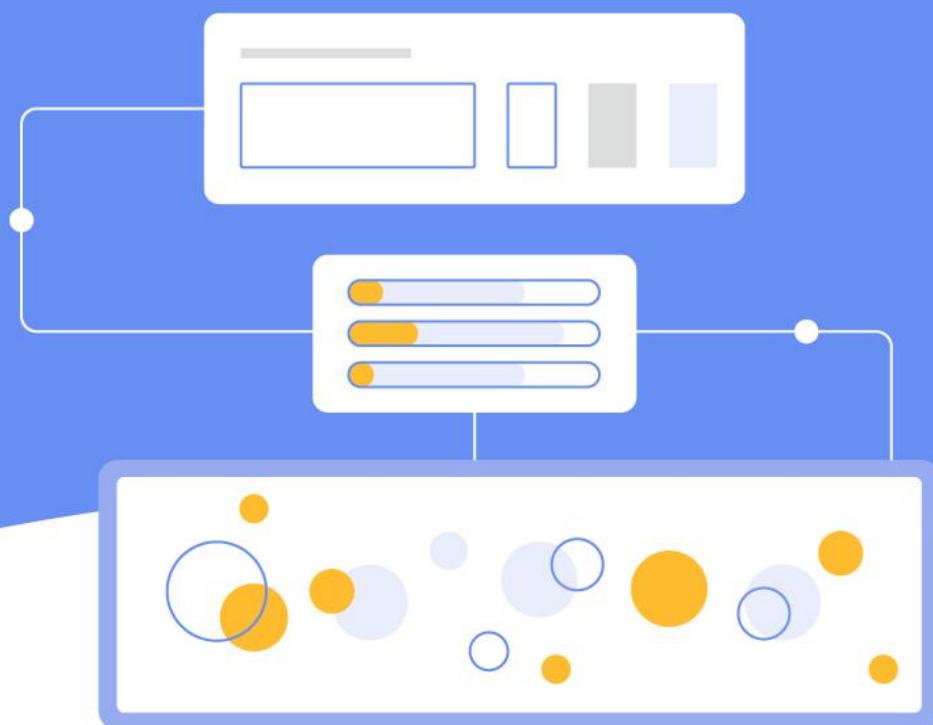
- 用户分群：用户分群即将用户标签化，把具有相同特征/行为的用户进行聚类，是精细化运营的基础。

对于产品人员来说，无论是在早期验证 MVP（Minimum Viable Product，最简化可实行产品），还是正式运营阶段的迭代优化，最重要的作用就是通过数据分析验证产品功能和用户体验流畅度。易观方舟提供的转化漏斗功能就能够帮产品人员快速定位产品优化方向。

若产品注册转化率较低，可以通过注册流程转化发现用户流失的重要节点，例如短信通道，下发短信是否收到验证码、产品是否出现 bug 导致用户注册失败等。

05

用数



5.用数

5.1 数据驱动产品迭代优化

对于线上产品，产品迭代优化可以拆解成 3 部分：流量分发、内容建设和业务达成（见图 5-1）。

	流量分发	内容建设	业务达成
先前行为分类	除了推荐位，一般没有先前行为 1.购买过程中的推荐位 2.选择商品时的推荐位	1.哪种流量分发功能是入口 2.哪种内容建设功能是入口 3.哪种业务达成功能是入口	1.哪种流量分发功能是入口 2.哪种内容建设功能是入口 3.哪种业务达成功能是入口
后续行为分类	1.使用后退出 2.使用后再次使用 3.使用后后续功能	1.查看内容后，退出 2.查看内容后，使用业务达成类功能 3.查看内容后，使用非业务达成类功能	1.进入业务流程，但未达成，退出 2.进入业务流程，但未达成，退出 3.进入业务流程，并达成业务
迭代优化方式	先优化不同类别路径的占比，优先让高价值路径占比提高； 业务达成和内容建设的某些功能可能数据量太小，不足以分析出有价值的结论，可以先给这些功能多分配流量		
分析模型	智能路径 事件分析	智能路径 事件分析	转化漏斗 事件分析

图 5-1 产品迭代优化 3 大部分组成

流量分发除了推荐位，一般没有先前行为，后续行为基本上都是一样的。对于大多数行业来说，流量分发的数据分析方法都是一样的，解决的核心问题都是商品和用户之间的匹配。

内容建设行为分为两类，一类是输出内容，目的是为了让用户掏钱；另一类是内容，目的是为了满足用户需求。前者需要支付成功才算业务达成，后者可能需要关注点赞转发就算业务达成了。

业务达成主要有三种行为：

- 第一种是进入业务流程，但未达成，退出。

- 第二种是最可惜的一种，进入业务流程，但未达成也未退出，跑别的地方去了。比如在结算页，有一个特别吸引人的推荐位，跟用户正在购买的东西高度交叉，人就被吸引到其他页面了。

- 第三类是企业最希望的行为，进入业务流程，并达成业务。

不同的业务占比有不同的路径分支。判断哪些价值高，哪些价值低，固定好比例，先优化这些指标，再去优化路径，最终达成业务。

如果相应的内容建设和业务达成功能的数据量太小，不足以分析出有价值的结论时，只能先分配一些流量，让数据多一点。

整个迭代优化思路就是先定位产品最薄弱的环节，抽丝剥茧，最后再完成小的优化动作。

案例：某化妆品电商品牌的产品优化

下面，以某化妆品电商品牌为例，给大家介绍如何通过数据完成业务达成。

将购物车改成购物袋会有效果吗？因为与在超市购买其他商品不同，化妆品在商场或专卖柜购买时使用的都是袋子而不是购物车。那么，将购物车改成购物袋会不会影响女性的消费心理，进一步提升支付转化呢？

我们发现调整前后一周，从浏览页面到支付成功的数据没有很大的变化，只是常规的波动。但是用这个数据去验证购物车改购物袋的效果合适吗？其实不太合适。我们找了另外一组数据，从浏览商品详情到放入购物袋，调整后数据相比调整前是有提升的，证明有些消费者是真的被打动了。将这两个数据结合（见图 5-2），我们发现加入购物车不支付的用户因为这一改动反而增多了，加入购物车和支付行为并没有直接关系。

时间	浏览页面-支付成功	浏览页面-点击放入购物袋按钮
调整前一周	4.43%	9.31%
调整后一周	4.24%	15.42%

图 5-2 购物车调整为购物袋前后一周数据对比

通过调研发现，很多人把购物车当成收藏夹使用。购物车不操作，商品始终在里面；收藏夹不操作，商品始终在里面。虽然在产品上这是两个功能，但是由于它的设计在实用价值上没有任何差别，满足的用户需求完全是一样的。

所以，要想办法把这两个功能从需求层面拆解出来，在做后续的优化才会比较有价值。否则从数据层面来看，用购物袋和收藏夹的用户都是一类人。

我们给加入购物袋超过 7 天未支付的用户发信息询问是否愿意把这个东西转入收藏夹。一天内未回复自动进收藏夹；回复是，立刻进收藏夹；回复否，给他发一个限时优惠券，鼓励购买。

因为加入购物袋的用户是有购买需求的，加入收藏夹的人可能是想要，但不是立刻要，通过以上运营动作就能将这两类人区分开来。这个调整虽然没有让加入购物袋转支付的数据提升，但是让企业通过数据更清楚地定义了这些用户。通过精准定义，对用户不同行为开展不同运营，使得后续整体复购率提升 16%左右。

5.2 Workflow（自动化 workflow）助力精细化运营

对运营人员来说，与运营活动所要实现的明确目标相比，相应的运营策略要显得更加复杂多样。就用户触达而言，“给合适的人在合适的时机通过合适的方式推送合适的内容”是我们的目标，如果用户点击消息后完成转化行为，以上“4 个合适”可以说就已经实现了。

但是，转化未成功的客户依然存在，这部分用户可能未接收到消息、未点击、

点击后未完成转化甚至是产生反感情绪，进而卸载软件等情况不一而足。对于这部分客户，我们当然不可能置之不理，而是得根据其具体表现设置后续的触达方案，将产品价值以合适的方式呈现给他们，进而才能不断培养出更多自己的核心用户。

上面提到的几种情况，虽然我们最后的运营目标一致，但用户路径却极为复杂。要做好精细化运营，除了完备合理的策略规划外，准确、及时的策略执行及同步的效果监测与分析也至关重要。前者是运营人员思维能力的核心展现，后者如果完全依靠人力执行，则需付出大量的时间与精力，疏漏难免的同时，也大大影响了运营人员在策略制定与完善方面的效率。

能不能有一种工具？可以将运营策略以既定的逻辑自动执行下去，运营人员在完成逻辑设定后，只需将精力投入到效果分析与策略制定上来，工作效率定会大大提升。这种自动化运营的工作思路模型，最终被易观方舟实现产品化，特别是针对运营人员的工作流程问题，特别设置了 Workflow（[点此免费体验易观方舟 Workflow 功能](#)）这一解决方案。

大幅提升运营效率的不二选择

Workflow（自动化工作流）作为复杂运营策略的精确执行者，可以将复杂、长期的运营策略简化为系列具有逻辑关系的运营活动，系统将会自动判断活动中的各个节点状态，并根据预设的触发条件来运行下一步将要执行的动作。

借助 Workflow 功能，可以帮助我们管理用户生命周期的各个阶段（见图 5-3），针对不同用户群体设计不同阶段的运营策略并自动执行。例如，针对新用户的激励策略、召回潜在流失用户的策略、刺激老用户产生复购的返利策略等，它们都是需要跨越很长时间周期的运营活动，并非短期或一次性的促销、领券等运营活动。因此需要使用 Workflow 来设计更加复杂和多面的用户运营策略。

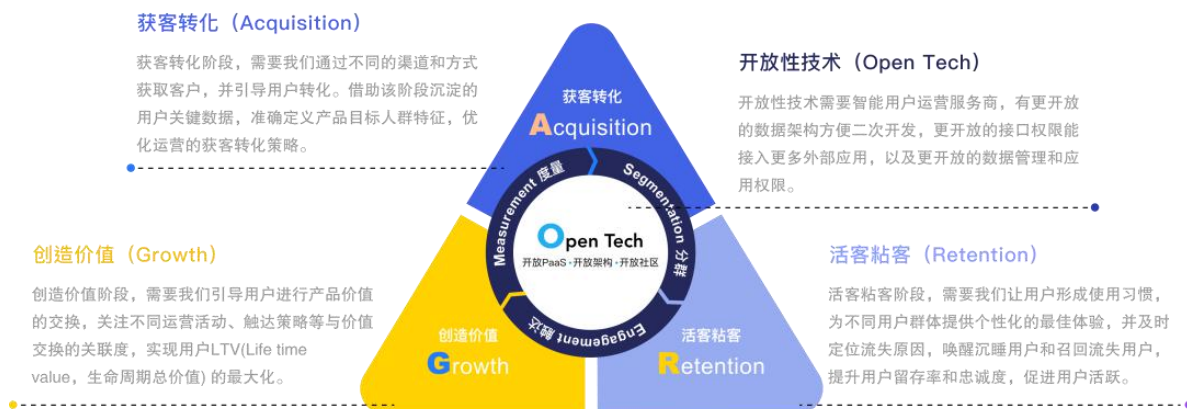


图 5-3 用户生命周期的不同阶段

借助于 Workflow（见图 5-4），企业运营人员还能进一步将已经验证有效的用户运营策略长期沉淀下来，在自动化执行中，结合环境变化与特点，对策略效果展开监测与分析，进而展开优化和改进，保持企业稳定的前进状态。



图 5-4 易观方舟 Workflow 监测和分析功能示例

快速上手的便捷式运营工具

易观一直践行着“让数据能力平民化”的使命，易用性也成为了易观方舟产品设计的核心要素，Workflow 的设计也同样遵循了易用性原则（见图 5-5）。

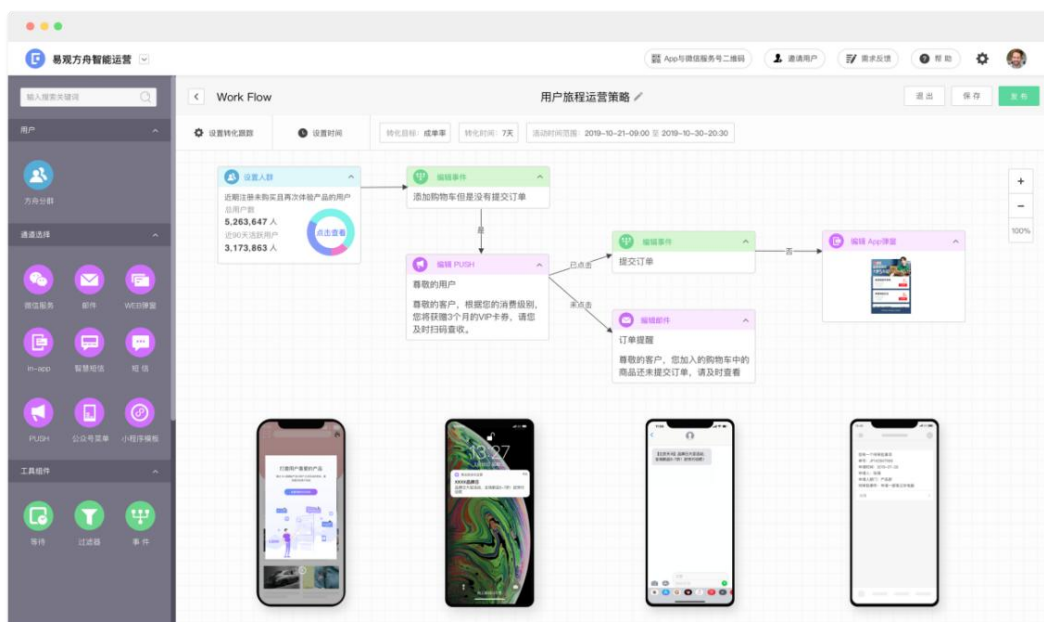


图 5-5 易观方舟 Workflow 工作流程

Workflow 内置了丰富的组件，通过组件间的组合，可以满足大多数用户运营的场景。同时随着产品的快速迭代，组件可以无限扩展。根据组件的作用不同，产品内将它们分成了 3 部分，分别是用户类组件、触达通道类组件及条件判断类组件。

使用时，只需将目标用户分群拖拽至工作面板中，便可根据条件判断类组件中的不同逻辑关系，将用户进一步细分，并在触达通道类组件中选择合适的触达方式进行推送。运营人员只需将运营策略的思维导图准备好，便可根据提示快速完成 Workflow 的设置。

值得注意的是，在进行触达方式选择时，运营人员可根据自身需要，选择“并行”或“串行”两种手段（见图 5-6 和图 5-7），从而保证目标触达率的实现。

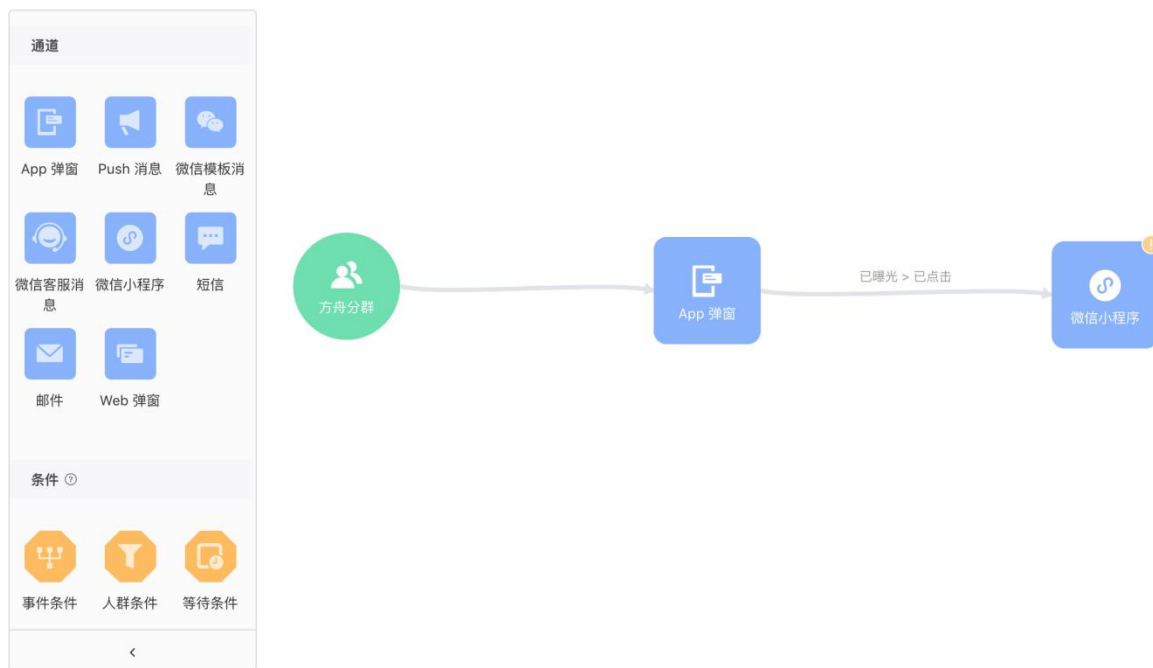


图 5-6 并行使用多种触达通道

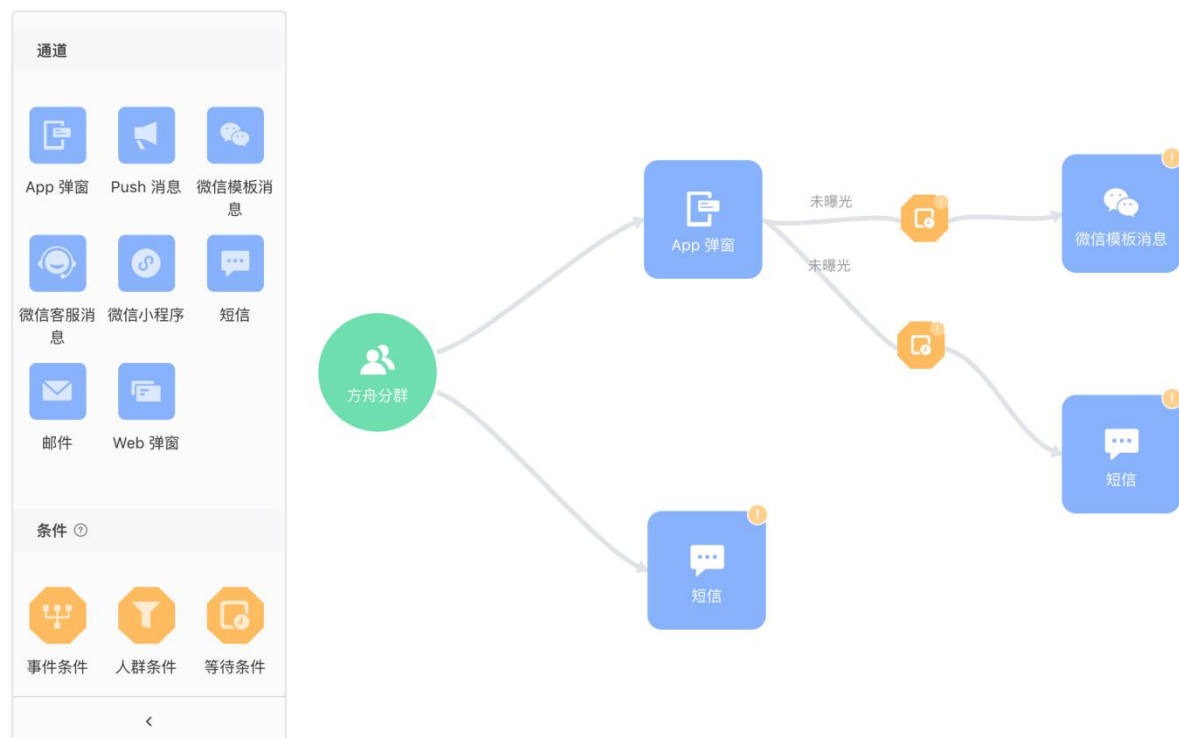


图 5-7 串行使用多种触达通道

案例：电商运营的 Workflow 设置

某电商 App 想在用户提交订单 20 分钟后，对未支付订单进行 Push 推送，提醒支付，以提升支付转化率，在易观方舟中我们采用拖拽的形式进行配置，配置示例（见图 5-8）：



图 5-8 电商行业 Workflow 活动示例

以下为具体步骤，共分为 5 步。

- **选定人群**，从用户类组件中进行拖拽，运营触达的对象人群来自于易观方舟创建的用户分群，本次创建动态分群，即每日的活跃用户，配置完分群后进行保存具体配置条件。

- **选定事件**，从条件判断类组件中进行拖拽，本次选择【提交订单】事件，即分群内用户触发【提交订单】事件后进入后续节点。

- **设置等待条件**，仍从条件判断类组件中进行拖拽，一般订单支付的超时时间为 30 分钟，本次设置时间为 20 分钟，即用户在未支付订单后 20 分钟触发后续 Push 推送，即分群用户触发【提交订单】事件，20 分钟以后进入后续节点。

- **设置后续触发事件**，依然从条件判断类组件中进行拖拽，事件依然选择为【支付订单】，后续节点触发条件为“否”，即 20 分钟以后如果没有触发【支付订单】事件就触发后续行为。

- **设置 Push 消息**，从触达通道类组件中拖拽，配置 Push 的标题和消息内容，即分群用户触发【提交订单】事件，20 分钟以后如果没有触发【支付订单事件】就触发该 Push。

作为易观方舟智能运营产品的重要功能——Workflow，它是数据赋能企业运营、提升运营人员创造能力的关键。以简便的操作，实现复杂的运营策略，帮助企业实现精细运营和精益成长。

5.3 “量质转换点”提升用户留存

什么是高留存量质转换点？企业私域用户包括新用户、复购用户、流失用户等不同类型用户，其中，高留存用户的某些共性特征就是高留存量质转换点。通过找到这些共性特征，并引导其他用户也产生这些共性特征，以此提升留存率。

不同产品的高留存量质转换点是不一样的，需要通过数据分析寻找。以易观方舟客户某智能健康硬件厂商的用户次月留存数据为例（见图 5-9），可以清晰地看到，当用户同步 14 次数据后，留存率明显提升，实现了由量到质的飞跃。

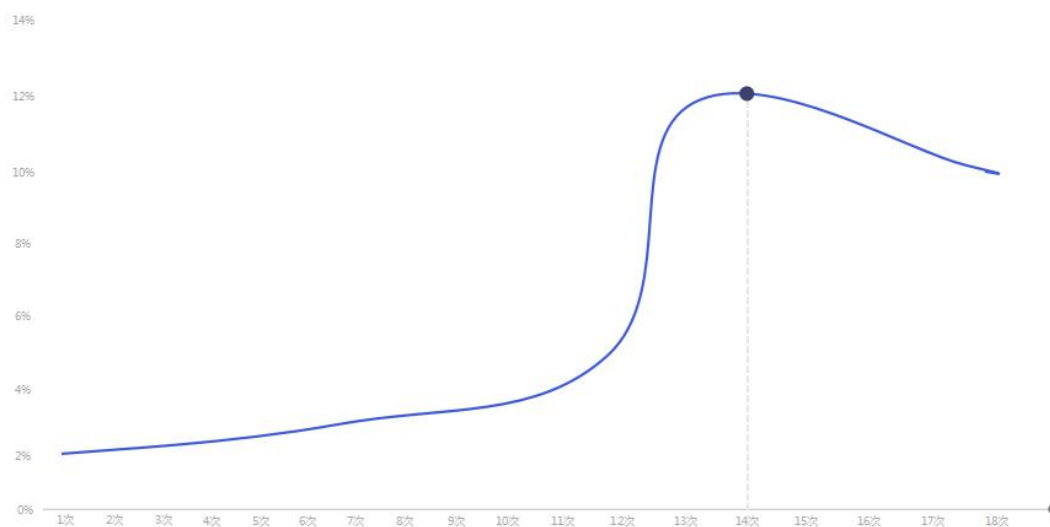


图 5-9 某智能健康硬件厂商用户次月留存数据

行为+数字，促成量质转换的关键节点

行为（同步数据）+数字（14 次），是促成这次量质转换的关键节点。其实，类似的量质转化点，在很多领域也屡见不鲜（实际上行业内也有叫“魔方行为数字”的）：

- 对 Facebook 来说，一个用户如果在注册的前 10 天就添加了 7 个好友，他就极有可能成为忠实用户；
- 对 Twitter 而言，当用户在注册后一个月内关注过其他 30 个用户时，留存率大幅提升；
- Snap 的用户，如果在一周内发送超过 2000 条消息时，他就离不开这个聊天工具了；
- 生鲜电商领域，当用户在前三月下单 3-5 次，或者半年内下单 6-10 次时，他有极大可能成为长期的忠实粉丝；
- 还有易观方舟曾服务的珠宝行业客户，发现了珠宝客户量质转换点，即在首次购买首饰后半年内，又来柜台买了第二单。

提升留存量质转换点 6 步法

如何寻找高留存量质转换点呢？易观方舟总结了高留存量质转换点的 6 步法。这 6 步法也是遵循了度量、分群和触达的理念。

Step1: 划分确定留存阶段周期（初期、中期、长期），根据行业确定留存指标和基准，对比实际数据和行业优秀数据，从而明确留存工作阶段重点和优先级。

Step2-3: 确定并跟踪群组，按时间（一般是按月）、按渠道、按不同频率次数等；尝试寻找高留存组特征。

Step4-6: 针对各阶段留存关键任务方向（初期阶段的指标寻找方向：用户体

验达到一定的次数才能强化对产品价值的认识；中期阶段：习惯养成的心理学，核心任务是让使用产品成为一种习惯；长期阶段：确保产品继续为用户带来更大价值，升级现有功能或者推出全新功能），相应对未达到量质转换点的用户细分分群，制定相应的触达方案，并闭环追踪评估效果。

易观方舟智能用户运营产品套件，包含的易观方舟智能分析工具、易观方舟智能运营工具能够完整支持以上步骤（[点此开始寻找量质转换点](#)）。具体方法（见图 5-10）：



图 5-10 高留存量质转换玩法的智能用户运营三部曲

案例：某商业综合体 App

以某商业综合体 App 为例，要如何寻找高留存量质转换点、以及促使非高留存用户转变为高留存用户呢？

首先，进行用户分群，多维度分析不同核心事件，包括签到、线上支付、核

销、线上积分兑换和自助上传积分（见图 5-11）。核心事件并不是仅仅是使用户产生购买的行为，也有承载用户服务的，我们需进行多维度分析。通过留存分析，找到各核心事件下高留存的用户群（图中黑色字体），再进行综合对比。



图 5-11 各核心事件下的高留存用户群

就签到这一行为而言，3 月份新注册用户当月签到 7 次的用户群，后期两个月的留存是最高的；3 月份新注册用户且支付过 2 次的用户群，后期留存也较好；3 月份新注册且核销过 2 次的用户群，留存也较高。

我们会发现，高留存组的特征并不是数字越大越好，而是要找到一个临界点。在临界点之前用户留存曲线增长明显，之后缓慢下降。对我们来说数字越大运营难度越大，次数越高门槛越高，因此只需找到临界点即可。

然后，通过综合对比（见图 5-12），虽然 3 月新注册签到 7 次（蓝色线条）的后期留存较高，但 3 月注册消耗积分 3 次（橙色线条）的用户在长远留存上更稳定。考虑到事件的具体性质，我们建议客户同时将「注册首月签到 7 次」和「注册首月消耗积分 3 次」作为高留存量质转换点。



图 5-12 3 月不同事件用户群留存对比

最后，分析高留存组的用户行为特征，为后期将更多用户转化为高留存用户的运营策略做数据支持。

例如，我们通过启动时间段分析，发现「注册首月签到 7 次」的用户组更喜欢在上午 9 点、10 点和下午 6 点、7 点签到（见图 5-13）。可尝试对首月注册且当天未签到的用户在晚上 8 点推送签到提醒，让新用户养成签到习惯。

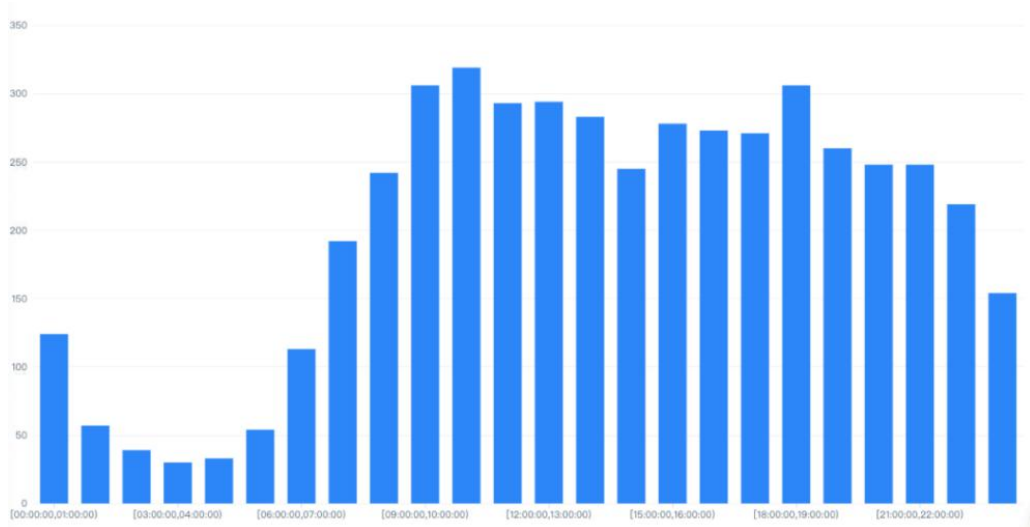


图 5-13 注册首月签到 7 次用户群首月启动时间段分析

例如，我们对「注册首月消耗积分 3 次」的用户群进行消耗方式分析，发现这些用户更愿意参与抽奖类的活动（如积分兑奖等）。可尝试将此类活动作为主动引导用户多次消耗积分的抓手。

例如，我们对「注册首月消耗积分 3 次」的用户群进行首月消耗积分行为间隔时长分析，发现高留存组用户再一次消耗积分的间隔时长中位数大致为 2.8 天。可尝试将 3 天作为时间节点，在新用户首次消耗积分后 3 天内无消耗行为时，对其进行主动触达。

通过分析高留存组的用户行为特征，我们可以制定引导更多新用户成为高留存用户的运营策略（见图 5-14），我们要考虑用什么样的方式、给什么样的人、在什么时机、发送什么样的内容、以达到什么样的核心目标。



图 5-14 高留存用户运营策略

此外，我们还给到该客户长期的运营策略建议，将高留存量质转换点融入固定运营策略。例如，将新注册用户在 30 天内签到满 7 次作为新手任务，任务完成后即可获得更多的奖励（如优惠券或积分），以此来促使用户主动签到、并养成签到习惯提升后期留存。

06

数据运营案例



6. 数据运营案例

6.1 幸福西饼

2008 年成立，至今已走过 13 个年头的幸福西饼，已经成为一家由数据和技术驱动的新零售烘焙品牌。从全力转型电商到线上线下相结合，幸福西饼不仅重构了烘焙行业的商业模式，更是为传统烘焙行业探索新零售提供了新思路，并逐渐成为行业驱动者。

目前，幸福西饼已拥有超 1500 万社交媒体粉丝，为超 2 亿人次提供优质烘焙产品带去幸福好味道。数据和技术是幸福西饼成为行业驱动者的核心驱动力。

因此，幸福西饼在选择数据化运营的合作伙伴上也要求甚高。经过多方评估，幸福西饼最终选择易观方舟为其提供新零售业务的数据分析与全场景私域用户运营产品及解决方案，并达成长期合作关系。自合作以来，幸福西饼的新零售小程序「幸福西饼 GO」大幅提升了产品的精准分析，以及用户的精准触达等数据化运营能力。

个性化精准下发，小程序弹窗转化率显著提升

「幸福西饼 GO」小程序运营最重要的是如何提升转化效能。弹窗是小程序转化新用户的强有力触点。如果对所有用户进行全量弹窗，那么弹窗的点击率相对较低。而通过易观方舟私域运营的微信生态运营工具，幸福西饼基于不同的人群进行小程序弹窗活动，提升弹窗的点击率。

此外，通过易观方舟智能分析，幸福西饼会对用户「从点击弹窗到支付」的整个路径进行数据分析，不断优化和简化小程序的支付转化路径，提升新用户的支付率。幸福西饼会针对不同的新用户，借助易观方舟个性化精准下发弹窗活动（见图 6-1）。



图 6-1 幸福西饼针对不同新用户的弹窗示例

用户分群运营策略，小程序充值用户数持续增长

要想提升小程序的 GMV，充值用户数的提升是非常重要的一环，一是需要考虑如何将新用户转化为充值用户，二是如何将已充值的老用户进一步转化为再充值用户。

通过易观方舟智能分析的分人群事件分析，多维度对不同用户群体进行数据洞察，幸福西饼制定相匹配的运营策略（见图 6-2）。



图 6-2 幸福西饼针对不同充值用户的运营策略示例

通过易观方舟私域运营的 WorkFlow 功能（见图 6-3），幸福西饼可以提前设置好给什么人、在什么时间、通过什么触达方式、发送什么内容。易观方舟将会自动判断活动中的各个节点状态，并根据预设的触发条件来运行下一步将要执行的动作，这大幅提升了小程序运营效率。

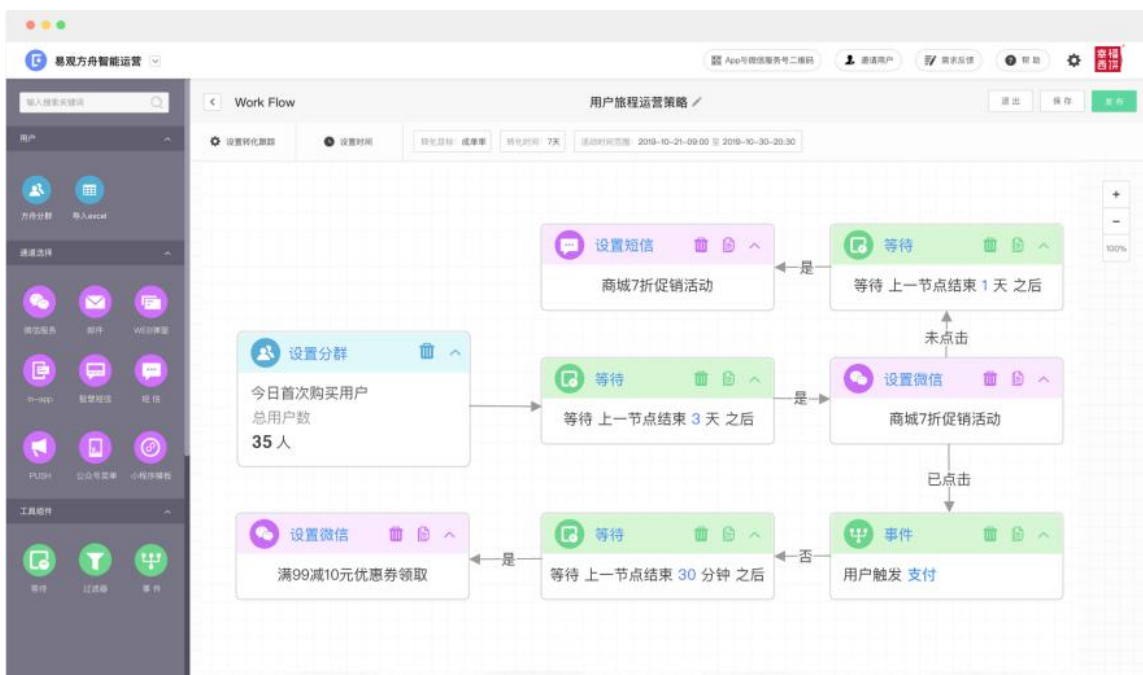


图 6-3 易观方舟私域运营-WorkFlow 功能示例

此外，幸福西饼还会结合每次的活动数据，在活动中及活动后进行数据分析，

进一步调优以找到最优充值用户转化方案。经过不断地迭代，「幸福西饼 GO」小程序的充值会员数已经连续数月持续增长，活动单日的充值金额也屡创新高。

数据化门店运营，产品报废率大幅降低

截止目前，幸福西饼已经在深圳、广州、上海、南京、北京、天津、重庆、长沙等全国 240 多个城市建立了 400 多个分布式制作中心。用户下单后，幸福西饼的分布式制作中心即可快速生产，覆盖范围内 2-5 小时专业冷链高效配送（见图 6-4）。

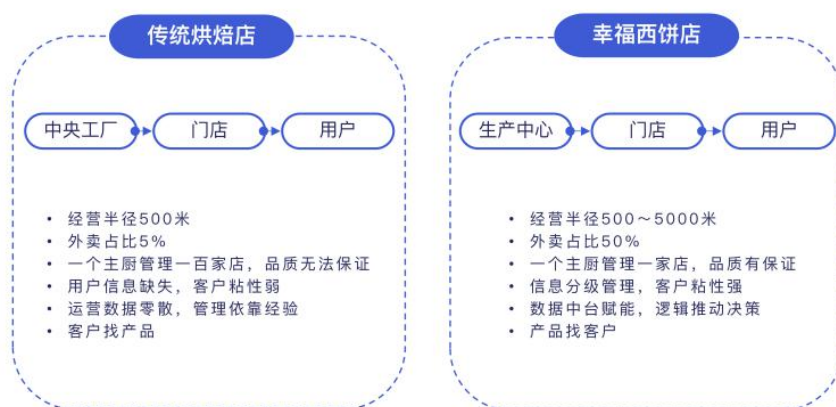


图 6-4 传统烘焙门店与幸福西饼新零售门店的区别

正是因为创新的分布式制作中心，幸福西饼敢于为用户做出“就敢减（每迟到 1 分钟减 1 元）、就敢退（货不对板退款不退货）、就敢送（迟到 30 分钟免费赠送）、就敢赔（早到或迟到 60 分钟以上，双倍赔付）”的幸福承诺，赢得用户的深度喜爱与广泛好评。

传统烘焙行业的产品报废率相对高。幸福西饼凭借数据和技术的创新在降低产品报废率上颇有成效。一方面，幸福西饼会通过易观方舟分析小程序上用户路径每

一个转化环节的各项数据，以此优化面包、饼干等产品的标题、图片等（见图 6-5）。数据同步到门店，指导门店的电子价签及门店商品卡片的优化，提升门店场景的销售效率。



图 6-5 易观方舟智能分析-智能路径功能示例

另一方面，幸福西饼会通过易观方舟数据看板实时监测各门店、各产品的销售数据，指导下门店的配货。例如，明天北京某门店预计生产多少 A 款面包、B 款饼干。以此提升线上下单线下配货的整体效率。

作为烘焙行业的驱动者，幸福西饼一直秉持“用心传递幸福”的服务理念，始终坚持“新鲜现做，准时送达”的原则，不断完善服务体系。以数据和技术作为核心驱动力的幸福西饼，已经逐步构建起“产品力、技术力、传播力”三位一体的核心竞争力。

正如幸福西饼集团高级副总裁刘苹女士所言：“易观方舟不仅为幸福西饼提供了数据驱动私域用户运营的产品，还提供了切实可行的落地方法。自合作以来，幸

福西饼新零售业务团队的数据运营能力显著提升，各项运营指标也显著增长”。

6.2 蜜雪冰城

蜜雪冰城是以新鲜冰淇淋茶饮为主的全国知名饮品连锁品牌。自 1997 年创立以来，始终坚持高质平价原则，品牌飞速发展。截至 2021 年 8 月 15 日数据，蜜雪冰城全国门店已接近 18000 家，按照中国 3000 座左右的三四线城市及县级市计算，平均每个县市就有 4-5 家蜜雪冰城，其中，蜜雪冰城在一线城市、新一线城市以及二线城市的门店数量突破 7000 家，占比接近 40%。

随着业务的高速发展，蜜雪冰城对数字化基础建设及数据决策的需求越来越迫切。传统管理手段在当前的规模递增效应下开始出现弊端，内部信息传递不及时，各业务部门日常的经营管理依赖手工统计逐层反馈，效率低下，区域及门店的异常表现也成为管理“黑洞”，难以快速洞察。

同时，随着蜜雪冰城门店的不断增加，业务扩展的不断壮大，传统业务系统下的轻量级数仓已经无法满足未来发展的数据需求，跨库多表取数，运行慢，缺乏分层建模，运维麻烦，排查问题复杂，提取数据一人一视图，复用性、可扩展性低、难交接、难梳理等问题逐渐显露，此时快速响应的可视化的 BI 数据分析平台和统一规范的企业级数仓的搭建迫在眉睫。

观远数据聚焦蜜雪冰城在数字化上的痛点与难点，为其提供了一整套数仓+BI 平台的解决方案，在公司范围内建立企业级数仓和可视化 BI，同时建设配套的数据管理体系，实现各类数据整合、集中存储。另外观远数据还引入成熟的分层建模方法，实现数据的精准管理，用适合蜜雪冰城的决策分析模型和智能分析体系，提升其专业数据分析能力，为公司各层级决策提供数据支持。

| 一站式数据融合，助力业务迭代

观远数据通过一站式智能数据分析平台，实现蜜雪冰城多个业务系统的数据接入，打破数据孤岛，减少沟通成本和系统集成接口，科学分层、实现数据贯通，提升了蜜雪冰城整体运营效能，同时也为企业提供自上而下、权限分明的数据视角。

多维度分析模型，赋能核心业务场景

观远数据帮助蜜雪冰城营运部门建立起从总部级到门店级的数据运营体系，支持时间维度和区域维度的切换，一键实现区域订货排名、门店销售排名、时段销售、商品畅滞销，新品上市等二十多种营运特色业务场景的分析，帮助业务端实时洞察各个环节可能存在的问题和潜在机会，实现企业持续增长。

构建经营驾驶舱，数据驱动运营闭环

观远数据通过和蜜雪冰城多个业务部门的走访调研，最终实现形成一版全流程链的指标体系，搭建了满足企业核心管理层、各级管理层和一线业务人员等不同角色的数据分析需求，打造“监控-分析-诊断-改善”的迭代闭环，赋能各级组织高效决策和快速反应。

通过观远数据的数字化解决方案，蜜雪冰城摆脱了经验驱动，实现了运营效能的提升，数据成为了支撑业务的通用语言，真正实现了数据驱动业务发展。

6.3 九阳胶囊豆浆机 Onecup

现代生活场景下，越来越多的厨卫家电不断丰富着我们的生活。围绕家居厨房场景，看看智能厨电品牌 Onecup 是如何通过数据驱动实现私域用户运营的。

作为九阳旗下专注于研发胶囊饮品机的独立子品牌，Onecup 的定位在继承了九阳健康优质品牌血统的同时，又将欧美盛行的胶囊咖啡机与国民度极高的豆浆机完美融合，利用先进的萃取技术，将豆浆的制作时间从 30 分钟压缩到 1 分钟，做到 1 颗胶囊一键式即时畅享。清新而有辨识度的外观设计，能够保证一周

不重样的花式胶囊选择，Onecup 收割了对饮品需求度极高，同时又担心健康问题的时尚白领们隐藏的少女情怀。按下开始键的同时拿手机记录下美好瞬间，暖胃又暖心。

Onecup 的用户足够垂直，而胶囊机“剃刀-刀片”式的消费模式保证了高度的粘性，却也存在一条目前消费电子领域普遍存在的问题：难统计、难转化。从电商平台或是实体商城买来后，无论是放在家中自用，还是摆在公司的茶水间与所有人共享，使用者都很难有耐心打开配套 APP 与设备互联，同时我们也无法知道买的人与用的人存在什么样的关系。

数据采集源不稳定，且与用户缺乏关联性，这必然导致了 Onecup 难以从线下实体业务数据中提炼用户特征，也没有充足的使用数据指导其进行产品和 APP 的改进。在 Onecup 找到易观方舟服务团队时，客户的需求非常明确：通过统一的用户 ID，打通各系统数据并进行指标规划，从而有效地进行数据分析。为了帮助 Onecup 打通业务数据，使运营人员能够第一时间便捷地进行数据分析，并进行精细化的用户运营，易观方舟服务团队选择从平台关联、数据可视化和用户触达 3 个方面开展优化工作。

全渠道数据打通，形成用户 OneID

Onecup 要想把产品卖到用户手中，势必会经过电商平台和线下电器商店等销售渠道，再通过下单动作发货给用户手中，并被带回用户家中进行使用。与中间商的订供货数据、用户在平台上的订单数据与设备的使用数据之间，难以进行有效串联，这导致我们无法得知是什么样的人购买了设备？带回家又是如何进行使用的？而在数据上一旦形成人货分离的尴尬情形，双方提供的信息都不再具有针对性的参考价值，也就无法根据人群进行精细化管理和产品迭代。

所以我们必须找到一个统一的 ID 作为线索，将各平台和线上、线下的数据关联起来，并导入数据库进行汇总，以还原完整的用户生命旅程。对此易观方舟服务团队选择了覆盖率最广且最容易获取的串联线索：用户的手机号码（见图 6-

6)。对于厨房小家电而言，设备的消费者与使用者往往就是同一个人，而下单与绑定行为都会涉及到手机号码的录入，利用手机号进行数据关联具有可操作性和低成本的特点。

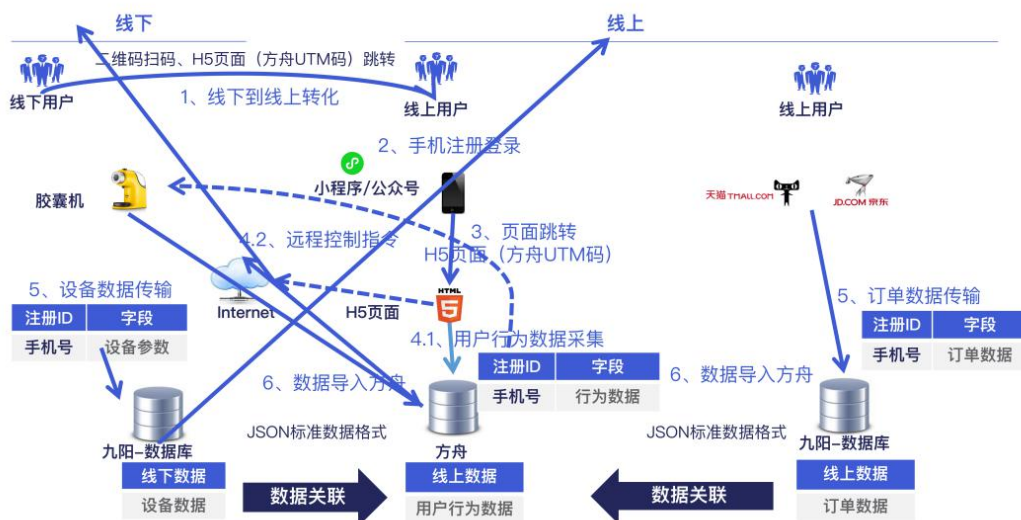


图 6-6 利用用户手机号码沟通多平台的业务数据

如上图所示，原本单向且不连续的数据，在设备绑定阶段被录入了手机号信息，我们就可以立刻追溯到电商平台的相关用户 ID，将使用者与使用习惯进行匹配，并统一汇总到易观方舟私域用户运营平台上进行管理，得到更加具体的用户画像和用户使用习惯，为精细化用户运营奠定基础。

数据可视化，多样化场景看板

在设备使用数据与下单用户数据进行关联并汇总后，还需要经过提取的步骤才能到达运营人员手中，成为用户分析的依据。然而，在 Onecup 之前的数据管理模式，不同的业务人员在工作过程中，一旦产生数据需求，就不得不通过 SQL 和 Python 从庞大的数据库中爬取目标数据，过程费时费力，无法做到快速即时的数据反馈，而操作还必然会涉及到一定的开发知识，对人员的使用门槛较高，拖

慢效率的同时还变相增加了企业的用人成本。

根据各岗位的职责分工，Onecup 的运营人员需要快速获取针对性的业务数据，易观方舟的数据看板功能可以很好地解决此类调取问题。无论是针对获取、留存、转化，还是用户画像、用户偏好，或者具体营销活动的后续反馈，易观方舟都提供了相应的预设看板，而通过相应字段和标签，使用者还能够自定义设置个性化的看板，同时支持多个看板相互切换，可视化、人性化和实效性，能够满足客户企业绝大部分运营人员的数据提取需求（见图 6-7）。



图 6-7 易观方舟电商 Demo 数据看板示例

精准用户触达，个性化营销

利用手机号码将平台用户信息与设备使用信息打通，然后通过易观方舟的看板功能实现数据可视化，运营人员接下来可以使用数据平台提供的用户分群功能对用

户进行更加精细的管理。基于用户使用偏好、频次和活跃周期等表现，Onecup 不仅能够预估市场需求，指导不同产品的生产计划，还能在分群之后，对接相应的推送平台透过短信触达用户，针对各类细分人群运用有针对性的营销策略，以促进用户的留存和复购行为（见图 6-8）。

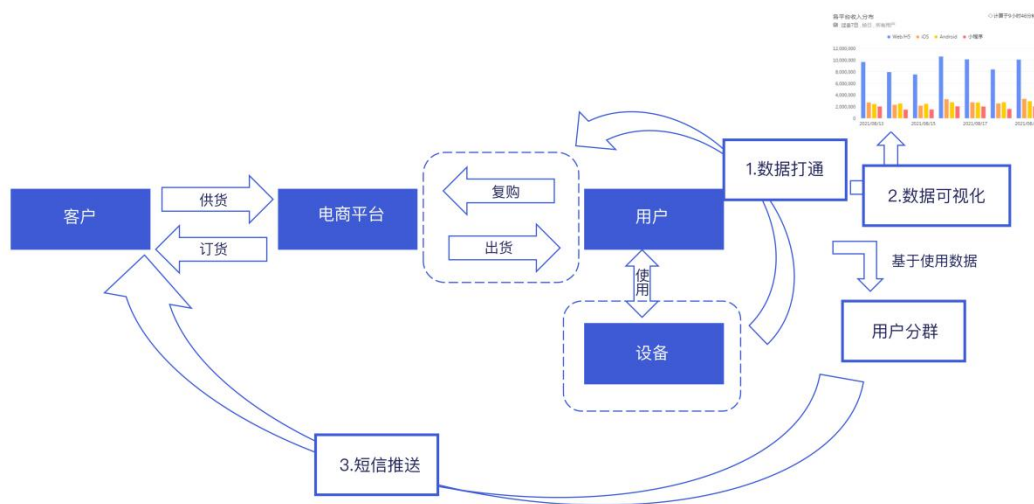


图 6-8 分析使用数据对接平台实现短信精准触达

以统一 ID 串联、围绕用户数据形成的运营及营销闭环，可以帮助运营者在易观方舟数据平台上进行自动化的便捷操作，实现一站式精细化的智能用户运营。既帮助企业有效利用了多个端口采集的业务数据，将其转变为可以持续开发的用户数据资产，又降低了企业进行用户管理和产品迭代工作中对运营人员的使用门槛，以较为低廉的成本实现企业的数字化管理。



易观方舟
analysysdata.com



观远数据
GUANDATA.COM

作者

易观方舟 观远数据

出品

易观方舟市场团队

编辑

罗兰瑞婧 易观方舟内容营销经理
贺林艳 易观方舟内容运营

设计

刘宏韬 易观方舟高级设计师