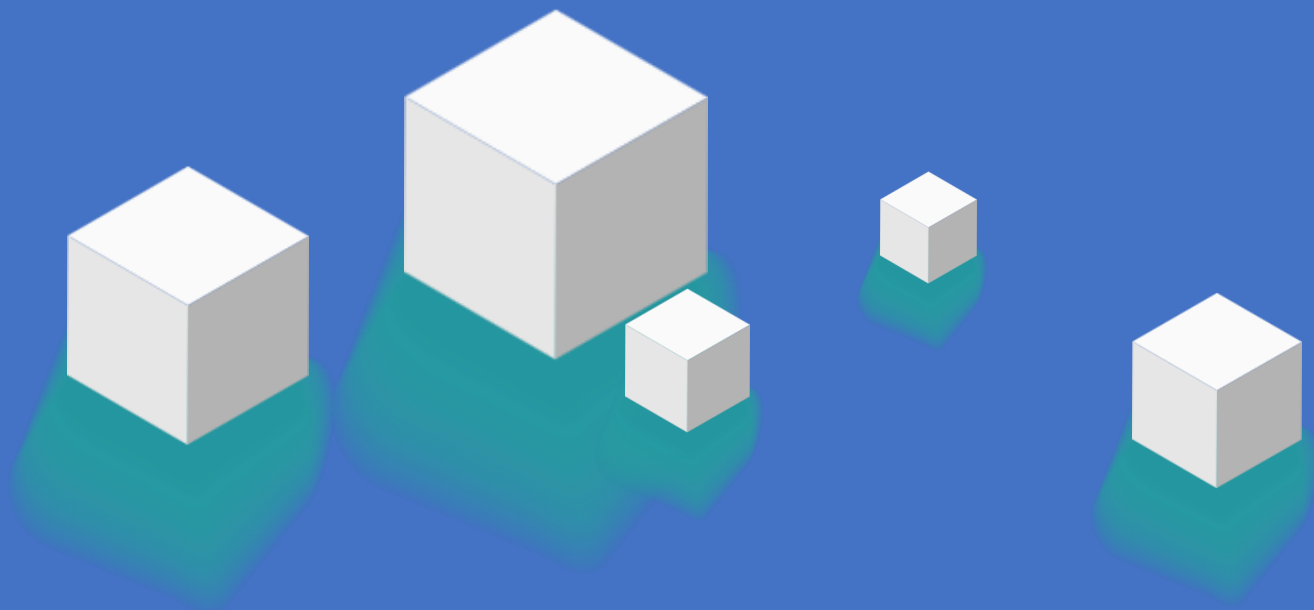


数据指标体系



>> 今天的学习目标

数据指标体系

- 如何理解数据分析流程
- 数据分析的价值如何体现
- 指标的异常波动变化（例如日活下跌）如何分析？
- 注册类和活跃类指标，你会看哪个？
- 指标与维度
- 北极星指标与虚荣指标
- 什么是OSM模型
- 指标体系的设计原则
- 场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析
- 搭建数据分析思维助手

数据分析面试常见问题

如何理解数据分析流程

Q1、你是怎么理解数据分析的？流程如何？

数据分析是基于对业务的理解，发现业务中的问题或潜在增长点，形成分析思路，并利用数据分析工具进行分析，给出结论和解决方案。然后协调各方推动方案落地，解决问题，回到业务中去的完整闭环。

数据分析的主要流程：

观察现状，留意变化，多维、交叉分析，预测趋势，生成策略，推动落地，复盘效果

数据分析的价值如何体现

Q2、你认为数据分析的价值如何体现？

数据分析不是简单的数据统计，不能只是一份数据报告，给出一些数字。要给出结论，**讲清楚数据背后的业务含义。**

数字的大小正负说明业务是好还是坏，有多好或者多坏。

明确数字背后的业务含义外，**还要给出背后的原因：**

好的方面是否可以复用拓展？

坏的方面原因是什么，应对方案是什么？

要把方案推动落地到业务中执行，并且跟进执行的效果和复盘，螺旋上升，**不断迭代优化。**

指标异常波动分析

Q3、指标的异常波动变化（例如日活下跌）如何分析？

确定数据来源是否可靠，确定指标的计算口径是否一致，确定是否是市场的整体趋势

描述性统计：下跌了多少

观察变化：同比下跌多少，环比下跌多少

评估变化/方差分析：跌幅是否在合理范围？

交叉分析/相关性分析：对指标进行拆解，有哪些指标可能和日活下跌有关系，有关系到什么程度

业务分析：这些指标的运营部门，是否有某些运营策略或者活动造成了这些指标的变化，间接导致日活下跌

回归分析/预测：还会跌几天？跌幅最坏到什么程度

风险/损失评估：日活下跌对产品的核心 KPI 有什么影响

制定策略：如何挽回损失/下次如何避免

数据分析通常是思维缜密，且全面，可以结合AI大模型，比如放到R1模型中进行Thinking，产生推理结果

指标选择

Q4、注册类和活跃类指标，你会看哪个？

不同时期关注的指标不同，应区别对待。

产品初期：关注产品的快速增长，会重点关注注册类指标。

产品成熟期：关注用户的使用粘性、深度等，会重点关注留存和活跃类指标。

Thinking：除了和产品周期相关，还有哪些维度需要关注？

市场环境 with 竞争态势

行业增长期：抢占市场需优先扩大用户基数（注册指标）。

红海竞争期：需通过提升活跃和留存构建壁垒（防流失）。

政策/经济变化：如市场萎缩时，需优化存量用户价值（活跃指标）。

可以使用DeepSeek-R1进行思考

指标概念

Q5、你理解的指标是什么？有哪些组成部分？

指标是用来定量评估业务表现和状态的核心工具，它具有明确的业务含义，并能够反映业务的变化和发展趋势。一个有效的指标通常由以下几个部分组成：

- 名称：指标的名称应简洁明了，直接反映出其衡量的目标。例如，“日活跃用户数”。
- 定义（口径）：这是对指标的具体定义，明确了如何计算该指标。例如，“日活跃用户数：一天内打开APP至少一次的独立用户数量”。
- 计算方法：包括用于生成指标的具体规则、公式或算法。例如，对于“日活跃用户数”，需要统计一天内唯一打开过APP的用户ID数量。
- 维度：指标通常是与一个或多个维度联合使用的，以提供更深入的分析视角。

维度可以是时间（如每日、每月）、地理区域（如国家、城市）、用户属性（如年龄、性别）等。

指标概念

Q6、指标和维度的区别和联系？

指标 (Metric)

指标是用来衡量和评估特定业务表现的具体数值。它通常是量化的，能够直接反映出业务的好坏程度或进展状态。例如，在电商行业，每日销售额、订单数量、客单价等都是常见的指标。

维度 (Dimension)

维度则提供了观察和分析这些指标的不同角度或上下文环境。通过维度，我们可以更深入地了解指标的变化原因或者模式。比如时间（如某天、某月）、地理位置（如城市、省份）、用户属性（如年龄、性别）等都可以作为维度来分析。

指标概念

Q7、什么是北极星指标？什么是虚荣指标？

北极星指标也被称为第一关键指标，是指业务在当前阶段最为关注的一个指标，引导当前业务的发展。

一个有效的北极星指标应该能够直接反映产品为用户提供的核心价值，并且与长期的商业目标紧密相关。

- 在线教育平台：如果它的核心价值在于帮助学生获得新技能并完成课程，那么北极星指标可能是“每月完成课程的学生数”。
- SaaS公司：对于一家SaaS公司来说，如果它的主要目标是增加订阅用户的数量和保持高的客户留存率，那么北极星指标可能是“月度经常性收入（MRR）”或“净推荐值（NPS）”。

虚荣指标指的是那些看起来很美好但实际上并不能准确反映业务健康状况的数据。这些指标往往只展示了增长的一面，而忽略了其他因素，比如流失率、活跃度等。虽然它们可能对提升团队士气有一定作用，但对于制定战略决策几乎没有帮助。

常见的虚荣指标包括累计用户数、累计销量、累计销售额等，都是只见涨不见跌的虚荣指标。

OSM模型

Q8、什么是OSM模型？

OSM模型是一种常用的指标体系设计框架，它将指标体系分解为三个层次：

- Objective（目标）

通常是一个长期且宏观的方向性陈述。它回答的是“我们想要达到什么？”的问题。

示例：一家电商公司的目标可能是“提升用户活跃度”或“增加销售额”。

- Strategy（策略）

为了实现目标而采取的具体行动策略。它回答的是“我们如何实现目标？”的问题。

示例：为了实现“提升用户活跃度”的目标，电商公司可能采取的策略是“增加用户留存率”或“优化用户体验”。

- Metric（指标）

用于衡量策略执行效果的具体指标，它回答的是“我们如何衡量策略是否有效？”的问题。

示例：为了衡量“增加用户留存率”的策略，可能会使用“日活跃用户数（DAU）”或“7日留存率”作为核心指标。

指标体系的设计原则

Q9、指标体系的设计原则是什么？

目标导向原则：指标的设计首先要明确目的是什么。是为了评估项目绩效、监控业务健康状况还是为了支持决策制定？确保每个指标都直接与组织的战略目标或具体业务目标相关联。

SMART原则：指标应该是具体的(Specific)、可度量的(Measurable)、可达成的(Achievable)、相关的(Relevant)和有时限的(Time-bound)。这有助于确保指标能够提供有价值的信息，并且可以有效地被追踪和评估。

平衡性原则：指标体系应该覆盖到所有关键方面，包括财务和非财务指标、过程和结果指标、短期和长期指标等。

简化原则：尽量减少不必要的复杂性和冗余指标。也能更好地集中注意力于最重要的问题上。

动态调整原则：随着时间推移，组织的目标可能会发生变化，因此指标体系也需要定期进行审查和更新。

数据可获得性原则：选择那些所需数据容易获取并且成本合理的指标。如果收集数据过于困难或者成本过高，那么即使该指标理论上非常有用，也可能不切实际。

用户友好原则：指标及其报告方式应当对使用者来说直观易懂，便于不同层次的人员理解。

A/B测试

Q10、什么是 A/B test? 核心原理和应用场景?

A/B测试是一种用于比较两种或多种版本的测试对象（如网页、应用界面、算法等），通过小样本量的实验来评估哪个版本更有效地达到某个特定目标的方法。这种方法基于统计学原理，特别是假设检验，以确定不同组的结果之间的差异是否具有统计显著性。

核心原理

随机分配：将用户随机分配到对照组和多个实验组中。

控制变量：除了待测试的变量（即要比较的不同元素）外，确保所有其他条件在各组间保持一致。

观察与测量：对每个组施加不同的处理（如不同的网页设计、促销策略），观察这些组在指定时间内的表现。

假设检验：判断实验组与对照组之间是否存在显著差异，并以此为依据决定是否采用新的改动。

A/B测试

应用场景举例

产品功能优化：假设你正在运营一款移动新闻应用，并考虑更新**文章推荐算法**。你可以进行A/B测试，其中一部分用户（对照组）继续使用旧算法，而另一部分用户（实验组）则体验新算法。一段时间后，比较两组用户的平均阅读时长、点击率等指标，看新算法是否提升了用户体验。

网页设计改进：对于电子商务网站，想要知道哪一个**购买按钮颜色**更能促进销售转化。你可以设置两个版本的网站首页，其中一个版本使用红色购买按钮（实验组），另一个版本使用蓝色购买按钮（对照组）。经过一定时间的数据收集后，通过分析哪一组的购买转化率更高来决定最终的颜色选择。

营销策略调整：如果你希望提高邮件营销活动的效果，可以尝试**不同的邮件主题**。一部分订阅者收到带有“A”主题行的邮件（对照组），另一部分收到带有“B”主题行的邮件（实验组）。根据打开率和点击率来评估哪种策略更有效。采用新的改动。

场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析

场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析

场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析

背景描述：

某社交平台（DAU约500万）在过去两周内，核心用户活跃指标（DAU、日均使用时长）突然出现连续下滑，周环比下降15%。同时，新用户次日留存率从40%降至28%。运营团队初步排查未发现明显的版本更新、服务器故障或外部舆情事件。作为数据分析师，你被要求快速定位问题原因并提出解决方案。

任务要求：

1、数据诊断与归因：

- 你会如何验证数据的准确性？列举可能的数据校验点。
- 如何通过指标拆解和维度下钻（如用户分群、功能模块、时间周期等）定位异常原因？给出至少3个分析方向。

2、指标与维度设计：

- 针对该场景，你会定义哪些核心指标作为北极星指标？为什么？
- 若发现某用户群体（如iOS用户、某地域用户）活跃度下降明显，如何设计维度交叉分析进一步挖掘原因？

3、解决方案设计：

- 如果分析发现是某一核心功能（如"消息通知系统"改版）导致活跃下降，如何通过数据验证因果关系？
- 结合业务实际，提出短期止血方案和长期优化策略，需包含具体执行动作（如运营活动、产品迭代等）。

场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析

考察重点：

- 数据分析流程的完整性（问题定义→假设→验证→结论）
- 指标体系的搭建能力（关键指标选择、维度拆解逻辑）
- 业务敏感度（对用户行为与产品功能的关联性理解）
- 解决方案的落地性（平衡数据洞察与执行成本）

加分项：

- 提出通过A/B测试、用户调研等多方法交叉验证
- 区分虚荣指标（如总注册用户数）与行动导向指标（如留存用户互动率）
- 考虑外部因素（如竞品动作、节假日影响）的排除分析

场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析

解答参考：

一、数据诊断与归因

1. 验证数据准确性的校验点

- **数据完整性校验**：检查埋点覆盖率（如关键功能埋点是否缺失）、数据上报延迟/丢失（如日志时间戳与事件触发时间是否一致）。
- **埋点准确性验证**：抽样用户行为日志，确认核心事件（如登录、消息通知点击）是否准确记录。
- **计算逻辑一致性**：核对DAU定义（是否剔除机器人账号）、留存率统计口径（是否因新用户定义变更导致偏差）。
- **外部干扰排除**：确认数据波动是否由系统故障（如CDN异常导致页面加载失败）或第三方数据源错误（如渠道归因模型调整）引起。

场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析

2. 指标拆解与维度下钻方向

用户分群对比：

- 新用户 vs 老用户：若新用户次日留存骤降，可能注册流程或新手引导出现问题；若老用户活跃同步下降，需排查核心功能或付费权益变动。
- 设备/系统维度：iOS用户活跃度下降是否与系统兼容性（如iOS 17适配问题）或特定机型（如iPhone 15 Pro发热导致使用中断）相关。

功能模块分析：

- 核心功能渗透率：对比消息通知打开率、Feed流刷新次数、社交互动（评论/点赞）等模块的使用时长，定位异常功能。
- 漏斗分析：若消息通知点击率下降但到达率正常，可能通知文案或跳转链路失效。

时间周期下钻：

- 按小时粒度分析活跃趋势：若活跃低谷集中在特定时段（如晚间高峰），可能与服务器负载或竞品活动（如直播）有关。
- 事件关联性：检查活跃下降是否与某次灰度发布、AB测试开启时间重合。

场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析

二、指标与维度设计

1. 北极星指标选择

核心指标：

- DAU（日活跃用户数）：直接反映用户参与度，但需结合留存和时长分析健康度。
- 7日留存率：衡量用户粘性，帮助判断功能改版是否影响长期留存。
- 日均互动事件数（如消息发送、内容发布）：反映用户深度参与情况，避免单纯依赖“在线时长”虚荣指标。

选择理由：DAU是用户规模的直接体现，留存和互动率能穿透表面波动，揭示用户价值变化。三者结合可全面评估“用户活跃度”问题。

场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析

2. 维度交叉分析设计

假设当前情况：某地域iOS用户活跃下降

- 设备+网络环境：检查该地域运营商网络波动（如DNS解析失败）是否导致iOS端请求超时。
- 功能+版本交叉：分析iOS最新版本用户是否因消息通知改版（如权限弹窗设计变更）导致功能使用率下降。
- 行为路径+用户画像：对比高价值用户（如付费用户、KOL）在该群体中的行为变化，判断是否因核心功能体验问题导致流失。

场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析

三、解决方案设计

1. 验证因果关系的方法

- **AB测试回溯**：对比已升级消息通知系统的用户（实验组）与未升级用户（对照组）的DAU、留存率差异，排除其他变量干扰。
- **用户行为序列分析**：统计触发消息通知后未进行下一步操作（如进入聊天页）的用户占比，验证改版是否导致行为断点。
- **日志错误排查**：检查消息通知接口返回错误码（如推送失败率激增）或客户端崩溃日志是否与改版相关。

场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析

2. 短期止血与长期优化策略

短期方案：

- 产品侧：快速回滚消息通知系统至旧版，或增加引导提示（如弹窗教育用户新功能使用方法）。
- 运营侧：针对沉默用户推送激励（如限时积分奖励），并通过PUSH通知召回流失用户。

长期策略：

- 功能迭代：基于用户反馈优化消息通知逻辑（如个性化推送时间、减少打扰频次），并通过小流量AB测试验证效果。
- 监控体系：建立核心功能健康度看板（如消息通知到达率、点击率、转化率），设置自动化报警阈值。
- 用户研究：结合问卷调研与深度访谈，挖掘用户对核心功能的真实需求与痛点。

场景面试：某社交平台用户活跃度异常波动分析

四、加分项补充

多方法交叉验证：

- 通过热力图分析用户在新版消息通知页面的点击热区，结合用户访谈（如“为何减少使用通知功能”）验证数据结论。

虚荣指标与行动指标区分：

- 拒绝单纯优化“总推送量”（虚荣指标），转而关注“通知点击后会话发起率”（行动指标）。

外部因素排除：

- 对比竞品同期版本更新日志，确认是否上线强拉新功能（如红包裂变）；
- 检查节假日影响（如高考期间学生用户活跃自然下降），通过同比（非环比）数据排除干扰。

Summary

通过完整的数据分析流程（问题定义→多维拆解→假设验证→归因落地），将数据波动转化为业务动作：

- **数据驱动归因：**从用户、功能、时间维度锁定问题边界；
- **精准指标设计：**以北极星指标为核心，避免陷入局部优化陷阱；
- **平衡短期与长期：**快速止损的同时建立长效防控机制，体现数据分析对业务决策的实际价值。

Summary

Thinking：DeepSeek-R1 经过46秒完成的方案设计，人的定位是什么？

• 战略对齐

对齐公司的战略目标，确保数据分析工作能为决策提供支持。他们不仅是数据的解读者，还要将分析与实际业务需求对接。

• 提问能力

提出有价值的问题，深刻理解问题背景，识别潜在的数据需求。好的问题能够引导AI模型更准确地进行推理和分析。

• 筛选结果

在大量推理结果中筛选出有价值的信息。并根据企业情况识别哪些结果是重要的。

• 保障运行

确保AI大模型的执行稳定性和准确性，保障分析工作顺利进行。



DeepSeek Reasoner

02/08 14:09

已深度思考 (用时 46.4 秒)

嗯，我现在要解决这个关于社交平台用户活跃度异常波动的问题。首先，我得理清清楚题目中的各个任务要求，然后逐步分析每个部分应该怎么回答。让我先回顾一下题目内容，确保自己理解正确。

题目分为三个主要部分：数据诊断与归因、指标与维度设计、解决方案设计。每个部分都有具体的问题需要回答。首先，我需要确保自己能够覆盖所有考察重点，比如流程完整性、指标体系搭建、业务敏感度以及解决方案的落地性。同时，还要注意加分项，比如多方法交叉验证、区分虚荣指标和行动导向指标，以及外部因素的排除。

先从数据诊断与归因开始。第一个问题是验证数据的准确性，可能需要考虑数据收集的正确性、数据传输过程中的问题，以及数据处理步骤是否有误。比如，是否有埋点错误、数据上报延迟或丢失，或者计算逻辑是否有变更等。接下来，如何通过指标拆解和维度下钻来定位异常原因，可能需要分用户群体、功能模块、时间周期等方向来分析。比如，检查不同用户群（如新老用户、不同地区、不同设备）的活跃变化，或者查看各个功能模块的使用情况是否下降，或者是否特定时间段出现问题。

然后是核心指标的选择。北极星指标应该是最能反映业务健康度的指标，比如DAU可能是一个，但需要结合留存和用户时长，或者可能选择用户参与度相关的复合指标。接着，如果发现某个用户群体活跃下降，如何进行维度交叉分析？可能需要结合设备型号、操作系统版本、地域的网络状况、用户行为路径等，进一步细分问题。

解决方案部分，如果确定是某个核心功能改版导致的问题，如何验证因果关系？可能需要A/B测试比较新旧版本的用户行为差异，或者分析该功能的使用率与活跃度的相关性。短期止血方案可能是回滚功能或紧急修复，长期则是优化功能并加强测试。同时，要考虑运营活动来提升用户参与，比如推送通知或奖励机制。

现在，我需要确保每个部分都覆盖到，并且逻辑清晰。例如，在数据验证部分，要列出具体的校验点，如数据完整性、埋点准确性、计算逻辑正确性、外部因素排除等。在拆解分析方向时，要具体说明如何分用户群、功能模块和时间周期，每个方向可能发现的问题。比如，用户分群可能发现某个地区的用户下降，功能模块分析可能发现消息通知功能使用减少，时间周期可能发现某个时间段后的下降趋势。

指标设计方面，北极星指标可能需要综合DAU、留存率和用户时长，因为单独一个指标可能不够全面。同时，要解释为什么选择这些指标，比如它们直接反映了用户参与和留存，对平台长期发展至关重要。

在维度交叉分析时，比如发现iOS用户活跃下降，可能需要结合设备型号（如iPhone X vs 新机型）、iOS版本、地域（某些地区是否有问题）、用户行为（是否某个功能在iOS上出现问题）等交叉分析，找出具体原因。

验证因果关系时，可能需要对比实验组和对照组的数据，比如在消息通知改版的版本和旧版本中，用户的活跃度和留存率是否有显著差异，同时排除其他变量的影响。此外，用户反馈和日志分析也可能帮助确认问题。

短期和长期的解决方案要具体，比如短期回滚功能或推送引导，长期进行用户调研和迭代优化，同时建立更完善的监控和测试流程。

还要考虑加分项，比如多方法验证，区分虚荣指标，如总注册用户数可能不直接反映活跃，而留存用户互动率更有行动导向。排除外部因素，比如检查是否有竞品活动或节假日影响，可以通过对比历史数据或竞品分析来确认。

整体上，需要确保回答结构清晰，覆盖所有问题点，并且展示出对数据分析流程的掌握，从问题定义到假设，验证，再到结论，同时结合业务实际提出可行的解决方案。可能需要避免遗漏某些步骤，比如在数据校验时，不仅要检查数据本身，还要考虑外部因素和数据采集的各个环节。另外，在分析方向中，要具体说明每个分析方向可能揭示的问题，比如用户分群可能揭示某个特定群体的问题，功能模块分析可能找到具体功能的问题，时间周期可能发现某个事件后的变化。

总之，需要系统性地一步步拆解问题，结合数据和业务知识，确保每个分析步骤都有明确的目的和方法，并且解决方案切实可行，兼顾短期和长期效果。

搭建数据分析思维助手

数据分析思维助手

Thinking：如何搭建数据分析思维助手，针对用户的数据分析场景，提供解决思路 and 方案

使用DeepSeek-R1进行推理

数据分析思维助手

共 2 条对话

我是数据分析思维助手，有数据分析需求就来问我吧。

预设提示词

场景题目：某社交平台用户活跃度异常波动分析

背景描述：

某社交平台（DAU约500万）在过去两周内，核心用户活跃指标（DAU、日均使用时长）突然出现连续下滑，周环比下降15%。同时，新用户次日留存率从40%降至28%。运营团队初步排查未发现明显的版本更新、服务器故障或外部舆情事件。作为数据分析师，你被要求快速定位问题原因并提出解决方案。

任务要求：

数据诊断与归因：

你会如何验证数据的准确性？列举可能的数据校验点。

如何通过指标拆解和维度下钻（如用户分群、功能模块、时间周期等）定位异常原因？给出至少3个分析方向。

指标与维度设计：

针对该场景，你会定义哪些核心指标作为北极星指标？为什么？

若发现某用户群体（如iOS用户、某地域用户）活跃度下降明显，如何设计维度交叉分析进一步挖掘原因？

解决方案设计：

如果分析发现是某一核心功能（如“消息通知系统”改版）导致活跃下降，如何通过数据验证因果关系？

结合业务实际，提出短期止血方案和长期优化策略，需包含具体执行动作（如运营活动、产品迭代等）。

考察重点：

数据分析流程的完整性（问题定义→假设→验证→结论）

指标体系的搭建能力（关键指标选择、维度拆解逻辑）

业务敏感度（对用户行为与产品功能的关联性理解）

解决方案的落地性（平衡数据洞察与执行成本）

加分项：

数据分析思维助手

使用DeepSeek-R1进行推理：<think> ... </think>

<think> 好的，我现在需要解决用户关于社交平台用户活跃度异常波动的问题。首先，用户提供了详细的场景和任务要求，我需要按照步骤一步步分析，确保覆盖所有考察重点和加分项。

首先，数据诊断与归因部分，用户问如何验证数据准确性。我应该想到检查数据采集的各个环节，比如埋点是否正常，数据上报是否有延迟或丢失，还有数据处理的流程是否正确。可能还要对比不同数据源的一致性，比如内部日志和第三方统计工具的数据是否一致。另外，需要确认是否数据异常是全局性的还是特定群体或功能的，比如某些地区或设备类型的数据是否有问题。

接下来是指标拆解和维度下钻。用户要求至少三个分析方向。这里可能需要从用户分群（如新老用户、不同地区、设备类型）、功能模块使用情况（比如消息通知、feed流、个人主页等），以及时间周期（如按天、小时分析波动情况）入手。比如，如果发现iOS用户的活跃度下降明显，可能需要进一步查看iOS的某个版本或某个功能改版的影响。另外，检查是否某个核心功能的使用时长下降导致整体活跃度降低。

然后是核心指标的选择。北极星指标应该能综合反映用户活跃和留存，比如DAU结合日均使用时长，或者用户留存率。需要解释为什么选择这些指标，比如它们直接关联用户粘性和产品健康度。

维度交叉分析方面，如果发现某个用户群体活跃度下降，可能需要结合其他维度，比如操作系统版本、功能使用频率、用户行为路径等。例如，iOS用户活跃下降，可以交叉分析他们的消息通知打开率、App崩溃率，或者最近是否有版本更新影响了特定功能。

解决方案设计中，如果核心功能改版导致问题，需要通过A/B测试或回滚实验来验证因果关系。比如将用户分为对照组和实验组，观察活跃度差异。同时，短期止血方案可能包括回滚功能、增加引导提示或运营活动激励用户；长期策略可能需要优化功能设计，加强用户反馈循环，建立更健壮的数据监控体系。

还需要考虑外部因素，比如竞品动作、季节性影响或节假日，这些可能需要排除。比如查看同期竞品是否有促销活动，或者是否有节假日导致用户行为变化。

在回答过程中，要注意结构清晰，覆盖所有任务要求，并且体现数据分析的流程：问题定义、假设、验证、结论。同时，加分项如多方法验证、区分虚荣指标和行动指标，以及外部因素分析都要提到。确保解决方案具体可行，平衡数据洞察和执行成本。

</think>

数据分析思维助手

经过<think>之后的，推理结果

数据分析流程与解决方案

一、数据诊断与归因

1. 数据准确性验证

- 数据校验点：

- 埋点校验：检查核心功能（如消息通知、Feed流）的埋点是否因版本更新失效或上报错误。
- 数据链路完整性：确认数据采集（客户端/服务端）、传输、清洗、存储全链路无异常（如日志丢失、ETL任务失败）。
- 多源对比：对比内部数据（如DAU）与第三方统计平台（如Firebase、神策）的一致性，排除单源数据污染。
- 极端值过滤：检查是否存在异常设备ID（如测试账号、机器账号）干扰数据。

2. 指标拆解与维度下钻

- 分析方向：

- 用户分群对比：

- 新用户 vs. 老用户：若新用户次日留存暴跌，可能指向注册流程、新手引导或首日体验问题。
- 高价值用户（如付费用户、高频互动用户）是否受影响更严重？

- 功能模块分析：

- 核心功能使用率（如消息通知点击率、Feed流浏览时长）是否同步下降？
- 检查用户行为漏斗（如打开App→查看消息→发布内容）的流失环节。

- 时空维度：

- 地域分布：是否特定地区（如某省份网络故障）或语言版本用户活跃下降？
- 时间粒度细化：按小时段分析活跃趋势，是否与某功能上线时间点关联？

数据分析思维助手

经过<think>之后的，推理结果

二、指标与维度设计

1. 北极星指标选择

- 核心指标：
 - DAU（日活用户数）：直接反映用户基础活跃水平。
 - 7日留存率：衡量用户粘性，比次日留存更稳定（避免单日波动干扰）。
 - 日均使用时长（分群对比）：定位功能模块或用户群体异常。
- 选择理由：DAU是活跃度基础指标，结合留存和时长可判断用户质量，避免仅关注单一虚荣指标（如总注册用户数）。

2. 维度交叉分析设计

- 示例：若发现iOS用户活跃下降明显，可交叉分析：
 - 版本维度：iOS 15 vs. 16用户是否表现一致？
 - 功能关联：iOS用户对消息通知的依赖度是否更高？检查通知触达率、点击率。
 - 行为路径：iOS用户是否在某个关键步骤（如登录、内容发布）流失率陡增？

三、解决方案设计

1. 因果验证（以消息通知改版为例）

- 验证方法：
 - A/B测试：将用户随机分组，对照组保留旧版通知系统，实验组使用新版，对比活跃指标差异。
 - 自然实验：若改版已全量上线，分析改版前后同一用户群的活跃变化（PSM匹配相似用户群）。
 - 用户反馈：结合应用商店评论、客服工单中关于通知功能的负面反馈占比。

2. 短期止血方案

- 功能回滚：若验证为功能改版导致，快速回退旧版设计。
- 补偿策略：针对受影响用户（如iOS高活用户）推送福利活动（如限时徽章、积分奖励），提升打开率。
- 紧急引导：在App内增加弹窗引导用户开启通知权限，优化文案（如“开启通知，不错过好友消息”）。

数据分析思维助手

经过<think>之后的，推理结果

3. 长期优化策略

- 产品迭代：
 - 基于用户行为数据优化通知系统（如个性化推送时间、内容优先级排序）。
 - 建立灰度发布机制，确保新功能上线前通过小流量测试验证核心指标。
- 数据基建：
 - 搭建实时监控看板，对核心功能模块设置阈值告警（如消息点击率下降5%触发预警）。
 - 建立用户分群标签体系（如“沉默用户”“高危流失用户”），支持精准运营。

四、外部因素排除

- 竞品分析：监控竞品同期是否上线新功能（如短视频社交功能）导致用户迁移。
- 节假日/季节影响：排除特殊时段（如考试季、极端天气）对用户行为的干扰。
- 政策变化：检查是否因隐私政策调整（如iOS ATT框架）导致广告投放效率下降，间接影响新用户质量。

五、加分项落地

- 虚荣指标 vs. 行动指标：
 - 拒绝仅关注总注册用户数，转向“新用户完成核心路径比例”（如发布第一条动态）。
 - 用“留存用户互动率”（如评论/点赞次数）替代单纯的DAU，衡量真实活跃度。
- 多方法交叉验证：
 - 结合热力图分析（如消息通知入口点击热度）、用户访谈（招募流失用户深度调研），验证数据结论。

总结

通过***数据校验→多维拆解→因果验证→分层落地***的完整链路，将问题归因到具体功能或用户群体，并提供可执行的解决方案，体现数据分析驱动业务决策的核心价值。

数据分析思维助手

Thinking：使用什么框架，搭建数据分析思维助手的底层逻辑？

Qwen-Agent 开发框架：

<https://github.com/QwenLM/Qwen-Agent>

一个Agent开发框架。充分利用Qwen Model的指令遵循、工具使用、规划、记忆能力。

Qwen-Agent支持的模型形式：

- DashScope服务提供的Qwen模型服务
- 支持通过OpenAI API方式接入开源的Qwen模型服务。

数据分析思维助手

```
llm_cfg = {  
    'model': 'deepseek-r1',  
    'model_server': 'https://qianfan.baidubce.com/v2',  
    'api_key': 'bce-v3/.../...',  
    'generate_cfg': {  
        'top_p': 0.8  
    }  
}
```

如果原版的DeepSeek API不稳定，可以使用第三方，如
百度云 => 千帆ModelBuilder => 示例代码中心 => 对
话Chat V2 => 选择 deepseek-r1

鉴权参数 ? 获取鉴权参数



* Authorization: ?

Bearer



选择模型： 比如 deepseek-r1, deepseek-chat, ernie-4.0-8k-latest

选择模型服务器地址

设置API_key： 大模型服务商会通过API_KEY提供服务，消耗token

生成参数，比如

Temperature: 较高的数值会使输出更加随机，而较低的数值会使其更加集中和确定。默认0.95，范围 (0, 1.0]，不能为0。

Top_p: 影响输出文本的多样性，取值越大，生成文本的多样性越强。默认0.8，取值范围 [0, 1.0]。

建议该参数和temperature只设置1个。

Penalty_score: 通过对已生成的token增加惩罚，减少重复生成的现象。说明：值越大表示惩罚越大。默认1.0，取值范围：[1.0, 2.0]。

数据分析思维助手

```
from qwen_agent.agents import Assistant

system_instruction = """我是数据分析思维助手，用户告诉你业务场景，你需要给出具体的解决方案。"""

tools = []
files = []

# 创建Qwen-Agent Assistant实例
bot = Assistant(llm=llm_cfg,
               system_message=system_instruction,
               function_list=tools,
               files=files)
```

Qwen-Agent 除了可以调用llm以外，提供了function call 和 知识库等多种功能

数据分析思维助手

```
response = wucaidata_method_bot.bot.run(messages=messages)
# 创建生成器函数，以流形式获取并返回数据
def generate():
    last_position = 0
    function_flag = False
    for message in response:
        if message:
            temp_content = message[-1]['content']
            temp_role = message[-1]['role']
            # 不显示中间的function结果
            if temp_role == 'function':
                function_flag = True
                continue
            new_content = temp_content[last_position:]
```

```
# 增加一个换行
if function_flag:
    new_content = '\n\n'+new_content
    function_flag = False
last_position = len(temp_content)
temp_message =
data_processing.stream_data(new_content)
    print(f"data: {json.dumps(temp_message)}\n\n")
    yield f"data: {json.dumps(temp_message)}\n\n"
    return Response(generate(), content_type='text/event-stream',
headers=stream_headers)
```

这里是我写的示例代码，可以作为参考。

基本上是通过 bot.run 进行执行，获取 response

因为 response 是全部的，需要找到上一次的 diff 进行流失显示

Thinking & Action

Action1：整理你对以下知识体系的理解

- 你是如何理解指标和维度的？
- 北极星指标与虚荣指标指的是什么？
- 什么是OSM模型？
- 指标体系的设计原则是什么？
- 数据分析的流程和价值是什么？



Thank You
Using data to solve problems

