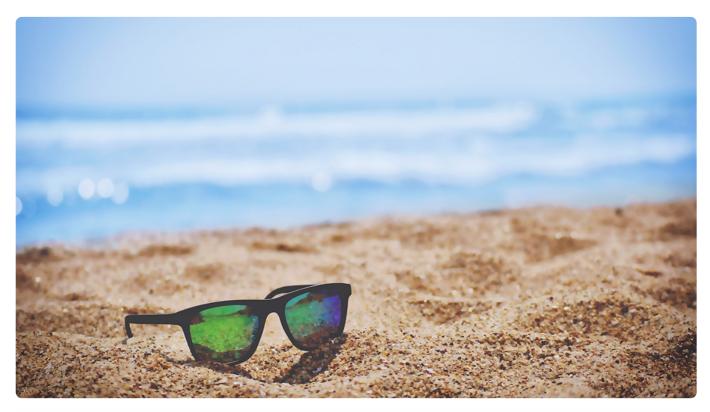
07 | 同事老打脸说数据有问题,该怎么彻底解决?

2020-04-17 郭忆

数据中台实战课 进入课程>



讲述: 郭忆

时长 20:49 大小 19.08M



你好,我是郭忆。

上一节课,我带你从模型设计层面,逐步将分散、杂乱、烟囱式的小数仓整合成了可复用、可共享的数据中台,数据研发效能提升了一倍。那是不是交付数据足够快,使用数据的人就满意了? 当然不是,来看发生在我身边的一件事儿。

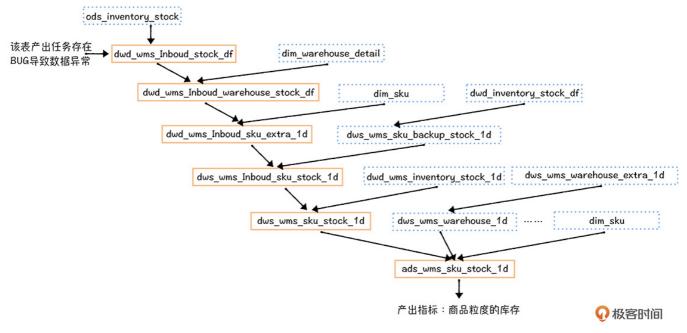


图1 ADS层商品库存表加工链路图

接到投诉后,负责库存域的数据开发郝建(化名)立即开始定位,首先就"商品库存"指标的产出表 ads_wms_sku_stock_1d 进行排查,确认它产出任务没有问题,是这个任务的上游输入表数据有问题,引发下游表数据异常。

从数据血缘图中你可以看到,ads_wms_sku_stock_1d 上游有 20 多张表,郝建逐层校验是哪个表的数据出现问题,结果锁定在了 dwd_wms_inbound_stock_df。这张表的产出任务在前一天有一次线上变更,任务代码存在漏洞,对部分商品入库数据格式解析异常,但是没有将异常抛出,导致产出数据表 dwd_wms_inbound_stock_df 数据异常,进而影响了所有下游表。

排查问题用了近3个小时。

既然问题定位清楚,就要开始修复的流程。修改好代码后,郝建重新跑了dwd_wms_inbound_stock_df的产出任务,确认数据没有问题,然后需要重跑该任务下游链路上的 5 个任务(图中红色表的产出任务)。

运行完任务用了5个小时。

经过数据验证,确认没有问题,此时已经过去了将近9个小时。对于像陈英俊这样的运营来说,一天都无法工作。如果你是陈英俊,对数据会满意吗?所以,光快还不够,还要保证质量。

当然,这个例子暴露出这样几个问题:

数据部门晚于业务方发现数据异常,被投诉后才发现问题。

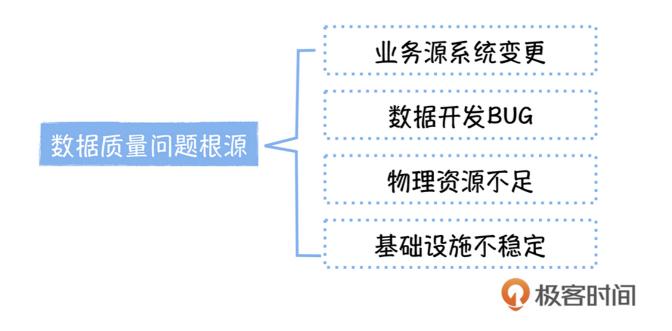
出现问题后,数据部门无法快速定位到数据异常的根源,排查用了较长的时间。

故障出现在数据加工链路的上游顶端,出现问题没有第一时间报警处理,导致问题修复时,所有下游链路上的任务都要运行,修复时间成本非常高。

这些问题最终导致了数据长时间不可用。那如何解决这些问题,确保数据高质量的交付呢? 首先,你要了解产生这些问题的根源,毕竟认识问题才能解决问题。

数据质量问题的根源

在网易电商业务数据中台构建之初,我对数据团队一年内,记录在案的 321 次数据质量事件做了逐一分析,对这些事件的原因进行了归纳,主要有下面几类。这里多说一句,如果你想改进数据质量,不妨也对过去踩过的坑做一次复盘,归一下类,看看问题都出在哪里,然后制定针对性的改进计划。



业务源系统变更

数据中台的数据来源于业务系统,而源系统变更一般会引发3类异常情况,

首先是源系统数据库表结构变更。例如业务系统新版本发布上线,对数据库进行了表结构变更,增加了一个字段,同时对部分字段的类型、枚举值进行了调整。这种表结构变更没有通

知到数据团队,导致数据同步任务或者数据清洗任务异常,进而影响了下游数据产出。

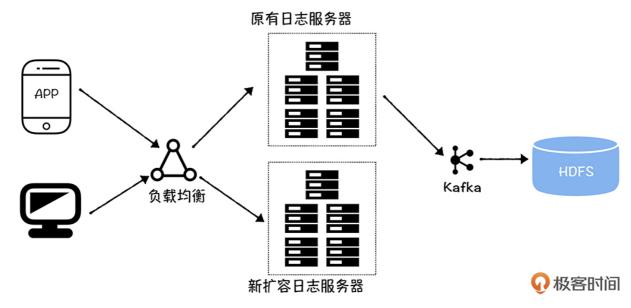


图2日志服务器扩容误操作引发数据异常

第二个是源系统环境变更。我经常在大促期间见到这种情况,其中的典型是前端用户行为埋点日志量暴增,系统管理员紧急对服务器进行扩容,上线了 5 台新的服务器,但是没有配置这 5 台服务器的日志同步任务,结果导致数据侧少了这 5 台服务器的数据,最终影响了数据计算结果的准确性。

最后一个是源系统日志数据格式异常。这种情况通常出现在前后端埋点日志中。业务系统发布上线引入埋点 BUG,导致 IP 格式出现了不符合约定的格式(比如,我们一般约定的 IP 格式是 166.111.4.129,结果出现了 166.111.4.null),最终也会导致计算结果错误。

数据开发任务变更

这种情况在数据质量事件中占到了60%以上,而它大多数是由于数据开发的纰漏引发的,来看几个你比较熟悉的例子:

任务发布上线,代码中引用的测试库没有修改为线上库,结果污染了线上数据;

任务发布上线,代码中使用了固定分区,没有切换为"\${azkaban.flow.1.days.ago}",导致数据异常;

前面例子中,数据格式处理错误,代码忽略了异常,导致数据错误;

任务配置异常,它通常表现在任务没有配置依赖,前一个任务没有运行完,后一个任务就开始运行,输入数据不完整,导致下游数据产出错误。

物理资源不足

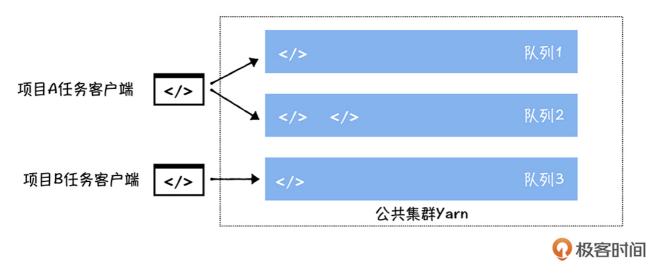


图3 Hadoop多队列任务提交

在多租户下,Hadoop 生态的大数据任务(MR,Hive,Spark)一般运行在 yarn 管理的 多个队列上(调度器为 CapacityScheduluer),每个队列都是分配了一定大小的计算资源(CPU、内存)。



我展示了两种常见的物理资源不足,导致任务延迟产出的情况。

基础设施不稳定

从数量上来看,这类异常不算多,但影响却是全局性的。我们曾经在大促期间,碰到了一个 ⊘ Hadoop 2.7 NameNode 的 BUG,造成 HDFS 整个服务都停止读写,最终通过临时

补丁的方式才修复。

总的来说,出现问题并不可怕,可怕的是,我们没有及时发现问题,尽快恢复服务,举一反三地通过流程和技术手段,降低问题出现的概率。所以接下来我们就来看一看,如何提高数据质量?

如何提高数据质量?

我认为,要想提升数据质量,最重要的就是"早发现,早恢复":

早发现,是要能够先于数据使用方发现数据的问题,尽可能在出现问题的源头发现问题,这样就为"早恢复"争取到了大量的时间。

早恢复,就是要缩短故障恢复的时间,降低故障对数据产出的影响。

那具体如何做到这两个早呢?我总结了一套数据质量建设的方法,包括这样几个内容。

添加稽核校验任务

在数据加工任务中,对产出表按照业务规则,设计一些校验逻辑,确保数据的完整性、一致性和准确性,这是提升数据质量最行之有效的方法。

通常建议你在数据产出任务运行结束后,启动稽核校验任务对数据结果进行扫描计算,判断是否符合规则预期。如果不符合,就根据提前设定的强弱规则,触发不同的处理流程。

如果是强规则,就立即终止任务加工链路,后续的任务不会执行,并且立即发出电话报警,甚至我们要求,关键任务还要开启循环电话报警,直到故障被认领;如果是弱规则,任务会继续执行。但是存在风险,这些风险会通过邮件或者短信的方式,通知到数据开发,由人来进一步判断风险严重程度。

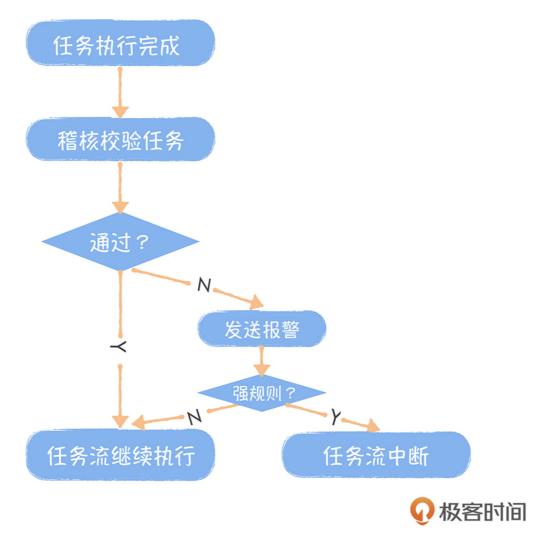


图5 稽核校验执行流程图

那具体要加哪些稽核规则呢?

完整性规则。主要目的是确保数据记录是完整的,不丢失。常见的稽核规则有表数据量的绝对值监控和波动率的监控(比如表波动超过20%,就认为是异常)。还有主键唯一性的监控,它是判断数据是否有重复记录的监控规则,比较基础。除了表级别的监控,还有字段级别的监控(比如字段为0、为NULL的记录)。

一致性规则。主要解决相关数据在不同模型中一致性的问题。商品购买率是通过商品购买用户数除以商品访问 uv 计算而来的,如果在不同的模型中,商品购买用户数是 1W、商品访问 uv10W,商品购买率 20%,那这三个指标就存在不一致。

准确性规则。主要解决数据记录正确性的问题。常见的稽核规则有,一个商品只能归属在一个类目,数据格式是不是正确的 IP 格式,订单的下单日期是还没有发生的日期等等。

它们是强规则还是弱规则,取决于业务对上述异常的容忍度(比如涉及到交易、支付跟钱相关的,一般都会设置为强规则,对于一些偏行为分析的,一般都是弱规则)。

建立全链路监控

在 06 讲中, 我强调数据中台的模型设计是分层的, 确保中间结果可以被多个模型复用。

不过这会导致数据加工的链路变长,加工链路的依赖关系会非常复杂,最终当下游表上的某个指标出现问题,排查定位问题的时间都会比较长。**所以,我们有必要基于数据血缘关系,** 建立全链路数据质量监控。

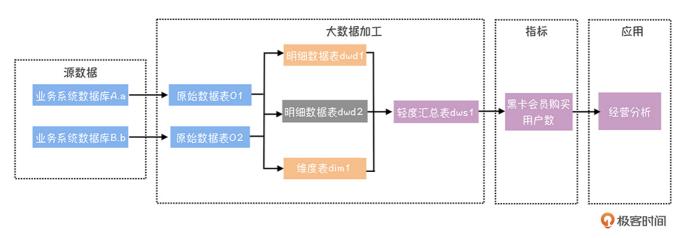


图6 全链路数据质量监控

从这个图中你可以看到,业务系统的源数据库表是起点,经过数据中台的数据加工链路,产 出指标"黑卡会员购买用户数",数据应用是链路的终点。

对链路中每个表增加稽核校验规则之后,当其中任何一个节点产出的数据出现异常时,你能够第一时间发现,并立即修复,做到早发现、早修复。另外,即使是使用方反馈经营分析上的黑卡会员购买用户数,相较于昨天数据大幅下降超过30%,你也可以快速判定整个指标加工链路上节点是否运行正常,产出任务是否有更新,提高了问题排查速度。

通过智能预警,确保任务按时产出

在数据质量问题中,我提到会存在物理资源不足,导致任务产出延迟的情况。在网易,所有数据中台产出的指标要求 6 点前产出。为了实现这个目标,我们需要对指标加工链路中的每个任务的产出时间进行监控,基于任务的运行时间和数据血缘,对下游指标产出时间进行实时预测,一旦发现指标无法按时产出,则立即报警,数据开发可以终止一些低优先级的任务,确保核心任务按时产出。

通过应用的重要性区分数据等级,加快恢复速度

稽核校验会消耗大量的资源,所以只有核心任务才需要。核心任务的定义是核心应用(使用范围广、使用者管理级别高)数据链路上的所有任务。

规范化管理制度

讲到这儿,你可能会问:数据质量取决于稽核规则的完善性,如果数据开发没有添加,或者添加的规则不全,是不是就达不到早发现、早恢复?

这个问题戳中了要害,就是规则的完备性如何来保障。在我看来,这不仅仅是一个技术问题,也涉及管理。在网易,我们会制定一些通用的指导规则(比如,所有数据中台维护的表都需要添加主键唯一性的监控规则),但这些通用规则往往与业务关系不大。如果涉及业务层面,就要由数据架构师牵头,按照主题域、业务过程,对每个表的规则进行评审,决定这些规则够不够。

那我想建议你,如果要做稽核校验,可以通过组建数据架构师团队,由这个团队负责核心表的规则审核,确保规则的完备性。

那么当你按照这几个方法建立了数据质量体系之后,要如何验证体系是否有效呢?

如何衡量数据质量?

做数据治理,我一直奉行"效果可量化"的原则,否则这个治理做到什么程度,很难衡量。那么如何评价数据质量是否有改进呢?除了故障次数,你还可以有这样几个指标。

4点半前数据中台核心任务产出完成率。这个指标是一个综合性指标,如果任务异常,任务延迟,强稽核规则失败,都会导致任务无法在规定时间前产出。

基于稽核规则,计算表级别的质量分数。根据表上稽核规则的通过情况,为每个表建立质量分数,对于分数低的表,表负责人要承担改进责任。

需要立即介入的报警次数,通常以开启循环报警的电话报警次数为准。对于核心任务,任务异常会触发循环电话报警,接到报警的数据开发需要立即介入。

数据产品 SLA。每个数据产品上所有指标有没有在 9 点产出,如果没有,开始计算不可用时间,整体可以按照不同数据产品的重要性进行折算,99.8% 是数据产品一个相对比较好的 SLA。

不过,技术和规范最终需要依靠产品来帮助落地,在网易内部,有一个数据质量中心的产品,通过介绍这个产品,我希望能给你一个参考,如何去设计一个数据质量中心,或者在选型的时候,数据质量中心必须具备的功能。

数据质量中心

数据质量中心(以下简称 DQC)的核心功能是稽核校验和基于数据血缘的全链路数据质量 监控。



DQC 的首页是质量大屏,提供了稽核规则的数量、表的覆盖量以及这些规则的执行通过情况。通过这些数据,你就能跟你的老板讲清楚,目前数据质量水平建设如何?目标是多少? 距离目标还有多少差距。



在 DQC 中创建稽核规则非常简单,DQC 内置了大量的基础规则,例如 IP 字段格式校验,主键唯一性校验,表行数波动率校验,同时还提供了自定义 SQL 的方式,允许业务层面的规则创建,例如我们前面提到的一致性规则中,两个指标相除等于第三个指标,就可以通过自定义 SQL 解决。



DQC 还提供了全链路监控的功能,覆盖了从数据导入、数据加工、模型产出、指标、到数据应用的完整链路。绿色节点代表数据正常,蓝色节点代表数据正在产出中,红色节点代表数据异常,灰色节点代表产出任务还未被调度到。通过这个监控,大幅提高了问题发现和定位的速度。

所以你可以发现,一个好用的 DQC,必须要具备的功能就是质量度量、稽核规则管理以及全链路监控。

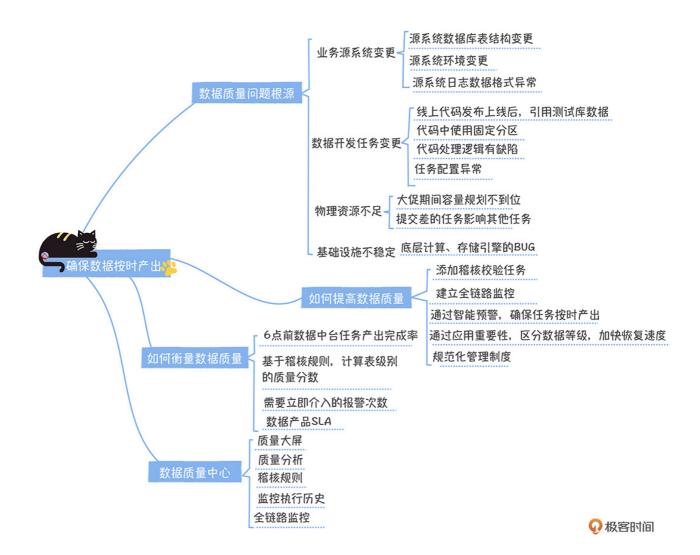
课堂总结

本节课,我从数据质量问题的根源入手,带你分析了背后的原因,和五种提高数据质量的方法,在课程结束前,我再强调几个重点:

数据质量治理必须要做到全链路,从业务系统的数据源到指标所在的应用,这样可以提前发现问题,将故障消灭在摇篮中;

根据应用的优先级和全链路血缘关系,圈定核心任务,要确保核心任务的稽核规则全覆盖,优先保障核心任务的按时产出,在资源紧缺时,有必要停止非核心任务;

稽核规则的完备性,可以通过数据架构师团队对每个域下的核心表进行评审的方式保障,同时问题回溯和复盘,也可以不断地完善。



思考时间

我提到数据完整性可以通过数据记录的波动率来监控,如果超过 20% 的波动,应该被视为异常。但是你有没有想过,这种也存在误判的情况,尤其是在双十一大促期间,大概率数据稽核规则都是异常的,此时你又该怎么办?

最后,感谢你的阅读,如果这节课让你有所收获,也欢迎你将它分享给更多的人。



和郭忆一起, 落地数据中台



扫一扫参与小程序话题



新版升级:点击「 🎖 请朋友读 」,20位好友免费读,邀请订阅更有现金奖励。

© 版权归极客邦科技所有,未经许可不得传播售卖。 页面已增加防盗追踪,如有侵权极客邦将依法追究其法律责任。

上一篇 06 | 数据模型无法复用, 归根结底还是设计问题

下一篇 08 | 交付速度和质量问题解决了, 老板说还得"省"

精选留言 (9)





吴科镠

数据部门作为下游系统,上游业务系统变更,往往不能第一时间通知,第二天跑批是才发现,早晨五点起来处理太平常不过了。

资源抢占也时常发生,分析师临时加了一个任务跑全量的数据,还加到了资源主列队中,第二天所有跑批都延迟了。

数据部门,要规范各种数据相关的变更才能解决。实际中,我们数据部门都是弱势的。... 展开~

作者回复: 你说的都是大实话。

我真心觉得数据开发真是苦逼的职位,白天忙需求,晚上接报警,因为指标业务口径不一致、数据质量问题天天被人怼,处于弱势地位,工具产品也不到位,所以需要数据中台来拯救他们。

感谢你的阅读,期待与你在留言区再次相遇~



小桥流水

2020-04-18

考虑增加2个指标

- 1、不同时间点的任务完成率
- 2、当天累计任务完成率

展开~

作者回复: 这两个指标,对于预防一些大面积的故障,还是有帮助的,例如基础设施层面的故障。 不过可能粒度还是太粗了,最好是能够到任务粒度的,才能起到预警的作用。如果只是衡量结果,我觉得只要一个基线任务产出时间完成率就够了。

感谢你的阅读,期待与你再次相遇~



leslie

2020-04-17

数据规则,各自为战。最近刚碰到数据问题,历史遗留下来的数据库设计造成的坑;虽然之前指定了一堆相应的规则,可是提交层还是出了不少隐患。

提交到平台其实是一个不错的方式与方法:多方面皆有隐患,今天的课程倒是引发了一些思路和操作方式。

现在来回答今天的问题:误判的原因是源自对于某些表的数据量或者说设计上做复杂了... 展开 >

作者回复: 感谢你的肯定和鼓励,看到能够引发你的一些思考,我真的觉得这篇文章还是很有意义的。

再来谈谈我在课后留的这个问题。其实稽核监控的规则设定,都是根据日常流量的正常波动范围来设定的,如果遇到大规模的引流或者重大促销,必然会不适用,所以如果不调整,大促期间,稽核监控基本全部会触发报警,也失去了早发现早恢复的用途。

所以一般在大促期间,我们一般会根据历史大促的经验,预留一些Buffer,来调整稽核监控。

感谢你的阅读,期待与你再次相遇~

凸 1



关于全链路监控深有体会。如果问题不早发现,而最终由业务反馈的话,可能会面临整个数据流程的数据回滚和重新加工,进而引发连锁反应,导致更多任务超时或者错误。

作者回复: 看来你也遇到了,哈哈。希望07数据质量的介绍对你有所帮助,能够解决你当前面临的问题~





Geek f071bc

2020-04-19

老师,基于稽核规则,计算表级别的质量分数?能举个例子吗,这个质量分数怎么算?

作者回复: 你好,每个有稽核规则的表,会计算质量分数。质量分数的计算主要是结合规则是否成功,规则的数量,规则是强规则还是弱规则。比如我们约定,强规则失败一次扣4分,弱规则失败一个扣2分,然后我们就可以计算某一天的某个表的质量分。

你可能会有疑问,那加的规则越多,不是风险就越大了么?确实会有这样的问题,但是规则的完备性不是由数据开发单方面决定的,是经过由数据架构师,域负责人组成的评审小组确定的,所以会确保每个表的稽核规则尽可能的完备,另外事故回溯也会完善稽核规则。

感谢你的阅读,期待与你再次相遇~





刘明

2020-04-18

数据中台之后,稽核监控应当是比较重要的问题了。但是在任务紧的情况下,这些质量方面的投入往往又会被忽视

展开~

作者回复: 你好,要把数据质量稽核监控,纳入到数据研发的标准流程中,不能因为时间紧张,就忽视了,这样导致交付后会出现更大的问题。我在第12讲流程协作与规范中,会讲到数据研发的标准化流程,期望对你有所帮助。感谢你的阅读~期待与你再次相遇~





DQC 全链路监控功能不错,还需要在各个节点上增加执行时间和时长,监控各节点执行时长也很重要。

节日促销异常问题:可以将监控的所有指标作为数据,通过机器学习训练出稽核规则模型,这样每天每次任务跑完的指标,由稽核规则模型判别这次任务是否为异常。 展开 >

作者回复: 赞,确实基于AI去判断稽核失败到底是正常失败还是异常失败,是一条可行的路,至少可以降低人接入的频率。Good!

感谢你的阅读,期待与你再次相遇~





完整性规则中

如何确定业务库数据到ODS数据是不缺失的呢?有没有具体的稽核方案业务库是不会允许select count()这种需要大量扫表的行为展开 >

作者回复: ODS 层的数据缺失,可以通过在数据传输工具中做校验来完成,读取了多少行记录, 这个在数据传输工具中是可以知道的。

感谢你的阅读~期待与你再次相遇~





总结平常的数据质量问题很到位,对数据治理有帮助,大多数小公司都值得一学

作者回复: 感谢你的认可和鼓励,这确实是我们在实践过程中总结沉淀出来的一套方法,拿出来分享给大家,希望对你有所帮助~

