项目报告

一. 项目基本分析

1. 项目应用背景

随着科学技术的进步，网购已经成为人们日常生活中不可或缺的一部分，而传统的关系型数据库已不能满足随之产生的海量订单数据的存储和访问需求。而列存储数据库 HBase 相比于 RDBMS 具有更好的读写性能，其与 Hadoop 的天然集成也让它具有十分方便和灵活的横向扩展能力，面临大数据的挑战时显得更加得心应手，包括淘宝、滴滴和网易在内的多个互联网企业也都选择使用 HBase 存储订单数据。我们的项目也将利用非关系型数据 HBase 来完成对订单数据的管理。

2. 功能描述

我们将利用 HBase 来存储千万数量级的京东订单数据，并针对平台的普通用户的需求，完成订单查询功能，如全部查询、时间查询、关键字查询和订单状态查询；以及对订单进行更新的功能，如确认收货、取消订单、删除订单。

二. 详细设计报告

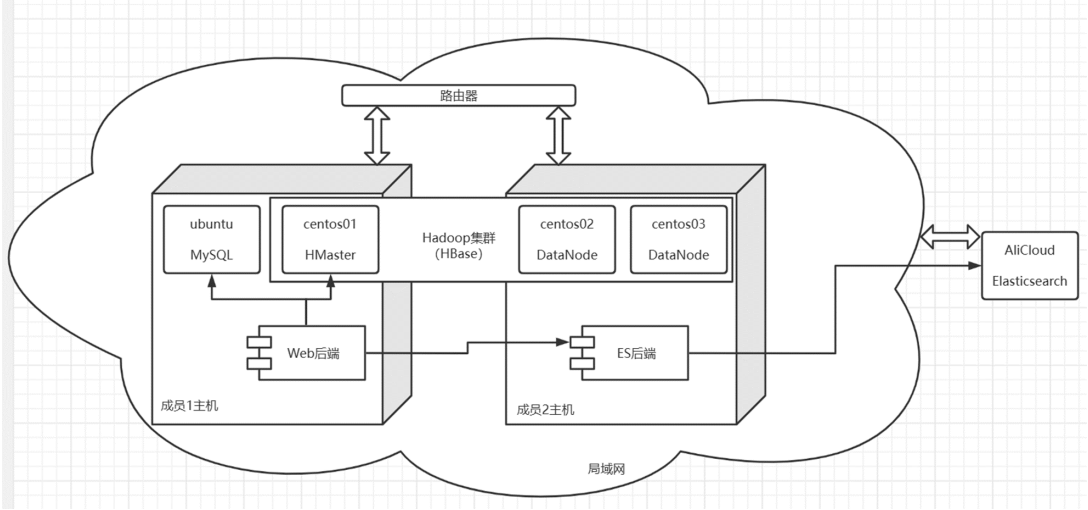
1. 数据介绍

该数据来源于京东平台 2020 年 5 月-2020 年 8 月家用电器脱敏订单数据。数据集一共 6.26GB，包含六张表：包含了用户信息、购物车信息、订单信息、浏览记录等数据。最终，我们选取了其中的 xjd_order_all 表（用户订单）和 xjd_user_info 表（用户信息）来实现订单查询的功能，其中用户订单数据的文本大小在 4GB 左右，共有 13,920,352 条数据，用户信息数据量在 40MB 左右，共有 215,091 条数据。此外，我们对部分无关属性做了筛选，并添加了部分属性（如 user_info 的密码）以保证项目的完整性。

xjd_order_d.csv	2020/8/20 19:54	Microsoft Excel ...	176,774 KB
xjd_user_cart.csv	2020/8/20 20:21	Microsoft Excel ...	447,886 KB
xjd_user_info.csv	2020/8/20 19:53	Microsoft Excel ...	48,135 KB
xjd_user_order_all.csv	2020/8/20 21:37	Microsoft Excel ...	4,013,149 KB
xjd_user_search.csv	2020/8/20 20:18	Microsoft Excel ...	516,738 KB
xjd_user_view.csv	2020/8/20 20:25	Microsoft Excel ...	1,370,639 KB

图表 1 京东小家电数据集

2. 项目整体架构



图表 2 项目架构描述草图

我们通过路由器将小组成员的两台电脑主机相连接，并将两台电脑上的虚拟机都设置成桥接模式，同时将 IP 设置为同一个网关下的 IP 并设置为静态的，这样虚拟机之间就能直接互联，从而搭建起 Hadoop 集群（网关为 192.168.43.1，Hadoop 的三台虚拟机 IP 分别为 192.168.43.29,、192.168.43.30、192。168.43.31）。其中成员 1 主机开一个虚拟机 centos01 作为 Master 节点(namenode)，成员 2 主机开两个虚拟机 centos02，centos03 作为 Slave 节点(datanode)，并在 Hadoop 集群上搭建 HBase 集群和 Zookeeper 集群。

我们将千万级的订单数据存储在 HBase 的 order 表中。由于 user_info 表的数据只有 21 万，访问量较小（只在用户登陆时进行一次访问），同时 user 信息具有较强的事务性，于是我们直接将 user_info 存储在成员 1 主机的 Ubuntu 虚拟机的 MySQL 中。此外，我们还利用 Elasticsearch（后面简称 ES）作为 HBase 的二级索引，存储了订单商品名称、品牌名称、状态信息。由于 Hadoop 集群、虚拟机和 ES 等组件都需要较多内存才能维持稳定运行，而小组成员的硬件设备有限，

所以 ES 部分我们部署在了云端以减轻本地压力。

在网站服务器部分，我们将整个服务拆分成了 Web 后端和 ES 后端两个微服务，其中前端直接请求 Web 后端，Web 后端可以访问 MySQL 数据库、HBase 以及远程调用 ES 后端，ES 后端去访问云端的 ES 数据并返回给 Web 后端。

3. HBase order 表 Rowkey 的设计

我们的 Rowkey 设计为用户账户的哈希，拼接上用户账户，拼接上订单时间戳的倒序，拼接上订单 ID，即表示为，RowKey = MD5(user_log_acct).substr(4) + user_log_acct + tsDSC + orderID。

其中，我们通过 MD5(user_log_acct).substr(4)来对订单数据添加哈希值，由于 Hash 本身具有随机性，这样可以避免数据倾斜或局部热点问题。

tsDSC = Long.MAX_VALUE - ts(ts 为订单下的下单时间转为 Long 类型的时间戳) 我们这样设计是因为查询最近的订单是购物平台用户的常用功能，通过这样的设计可以使最新的订单排在靠前位置，减少了查询时间。

最后，由于用户可能在一个时间点合并多个订单同时下单，所以依旧需要订单 ID 来更精准的确定一条订单。

综合以上三点，也就构成了我们 Rowkey 的设计。这样整个订单的存储特点就是：平台所有的订单都足够均匀地存储在不同的节点（Region）中，且一个用户的订单总是按照时间降序排列在一起，提高了 scan 订单的效率和吞吐量。

4. 预分区

由于我们为了使订单更加均匀地分布在 Region 中，我们在 Rowkey 的左侧头部添加了哈希值（哈希值的范围是 0000-ffff），所以我们在预分区时根据哈希值分为了四个区域，分别是[0000,4000), [4000,8000), [8000,c000), [c000,ffff]。通过预分区，我们很好地解决了在批量插入大量数据时负载不均衡的问题。下面是我们的数据在写入到 HBase 的某一时刻的分布情况。

Table Regions

Name	Region Server	Start Key	End Key	Locality	Requests
order,,1671167595595.984b5fcebc6a8a38e1cc9b8674027148.	centos02:16030		4000	1.0	299292
order,4000,1671167595595.0eda09301d214942cf09377c8e08f3d9.	centos03:16030	4000	8000	1.0	245744
order,8000,1671167595595.5c5e8a8ed491e1fd3d9a1ba92e030aeb.	centos03:16030	8000	c000	1.0	515290
order,c000,1671167595595.06e49e92595413f0203a02800562589c.	centos02:16030	c000		1.0	240297

图表 3 HBase 预分区后某时刻数据插入情况

5. HBase order 表 Column Family 的设计

根据用户实际的访问场景，除了被选为 Rowkey 组成部分的属性，我们将订单的属性拆分成了两个列族：Brief 列族和 Detail 列族。其中 Brief 列族是订单的简要信息，用于用户浏览订单的简要信息列表，而用户对于订单列表中的某一项想查看详情时，点击这一项，此时后端收到消息后会请求 Detail 列族的信息并返回给用户。

这样设计的主要考量是因为真实场景下订单的详情数据较多，而用户几乎不会每一条订单都查看它的详细信息，只会对少量订单进行详情查看，大多数情况下只是浏览订单的概要信息。所以我们将订单的属性进行了拆分，大量用户不感兴趣的订单详情信息就不访问、不返回，这样可以大幅减少平台的访问压力，整体提高了平台的并发访问量。

6. Elasticsearch 索引字段的设计

我们创建 ES 的 order 索引表作为 HBase 的二级索引，选择了 HBase order 表的 Rowkey 作为 order 索引的 id，item_name（商品名）和 brandname（品牌名）经过 ik 分词器（ik_max_word）处理后存放为 text 类型。状态属性 cancel_flag、finish_flag 和 delete_flag 存放为 boolean 类型。user_log_acct 存放为 keyword 类型、order_id 存放为 long 类型。注意由于的 order_id 存放在 Rowkey 的尾部，所以无法直接通过 order_id 查询订单，需要在 ES 中利用 order_id 索引返回 ES 的 id（Rowkey）再通过 Rowkey 查询 HBase 中的订单。ES 不做回表查询，只根据属性进行索引返回 id。

三. 数据访问

1. 全部查询

用户登陆后直接查看所有订单，向下滑动进行懒加载所有订单（用户所有的访问都是通过懒加载的形式，后面不多赘述）。rowkeyPrefix = MD5(user_log_acct).substr(4) + user_log_acct，设置 startRowkey = rowkeyPrefix， endRowkey = rowkeyPrefix + Long.MAX_VALUE，limit = N，。由于 HBase 的 Rowkey 是按照字典序排列，这样设计访问就确保了在查询所有订单时，HBase 能在一个用户的所有订单中的集合里面进行从上到下高效地 scan，每次返回 N 条订单。

2. **时间范围查询**

用户访问某一段时间内的订单，例如八月的订单。和全部查询类似，不过 startRowkey 设置为 rowkeyPrefix + endTsDsc，endRowkey 设置为 rowkeyPrefix + startTsDsc。其中 endTsDsc 是 Long.MAX_VALUE - 时间范围的右界的时间戳，右界的时间戳更大，所以被减去后值更小，作为了 HBase 扫描的上界，startTsDsc 同理，表示 Long.MAX_VALUE - 时间范围的左界的时间戳。这样就确保了在 HBase 在某个用户的一个时间范围内的订单集合里高效地 scan，同样一次懒加载 N 条订单。

3. **关键词查询和状态查询**

这两个查询都利用到了 ES 返回的匹配的订单的 Rowkey 列表，再利用 HBase 的批量 Batch 查询返回结果。除了所有订单都需匹配对应 ES 的 user_log_acct 外，关键词查询需匹配 item_name 或 brandname，状态查询是匹配相应的 flag，如查询已完成订单就是匹配 finish_flag = true。此处利用到了 ES 的类似分页的功能，即设置 from 和 to。

4. **详情查询**

用户如果对某一项订单需要查看更多信息，点击此项，此时后端会访问 HBase 的这一项的 Detail 列族，将更多的属性值返回给前端，此时前端将之前就返回的 Brief 列表中的这一项和 Detail 和 Rowkey 的信息解析后合并的集合就是详情信息。

四． 遇到的问题与思考

我们在搭建集群的时候遇到了各种各样千奇百怪的问题，比如 HBase 和 Hadoop、Zookeeper 的版本可能在某个地方不兼容，就会导致莫名其妙的报错；本地的虚拟机的悬挂可能导致 HBase 的各个节点时间不一致进而导致 RegionServer 挂掉；虚拟机的内存不足、路由器的信号不稳定，都有可能导致集群的不稳定进而导致某个节点退出集群；节点的 IP 发生更改时可能由于本地集群留有地址的缓存进而导致地址不一致从而迟迟无法加入 Hadoop 集群……比较典型的有以下一些问题。

1. Datanode 无法启动：hadoop namenode –format 后 Namenode 和 Datanode 的 VERSION 文件中的 ClusterID 不一致，把它们修改成一致即可。

2. org.apache.hadoop.hbase.PleaseHoldException: Master is initializing。这个异常是由 Master 抛出的，当 Region Server 被关闭并快速重新启动时，主机仍然没有处理第一实例的服务器关闭，或者当 Master 正在初始化并调用客户端管理操作时，或者当在仍在启动的 Region Server 上执行操作时。

3. Zookeeper 不稳定。主要有以下三个原因：) 网络问题：网络连接不稳定。2) 写入压力：Zookeeper 在处理大量写入请求时会变得不稳定。3) 配置问题：如果配置了不合理的超时时间，则可能会导致不稳定。

Hadoop 的配置和运行上可能出问题的“坑”比较多，我们在运行时可能在各个地方从硬件到软件层面出现大大小小的问题，好在我们通过查看各个集群的日志，并查阅相关文档得以解决，感受到中文互联网的内容尤其是技术领域的可靠内容还有待丰富。

此外，HBase 不是万能的。淘宝在 2011 年为了解决扩展性和存储成本问题，交易历史库整体迁移到了 HBase 方案，这套方案在当时很好了解决了存储成本和业务查询需求。但是在 2018 年，因为数据库存储的原因导致的订单排序错乱的问题，受到越来越多的投诉，给用户带来非常大的困扰，使用和在线库一样的 InnoDB 引擎则满足不了存储成本的要求，而使用 HBase 则满足不了一致性二级索引等要求。所以在 2018 年淘宝将 HBase 集群替换成了 PolarDB-X 集群(基于 X-Engine 引擎的版本)，此版本存储成本相比较于使用 HBase 没有上升，但是由于历史库和在线库能力相同，可以创建完全一样的索引，历史订单恢复了对订单按时间排序功能的支持，同时其读取延时也

得到了保证。

五． 分工

partner：负责 HBase 和 Hadoop 的搭建和错误排查，和 HBase 的写入和查询和相关 Java 后端的开发，以及项目的前端开发。

me：负责整体架构的设计，HBase 的表设计和数据访问的设计以及涉及 ES 相关功能的 Java 后端开发。