

电商平台用**户**行**为**分析数据**仓库**

项目简介

本项目基于 Retailrocket Recommender System Dataset 数据集,使用 SSIS、SSAS 和 SSRS 三个核心工具完成了数据需求分析、建模设计、实现与可视化分析的全流程。通过本项目,我们建立了一个离线数据仓库,对用户行为数据进行了整合与分析,最终通过报表与仪表盘提供可视化以提供决策支持。

目录

- 1. 项目背景
- 2. 需求分析
- 3. 数据预处理
- 4. 设计阶段
- 5. 实现阶段
- 6. 项目成果

项目背景

本项目为厦门大学软件工程2022级数据仓库大作业,提出的初衷是因为在 OOAD 和 JaveEE 课程中是设计电商平台项目,所以选择电商用户行为分析方面,通过建立一个数据仓库,对用户的点击行为、购物车行为以及商品分类和时间维度进行整合分析,提供全面的用户行为洞察。

技术架构

- 1. SSIS(SQL Service Integration Services): 负责数据的提取、清洗、转换和加载;
- 2. SSAS(SQL Service Analysis Services): 负责多维数据建模与分析;
- 3. SSRS(SQL Service Reporting Services):负责报表设计与可视化展示。

需求分析

目标:

- 1. 整合用户的行为数据,支持多维分析,如按照时间、商品、事件类型等维度统计用户行为:
- 2. 提供用户行为趋势、商品热度分析等决策支持:
- 3. 主要分析用户行为和商品、时间的关系。

关键需求:

- 1. 数据源:包含用户行为(event.csv)、商品属性(item_properties_part1.csv 和 item_properties_part2.csv)及商品分类(category_tree.csv);
- 2. 分析目标:
 - 按照时间和分类分析用户浏览和购物车行为的分布;
 - 统计热销商品和关键行为;
- 3. 可视化需求:报表展示用户行为趋势、分类分析。

设计阶段

1. 概念设计

1.1 概念设计

概念设计是数据仓库设计的第一步,主要关注业务需求的抽象,不涉及技术实现细节。在这一阶段:

- 确定需要从存储的数据主题和分析维度;
- 确定需要度量的指标(如销售额、事件次数);
- 不关注表的字段名、数据类型或具体实现。

1.2 本项目中的概念设计

在本项目中, 我们根据数据集的分析需求(用户行为分析)设计以下数据主题和维度:

• 事实表(主题)

- 。 用户行为事件(Fact_UserEvents): 记录用户在电商平台的行为(浏览、加入购物车等),作为分析的核心主题:
- 。 商品桥接表(Fact_Bridge): 用来处理商品维度和商品属性维度的多对多。
- 维度表 (分析维度)
 - 。 用户维度(Dim User)
 - 。 商品维度(Dim_Item)
 - 。 商品属性维度表(Dim Property)
 - 。 时间维度(Dim Time)
 - 。 类别维度(Dim_Category)

1.3 设计思路

抓住关键核心主题:什么用户在什么时候对什么商品做了什么行为。

2. 逻辑设计

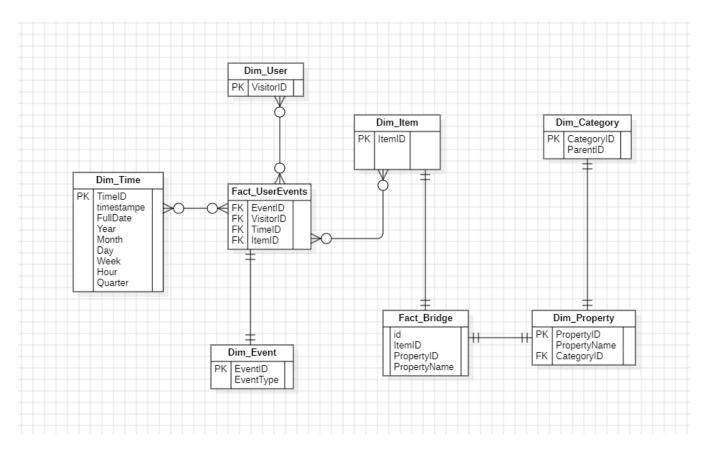
2.1 逻辑设计

逻辑设计是将概念设计转化为技术实现的模型,开始引入表的结构,但仍然与具体数据库的实现无关。在这一阶段:

- 确定表结构:哪些属于哪张表:
- 定义主键和外键关系;
- 选择数据仓库建模方式(星型模型还是雪花模型)。

2.2 本项目的逻辑设计

我们采用了雪花模型, 定义了一下表结构及其关系:



维度表

- 1. Dim_User(用户维度):
 - 字段:
- 。 VisitorID(PK): 用户唯一标识。
- 2. Dim_Item (商品维度):
 - 字段:
- 。 ItemID(PK): 商品唯一标识;。
- 3. Dim_Category (类别维度表):
 - 字段:
- CategoryID(FK)
- ParentCategoryID
- 4. Dim_Time(时间维度):
 - 字段:
- 。 TimeID(PK): 时间戳的唯一标识;
- · Year、Month、Day、Quarter:时间的层次结构。
- 作用:支持按照年、月、日、季度等维度分析行为。
- 5. Dim_Property(商品属性维度表):
 - 字段:

- PropertyID(PK)
- 。 PropertyName: 属性名
- 。 CategoryID: 本来是不打算要的,但是数据集里面有这个表,就还是留下来了。

事实表

- 1. Fact_UserEvents (用户行为事实表):
 - 字段:
- 。 EventID(PK): 辅助主键;
- 。 VisitorID(FK): 用户维度外键;
- 。 ItemID(FK): 商品维度外键;
- 。 TimeID(FK): 时间维度外键;
- 。 EventType(行为类型,只有三种,比较少,所以没有额外 建维度表)
- 。 TransactionID: (交易ID, 可以为空)
- 作用:记录用户行为的所有核心数据,用于计算行为趋势、比例等。
- 2. Fact bridge (商品属性多对多桥接表):
 - 字段:
- BridgeID(FK);
- ItemID(FK);
- PropertyID(FK);
- PropertyValue(属性值);

雪花模型是一种数据库设计模型,它在星型模型的基础上,对维度表进一步归一化,从而形成复杂的层次结构。事实表仍然是中心表,但维度表之间可以存在关联,用于支持多级分类或多层次属性。

雪花模型的核心特点,而不是问题。我们来详细分析:

- 1. 维度表之间的关系(例如 Dim_Item 和 Dim_Category):
 - i. 商品(Dim_Item)有一个 CategoryID,关联商品类别 (Dim_Category)。
 - ii. 类别表(Dim_Category)通过自关联(ParentCategoryID)形成层次结构。
 - iii. 这种设计的目的是支持更灵活的查询,如按分类层次进行统计或分析。
- 2. 维度表的扩展(例如 Dim_Property):

- i. 商品属性(Dim_Property)不是直接挂在事实表上,而是作为独立维度表。
- ii. 属性值存储在 Fact_ItemProperties 中,关联到属性表和商品表。
- iii. 这种设计方便动态扩展商品属性,不需要频繁修改事实表的结构。
- 3. 雪花模型的定义允许维度表之间存在关系:
 - i. 在雪花模型中,维度表可以进一步归一化,减少冗余数据,提高维护性。比如:
 - a. Dim Item 和 Dim Category 是商品和分类的层次关系。
 - b. Dim_Property 是商品属性的扩展维度,与 Dim_Item 相关联。

4. 事实表的中心性:

i. Fact_UserEvents 是用户行为的核心事实表,连接了用户(Dim_User)、时间(Dim_Time)、商品(Dim_Item)和行为类型。

尽管维度表之间有关系,但在查询和分析时,最终的目标仍然是围绕事实表展开分析。

附录

对比星型模型与雪花模型

特性	星型模型	雪花模型
结构	维度表直接与事实表相连	维度表可以进一步归一化,相互关联
复杂性	简单,易于理解	复杂,支持更精细的分析
查询性能	查询速度快,但数据冗余高	查询速度略慢,但数据冗余低
维护性	难以维护,表结构变化可能引起问题	易于维护,归一化减少冗余
使用场景	用于快速查询和简单分析	用于复杂查询和多层次分析

2.3 设计思路

- 维度划分清晰:
 - 。 将用户、商品、时间和事件独立建表,便于数据更新和扩展;
 - 。 通过主键和外键构建数据间的关系,避免数据冗余。
- 采用雪花模型:
 - 。 雪花模型可以支持更复杂的维度层次(如商品分类ID), 适合 category tree 表的结构。

- 事实表关联所有维度:
 - 确保可以从多个角度分析用户行为(如按照时间统计商品的浏览次数、 按事件类型区分行为比例等)。

3. 物理设计

3.1 物理设计

物理设计是将逻辑设计转化为具体的数据库实现,考虑实际的存储、性能和索引。包括:

- 确定字段的数据类型:
- 定义索引和分区以优化查询性能;
- 考虑数据库特性(如主键约束、外键约束)。

3.2 本项目中的物理设计

在 SSMS(SQL Server Management Services) 中实现上述表结构,通过 SSMS 的方式从创建的.

实现阶段

Retailrocket Recommender System Dataset是在kaggle上寻找到的数据集,在分析时发现种种问题,详情见数据预处理。

1. 数据库创建(SSMS)

详情请见数据库代码

RetailUserBehaviorWH

Data 数据库关系图

Data 表

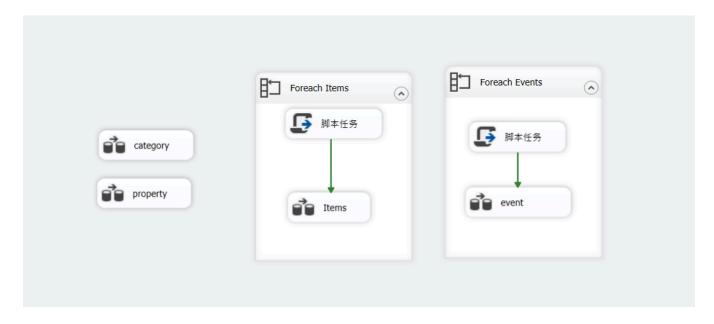
Data State

还有一点很重要的是设置用户权限,在我实际操作过程中SSAS的用户没有在数据库中注册,所以需要在SSMS中创建对应的用户,并且给与相应的权限。

1. ETL流程(SSIS)

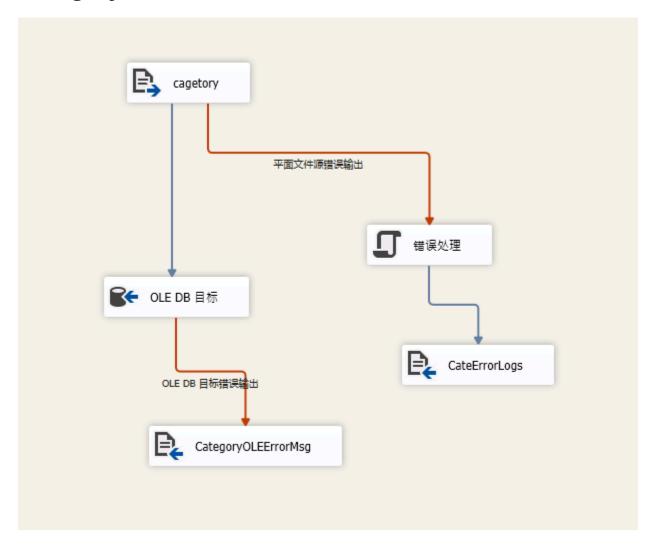
涉及到三种类型csv文件数据提取,但是在进行操作之前,我还是认为先用简单的python代码进行一下预先处理,所以用python写出另外一个新的表格property, 这个表格里面就已经有propertyld、propertyName内容。

控制流视图



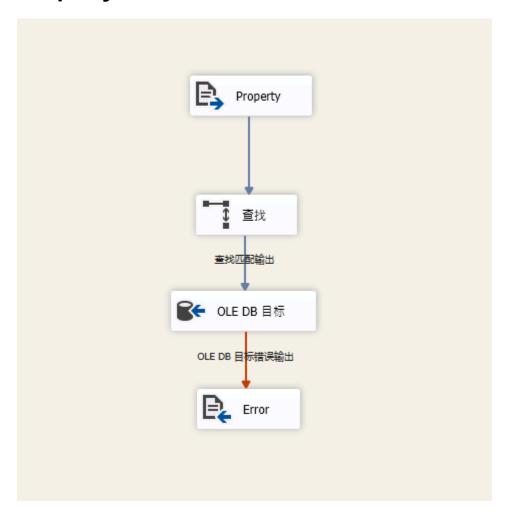
其中category是提取Dim_Category, property用来处理Dim_Property, Items是Dim_Items和标接表, event是Dim_Users, Dim_Time, Fact_UserBehavior。后两者因为数据量太大,所以切分成很多小文件,一个文件内存放了5w条数据,用循环进行导入。

Category



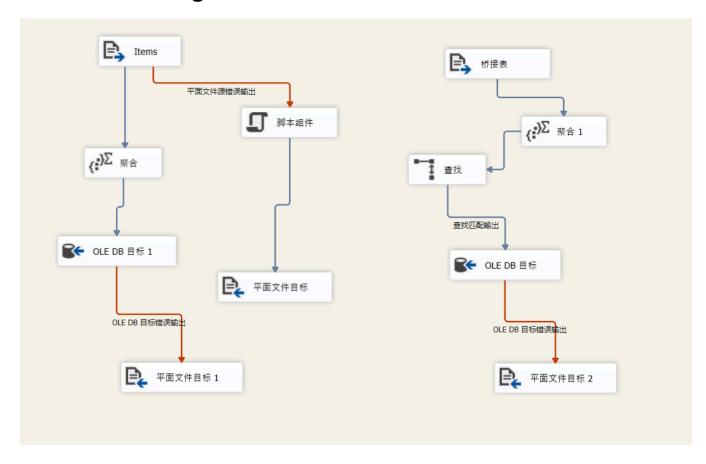
这个其实很简单,不需要做过多的数据处理,因为数据集内容少、数据类型也都是INT型,允许有 null 值就可以了。

Property



因为要利用 Category,所以这里的逻辑是如果 PropertyName == categoryid 时,去查找相对应的,然后在这里用外键联系起来。

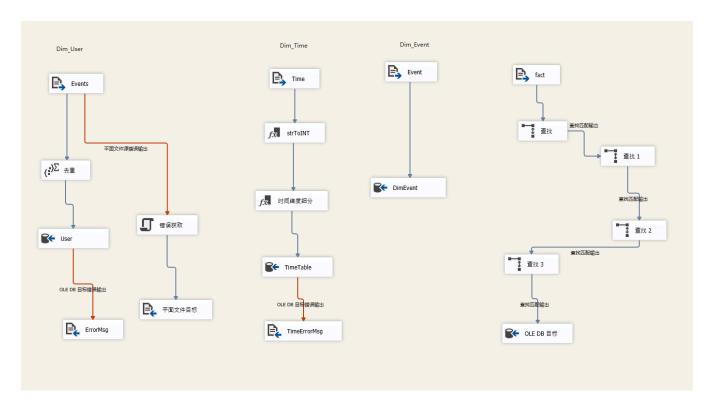
Items And Bridge



- Items很简单只有一个id, 导入进来用聚合去重就可以了;
- 桥接表主要就是为了处理一个itemid有多个property值而产生的,先将三个特征值都去重,再通过查找 Property 表中,判断哪些property 值相等,再将对应的 propertyId导入进该表中,构成itemid和propertyid的联合。这里设计propertyid的原 因是因为property数据量庞大,并且同一个itemid还会有不同的property,所以通过中间桥接来完成这一部分数据库的构建。

Others

最后一个循环涉及三个维度表和一个事实表的创建。



- · userld只需要直接去重提取就好了:
- Event也是创建一个子增加的主键来记录事件;
- Time这个表稍微有些麻烦,因为源数据中给的数据类型连数据库时间戳都不能读取,查阅到是unix时间戳之类的,这里直接当成String类型导入,然后转成INT8(本来以为不够大的)再用派生列一个个新增更细致的时间划分即可。
- 最后的事实表因为全是外键,所以一直查找相关内容,找到后点击添加,最后存进表里面就可以了。

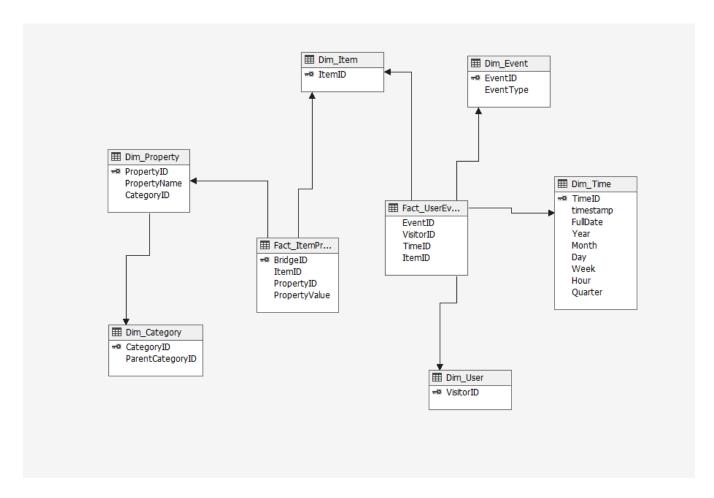
问题

在构建SSIS途中遇到的最大的问题就是这个缓冲区大小处理问题了,数据量很庞大,很多次我电脑的内存都是差0.n G就要跑满了;并且查找会产生大量ache缓存,进一步拖慢了运行时间,甚至造成很多数据丢失。我尝试将一部分缓存设置为部分缓存,但是会出现相关报错,也没有再去研究了。

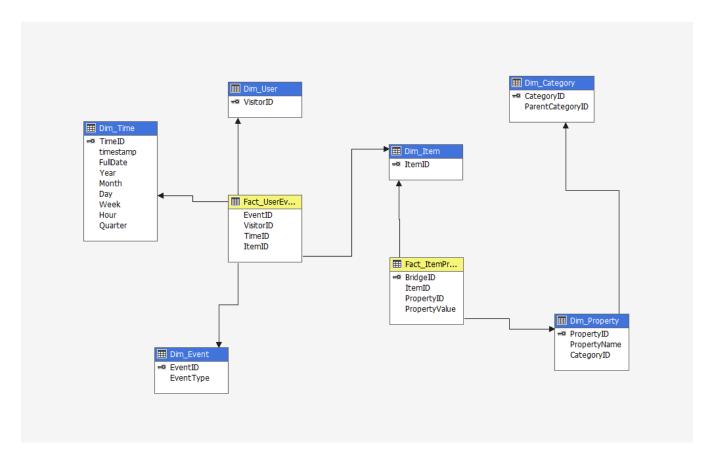
2. 数据建模与分析(SSAS)

相较于SSIS中漫长的调整数据结构、缓冲区大小、数据类型对应等,SSAS的工作就方便了很多,直接按部就班创建数据源、数据视图、多维数据集然后调整维度就可以了。

数据源图



多维数据集图



最后把自己想要分析的维度内容加入进去,部署完就可以了。

问题

其实在实际操作中遇到很多问题,但是一直反复删除创建、删除创建,最后就莫名其妙可以正常部署了。。。

3. 可**视**化分析 (SSRS)

在SSAS部署成功后,使用SSRS进行项目可视化部分。按照我们的预先设想,大致分为以下几类:

1. 个体用户在不同时间对不同商品的互动分析(event);

用户行为统计

951259

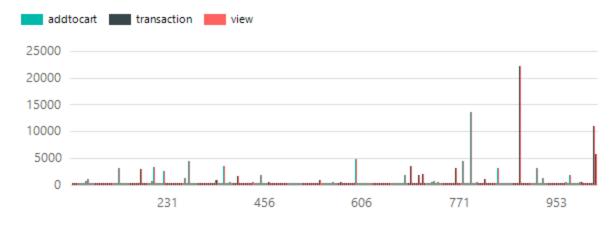
完整日期	事件类型	用户事件次数
2015	-05-03 03:41:38.000	
	view	2
2015	-05-03 04:30:11.000	
0045	view	1
2015	-05-03 04:33:31.000	
	view	1
2015	-05-03 04:42:42.000	I
2013	103-03-04.42.42.000	
	view	1
2015	-05-03 05:30:11.000	
	view	1
2015	-05-03 08:23:56.000	
	view	1
2015	-05-03 08:32:51.000	
2045	view	1
2015	-05-03 0.01.00.000	
	view	1
2015	-05-03 08:51:52.000	<u> </u>

2. 某种商品在不同时间下火热程度;

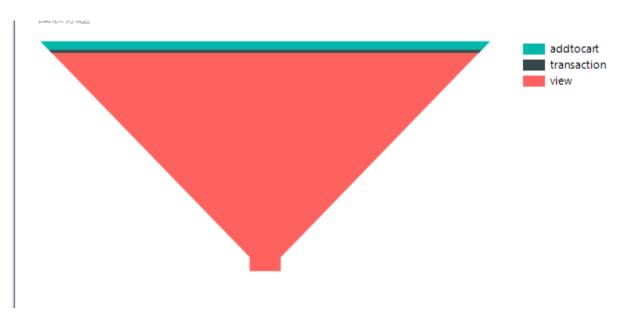


3. 商品属性分析

商品属性分析



4. 用户行为分析:



5. 分析用户消费频率, 筛选优质客户。

Fact User Visitor ID Events 计数

	7.301
	1
820159	
157419	
328126	
1192199	
1235292	
800638	
1299250	
1344887	
639964	
346597	
1360085	
422045	
536757	
1162858	
996134	
754142	
1364162	
162815	

	824842
	269127
4	
	438441
	686854
6	
	1210136
7	
	1161163
	829289
8	
	1093035
11	
	899857
12	
	350566
13	
	163561
14	
	286616
21	
	138131

根据上面的图, 我们可以分析到:

- 对于用户个体来说, 我们可以分析出用户不同时间经常访问的商品;
- 对于商品来说,我们分析了哪些商品是热销的,哪些是吸引用户的,并且可以分析出商品随时间的热度;
- 对于商家,可以分析优质商品,以及不同时间上架不同商品,并且可以分析到哪些是优质客户,经常消费。

项目成果

视频