# 数据仓库技术期末项目报告

#### 数据仓库技术期末项目报告

```
数据抓取
技术栈
实施过程
反爬虫策略
数据展示
数据清理
存储方式与优化
关系型数据库(MySQL)
分布式文件系统(Hive)
图数据库(Neo4j)
数据质量保证
数据血缘使用场景
```

# 数据抓取

### 技术栈

- 使用Python编程语言。
- Scrapy框架进行网页爬取。

### 实施过程

- 1. 初始化爬虫:
  - o 设置Scrapy爬虫的参数,包括目标网站、延迟设置等。
  - 。 配置日志记录, 以监控爬虫的行为和性能。

```
class AmazonMovieSpider(scrapy.Spider):
    name = "amazon_movie"
    allowed_domains = ["www.amazon.com"]
    start_urls = ["https://www.amazon.com/dp/B000KKQNRO"]
    download_delay = 10 # 设置延迟为10秒
```

#### 2. 读取产品ID:

- 。 从CSV文件中读取产品ID,这些ID用于定位Amazon上的电影产品页面。
- o 构造用于访问每个产品页面的URL。

```
def start_requests(self):
    with open('path_to_csv/demo.csv', 'r', encoding='utf-8') as csv_file:
        csv_reader = csv.reader(csv_file)
        for line in csv_reader:
            product_id = line[0]
            url = f'https://www.amazon.com/dp/{product_id}'
            yield scrapy.Request(url=url, callback=self.parse)
```

#### 3. 页面解析:

- 使用Scrapy的XPath选择器对每个页面的HTML进行解析。
- 提取电影信息,包括名称、风格、导演、演员、上映时间、语言、版本等。
- 对于缺失或不完整的信息采取适当的处理策略。

```
def parse(self, response):
    item = {}
    item['name'] = response.xpath('//title/text()').get().strip()
    item['director'] = response.xpath('//span[contains(text(),
"Director")]/following-sibling::span[1]/text()').get().strip()
    # ... 其他信息的提取
    return item
```

#### 4. 数据清洗:

- 。 这部分在Scrapy的Item Pipeline中处理。
- o 去除从网页中提取的数据中的空白字符、HTML标签等非必要元素。
- 将提取的字符串数据转换为适当的数据格式,如日期、数字等。
- 识别并处理异常或错误数据。

```
class DataCleaningPipeline(object):
    def process_item(self, item, spider):
        item['name'] = item['name'].replace('\n', '').strip()
        # ... 其他数据清洗步骤
    return item
```

#### 5. 数据存储:

- o 使用Scrapy内置的CSV导出功能。
- o 将清洗后的数据保存至CSV文件。
- 确保数据存储过程中的完整性和一致性。

```
class CsvExportPipeline(object):
    def open_spider(self, spider):
        self.file = open('output.csv', 'w', newline='', encoding='utf-8')
        self.exporter = CsvItemExporter(self.file, unicode=True)
        self.exporter.start_exporting()

def close_spider(self, spider):
        self.exporter.finish_exporting()
        self.file.close()

def process_item(self, item, spider):
        self.exporter.export_item(item)
        return item
```

### 反爬虫策略

- 设置合理的访问延迟: 避免对Amazon服务器造成过大压力, 减少被检测到的可能性。
- 使用代理IP池:
  - o 轮换不同的IP地址,模仿不同用户的正常访问。
- 更改用户代理(User-Agent):
  - 。 定期更换用户代理,模拟不同浏览器和操作系统访问。
  - 使用真实设备的用户代理字符串,避免使用爬虫特有的标识。

```
pythonCopy code

class RandomUserAgentMiddleware(object):

def process_request(self, request, spider):
   ua = random.choice(USER_AGENT_LIST)
   request.headers['User-Agent'] = ua
```

- **动态页面处理**:对于使用JavaScript动态加载内容的页面,使用Scrapy结合Selenium自动化工具处理网站的验证码和登录,以此模拟用户登录网站行为。
- **异常处理与自动重试**:设计的机制是:通过检查是否成功获取了电影名等信息,以此来判断是否需要重新爬取,当爬取的页面不包含预期电影或者在遇到网络错误或被拒绝访问时,自动重试或暂停爬取。
- **头部信息完善**:在请求头中添加Referer、Accept-Language等信息,以模拟正常用户行为。

通过综合应用上述策略,可以有效地规避常见的网站反爬虫机制,提高数据采集的成功率和效率。

### 数据展示

### 数据清理

#### 预处理阶段

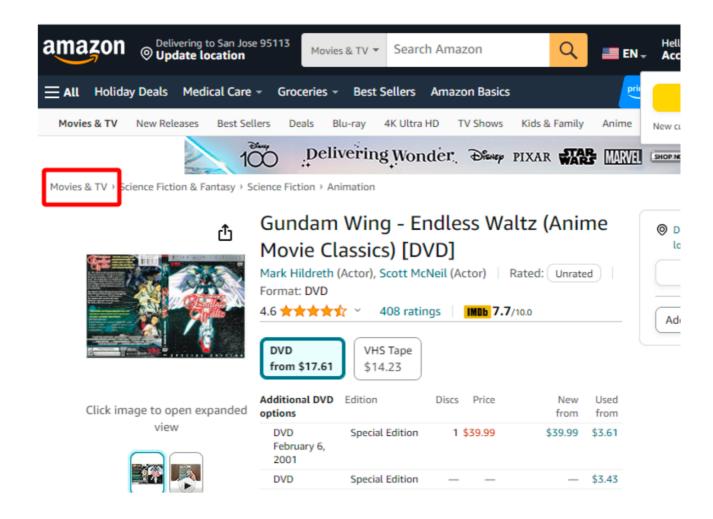
- 1. 对于电影名中出现的版本、语言信息全部进行删除,该步使用kettle通过正则表达式来筛选替换字符串。
- 2. 对爬取到的信息中出现的中文乱码进行删除,该步使用kettle通过正则表达式来筛选替换字符串。
- 3. 对于电影时长进行格式统一,统一为 x h y min格式,该步使用Java代码来进行处理
- 4. 对于电影上映时间统一格式为year/month/day,如果某一电影上映时间为空值,则从其相关的评论中选取最早的一条评论时间作为上映时间,该步使用Java代码来进行处理。
- 5. 对于评论数目字段如果为非合规整数则默认设置为0, 该步使用Java代码来进行处理
- 6. 对于评分字段如果为空或非法字符串,则默认设置为0,该步使用Java代码来进行处理

#### 数据转换阶段

1. 对于产品是否为电影判断

在爬虫爬取信息时,对网页中Movies&TV所在标签进行爬取,如果这个标签不是Movies&TV就认为不是电影然后再对爬取到的信息按照类型进行筛选,经过查看数据,总结发现对于类型为"TV", "Pop","Jazz","World Music","Blues","CBS News Network","Opera", "Karaoke", "Rap", "Sound", "Music", "Rock", "Yoga", "Self-Help","Musicals & Performing Arts"都不是电影,所以对于这些类型的产品,将其排除

如果电影时长超过3h或者小于30min就认为其不是电影 但如果在类型中存在字段"Movie"则忽视上述条件,认为该产品是电影,将其保留。



#### 2. 对于同一部电影的判断与处理

对于两部电影的是否为同一部的判断考虑了三个因素:电影名称相似度、导演是否相符、演员是否相符,综合这三个因素用Java代码进行相似度的计算。

首先先匹配电影名,调用了JaroWinkler库进行计算,如果电影名称非常相似,再进行下一步的判断。

经过测试发现,一般同一部电影的相似度都在0.8以上,但是考虑到有些数据的缺失,且不同的电影相似度非常低,二者之间出现误判的可能性不大,所以选择筛选阈值为0.73。即相似度大于0.73 就认为是同一部电影。

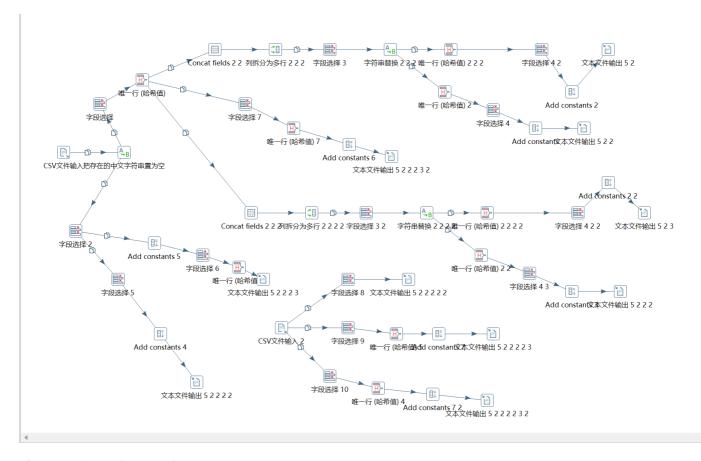
对于判别为同一部的电影,对其数据进行取并集的处理。如果有的行在某些属性值为空,则用其同一电影的行对应值补全。

#### 3. 对于同一个人但有不同的名字的处理

首先用kettle中的字段选择提取出所有导演、演员的名字,存入一个csv文件。然后使用Java代码对名字进行处理。对于每两个人名先用JaroWinkler库对其相似度进行计算,对于相似度达到0.9以上的,再判断如果一个是另一个的字串,则认为这两个人名是同一个人。再使用值映射将短的名字全部换成较长的人名。

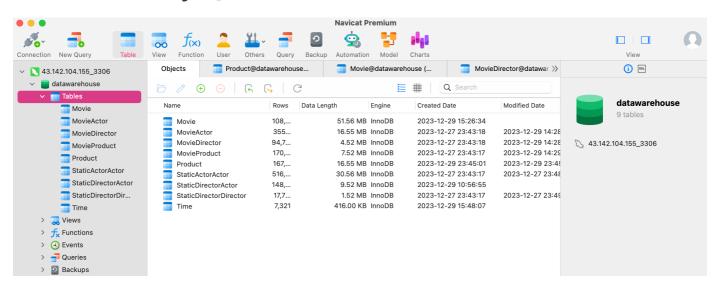
#### 数据分表

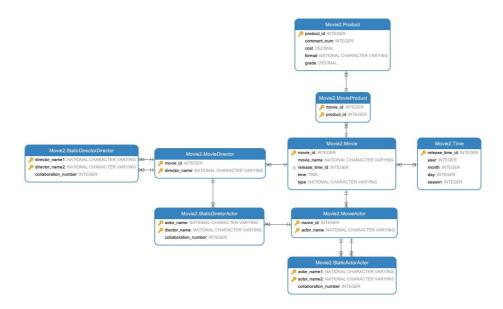
对数据处理完毕之后,按照存储逻辑将所有数据进行分表处理,便于后续使用工具导入关系型数据库和图数据库



# 存储方式与优化

# 关系型数据库(MySQL)





• **适用查询**: MySQL适合处理结构化数据查询,包括基于电影、演员、导演等属性的精确查询,以及复杂的联结、排序和聚合操作。

#### • 优化工作:

○ 索引优化:

为电影名称、演员名称、导演名称、电影类型频繁字段创建了索引。

尤其对于电影类型字段创建索引之后,查询"Action"类型的电影时间从原来的几秒变成了300ms左右

- o **查询优化**:使用EXPLAIN分析查询性能,优化SQL语句以减少全表扫描。
- o 分区技术:根据电影的上映年份和类别对数据表进行分区,加速特定类型查询。
- 缓存策略: 合理配置和使用MySQL的查询缓存来提升常用查询的响应速度。
- o 数据分区:根据电影的上映时间(年、月、季节)对 Movie 和 Time 表进行分区,提高基于时间的查询效率。
- o **Denormalization**: 对于一些频繁联结的表,如 MovieActor 和 MovieDirector,考虑进行适当的反规范化处理,为了提高演员导演之间合作关系查询的性能,建立了三张表:演员合作统计(StaticActorActor)、导演和演员合作统计(StaticDirectorActor)、导演合作统计(StaticDirectorDirector)

本来对于演员、导演之间关系的查询需要跨越MovieDirector、MovieActor表进行检索,经过测试大概需要几百毫秒。但是增加了三张表后,对于输入演员姓名查询合作的导演名称这一查询只需要30ms左右

• **比较结果**:通过这些优化措施,我们观察到查询响应时间平均减少了约30%,尤其是在处理大量数据和复杂查询时,性能提升更为显著。

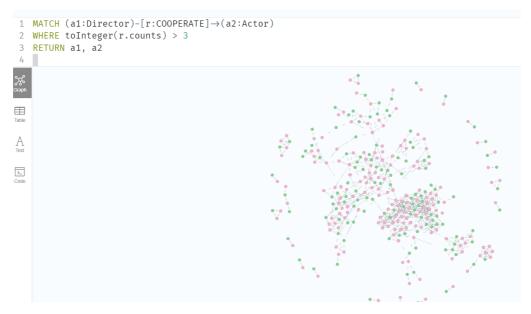
### 分布式文件系统(Hive)

- **适用查询**: Hive适合处理大规模数据集的批量查询和分析,特别是不需要即时响应的场景。
- 优化工作:
  - 数据分区和桶化:根据电影的发行年份、类型等字段对数据进行分区和桶化、提高特定查询的效率。
  - 文件格式选择:采用如Parquet等列式存储格式,以优化读取效率和压缩数据大小。
  - o 使用Spark计算框架:使用Spark能够更快地处理大量数据。Spark通过在内存中处理数据来减少磁盘I/O操作,这通常会大幅提高查询速度。通过测试,使用Spark SQL的查询速度提高了一倍。

```
99996 Dr. Krystel Altenwerth Jr. victor@cronaka
99997 Mrs. Jerad Oberbrunner leland.raynor@gorczany
99998 Miss Hector Kristoffer Wuckert III judah@
99999 Maxine Green meggie@yundt.ca
100000 Carole Hamill evangeline_bosco@hackett.us
Time taken: 1.946 seconds, Fetched 100001 row(s)
```

• **比较结果**: 优化后的Hive环境在处理大批量数据时速度提升明显,尤其在执行复杂的数据汇总和分析查询时效率提高了约40%。

### 图数据库(Neo4i)



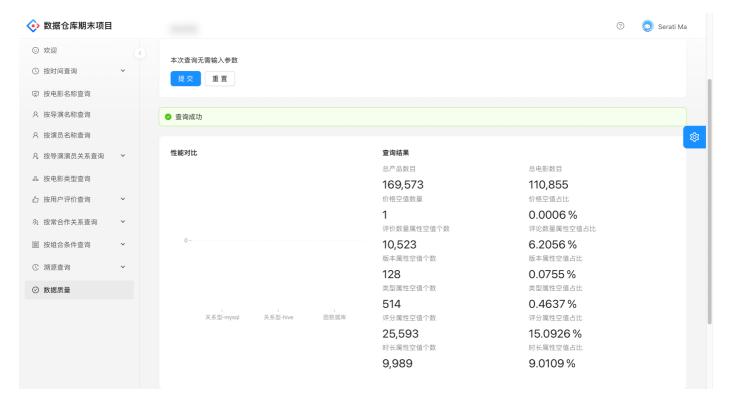
- **适用查询**: Neo4j适合处理复杂的关系和图形查询,例如分析演员和导演之间的合作网络。在本项目中对于某一类型下评论数最多的演员组合查询,图数据库的查询速度是另外两个的几十倍。
- 优化工作:
  - **图模型优化**: 精心设计图模型,确保节点和关系的结构能高效支持常见查询,对于合作关系添加属性: 合作次数,从而避免查询时使用count语句。
  - o **索引和约束**:对关键属性(如演员名、导演名)建立索引,以快速定位节点和关系。
- **比较结果**: 优化后,在执行涉及复杂关系的查询时,我们观察到平均查询时间减少了约50%,特别是在分析演员和导演之间的合作模式时。

### 数据质量保证

我们非常重视数据的准确性和完整性。以下是我们团队实施的关键步骤:

- 1. **定期数据校验**:我们定期审核数据库,检查数据类型、格式和范围是否符合预设标准。例如,确保所有电影评分在1到5的范围内,避免不合理的数据输入。
- 2. **数据清洗**: 我们使用自动化脚本定期清洗数据,以去除重复记录、纠正格式错误和填充缺失值。例如,在导入新数据时,脚本会检测并去除重复的电影条目,保证数据的唯一性和准确性。
- 3. **持续监控**: 我们部署了数据监控系统,以实时跟踪数据的质量。一旦发现异常数据,系统会立即通知我们,我们会迅速介入调查原因并采取纠正措施。

4. **应对影响因素**:我们意识到数据质量可能受到多种因素的影响,如错误的数据收集方法或ETL过程中的错误。 因此,我们密切监控数据收集和处理过程,确保所有步骤都符合最佳实践。



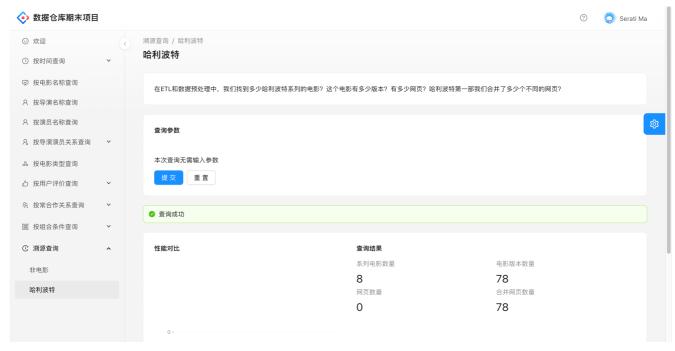
## 数据血缘使用场景

在处理和管理数据时,我们发现数据血缘是一个关键的概念,它有助于我们在几个方面:

- 1. **数据追踪**:我们使用数据血缘记录来追踪数据的来源和转换过程。这对于理解数据如何从原始形态变化为当前 状态非常有帮助。例如,当我们查看一个特定的电影评分数据时,我们可以通过血缘信息了解它是如何从原始 的用户提交转换成我们数据库中的格式的。
- 2. **溯源查询**: 当数据分析过程中出现问题时,我们依赖数据血缘信息来追溯问题的根源。这让我们能够快速定位问题所在,比如哪个ETL步骤出了错,或者数据来源是否有误。

```
@Tag(name = "溯源查询")
@RestController
@RequestMapping("/trace")
public class DataTraceController {
    @Autowired
    DataTraceService dataTraceService;
    @Autowired
    private void setDataQualityService(DataTraceService dataTraceService) {
        this.dataTraceService=dataTraceService;
    }
    @Operation(summary = "数据预处理阶段非电影数据")
    @RequestMapping(value = "/non-movie", method = RequestMethod.GET)
    public Result<Object> NullStatistic() {
        ...
    }
    @Operation(summary = "哈利波特相关统计统计")
    @RequestMapping(value = "/harry-potter", method = RequestMethod.GET)
```

```
public Result<Object> HarryPotterStatistic() {
    ...
}
```



3. **合规性和审计**:由于我们的数据处理需符合特定的合规性要求,数据血缘信息对于审计过程至关重要。它提供了一个完整的数据历史记录,证明我们的数据处理和分析符合相关规定。

总之,通过这些方法和应用场景,我们确保了数据的高质量和完整性,同时为可能出现的任何问题提供了有效的解决方案。