# 洲江大学

# 垂直搜索引擎 "梦奇电影旅行"项目计划书



学生姓名: \_\_\_\_\_ 胡洋凡\_\_\_\_\_ 学号: \_\_3180103167\_\_

学生姓名: \_\_\_ 蔡灿宇 \_\_\_ 学号: \_\_3180101972

学生姓名: \_\_\_\_刘轩铭\_\_\_\_ 学号: \_\_3180106071

学生姓名: \_\_\_\_\_杨凌霄\_\_\_\_\_ 学号: \_\_3180103608\_\_

学生姓名: \_\_\_\_王子腾\_\_\_\_ 学号: \_\_3180102173\_\_

2021 年 07 月 18 日

Verse: 1.1

## 版本变更历史

版本号	作者	修订日期	审核者	审核日期	修订原因
1. 0	胡洋凡、蔡灿宇、	2021. 07. 18	蔡灿宇	2021. 07. 18	原始文档
	王子腾、王绍兴、				
	杨凌霄、刘轩铭				
2. 0	胡洋凡、蔡灿宇、	2021. 07. 19	蔡灿宇	2021. 07. 19	样式的统
	王子腾、王绍兴、			1	一和部分
	杨凌霄、刘轩铭			0	修改



## 目录

1.	深度	<b>建分析:</b> 信息聚合	4
	1.1	原理和实现	4
	1.2	效果展示	6
2.	深度	分析: 信息结构化	7
	2.1	原理和实现	7
	2.2	效果展示	8
3.	深度	搜索:结果聚类和排序	9
	3.1	原理和实现	9
	3.2	效果展示	10
4.	深度	搜索:基于多种形式的推荐算法	12
	4.1	原理和实现	12
1	1	4.1.1 特征向量	12
	1.	4.1.2 召回	14
	1	4.1.3 重排	15
	12	<b>效里展示</b>	16

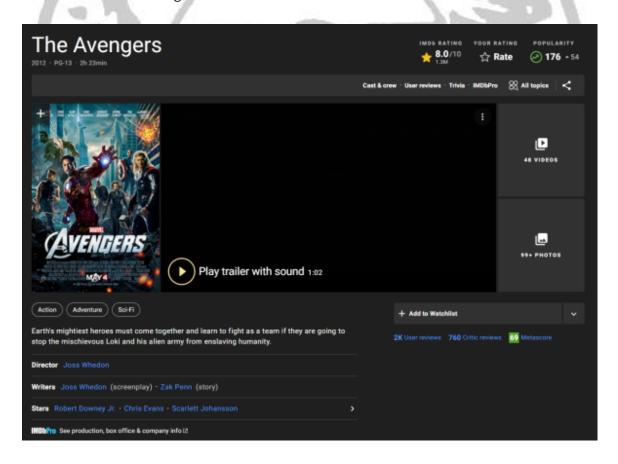
## 1. 深度分析: 信息聚合

由于我们构建的目标是一个基于电影的旅行知识(包括电影取景地、电影音乐等元素)搜索引擎,而目前很难有数据库或网站能一次性获取所需要的资讯信息, 所以有必要进行信息的聚合和多次提取整合工作。

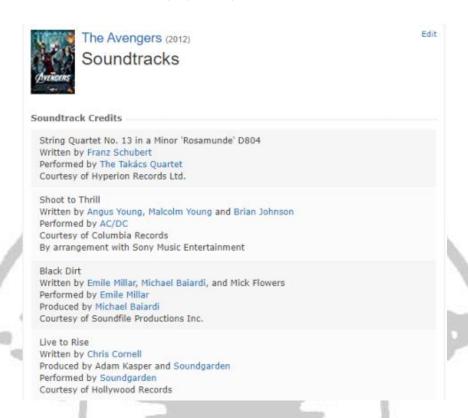
## 1.1 原理和实现

在我们的文档中,需要的数据包括电影的基本信息、取景地信息和背景音乐信息等。

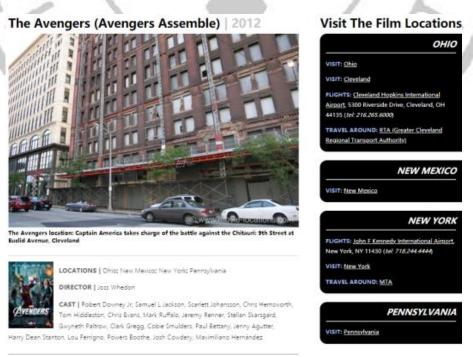
对于基本信息的获取,我们选择 IMDB 这样一个庞大而专业的电影数据网站进行爬取。以电影 Avengers 为例,可以看到这里有我们需要的电影核心内容信息。



此外,IMDB上还有我们需要的背景音乐信息:



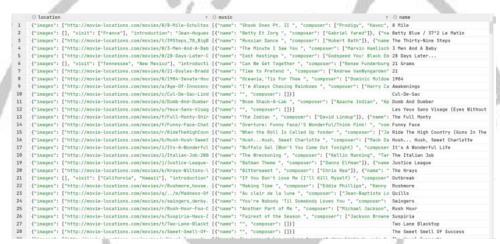
至于片场信息,我们选取了片场网(https://www.movie-locations.com/)的信息进行爬取。可以看到,这里不仅有一些我们需要补充的电影信息,还有我们需要的片场信息,以及相应的介绍和图例:



我们需要提取两者信息的合集,所以我们选择了电影数量较少(2000 条左右)的片场网进行爬取,获得了所有电影的片场信息和一些核心信息,然后在 IMDB 中对相应的信息进行搜索,最终获得了需要的信息合集。

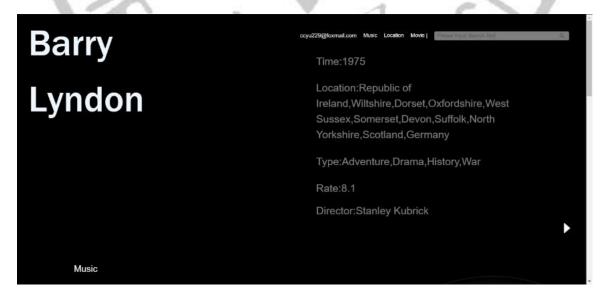
## 1.2 效果展示

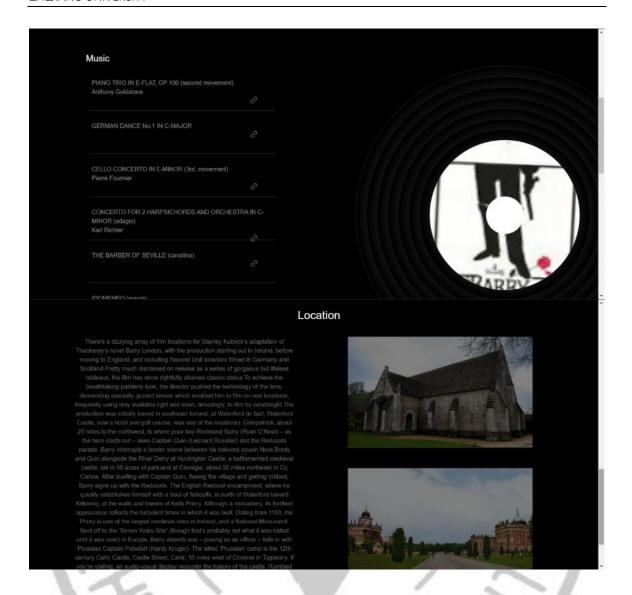
将爬取的结果存储到 MongoDB 中,获取的数据如图所示:



可以看到,我们完成了信息的聚合,获取了不同电影的一些很难同时获取到的资讯信息。

将爬取的信息在 Web 端进行展示,结果如图所示:





## 2. 深度分析: 信息结构化

## 2.1 原理和实现

由 1 所使用的方法,我们从非结构化的两个网页中提取数据,然后使用编程语言映射的特性,将获取的数据转化成结构化的对象,然后进行数据库的存储。

## 2.2 效果展示

在 Java 中进行存储的结构化数据对象如图所示:

```
* @author liuxuanming
 * <u>@date</u> 2021/7/13 10:54
* @description: 电影数据对象
@Data
public class MovieDO {
   private String id;
   private String name;
    private List<String> director;
   private String country;
   private String year;
   private Double rating;
   private List<String> genre;
   private String post;
   private String popularity;
    private String description;
    private List<MusicDO> music;
    private LocationDO location;
   private String update_time;
```

一条文档在 MongoDB 中的结构化展示如图所示:

```
{
    "_id": {*Soid": "68ee4fc37526f286a1883182*},
    "country": "United States",
    "description": "The setting is Detroit in 1995. The city is divided by
    "director": ["Curtis Hanson"],
    "genre": ["Drama", "Music"],
    "location": {
        "images": ["http://movie-locations.com/movies/8/8-Mile-Schultes-Avenumusit": "Jimny Smith Jr, aka B-Rabbit (Eminem) struggles to a structure of the structure
```

## 3. 深度搜索: 结果聚类和排序

我们提供电影名、音乐名、走访片场名三种搜索的目的和途径。用户可以在进行完一次广泛的搜索后,根据上面三类进行结果的聚类和排序,得到更加细致的结果。

#### 3.1 原理和实现

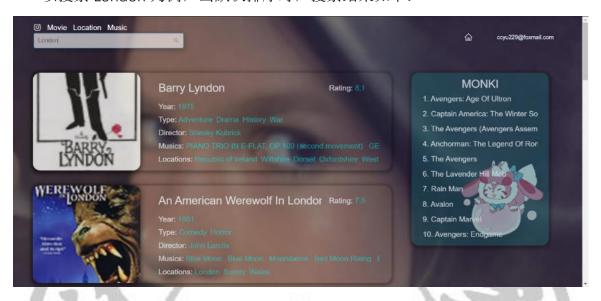
在 Elasticsearch 中,我们设置了如下的查询语句:

根据用户查询时选择的优先查询选项,后端会对不同查询类型的权重加以改变,这样会让优先级更高的属性所在的电影进行提升。此外,这样的改变是有一定限制的。例如,在 Location 中查询符合度较低的文档,即使用户选择了优先 Location 的搜索规则,也不一定能够查询到该文档,因为其他属性下可能有符合度更高的文档存在。这使得搜索结果能够让用户更加满意。

此外,我们的搜索还综合考虑了用户打分、用户流量等因素,会在一定程度上将上述两种因素纳入搜索打分评价的考虑范围。

## 3.2 效果展示

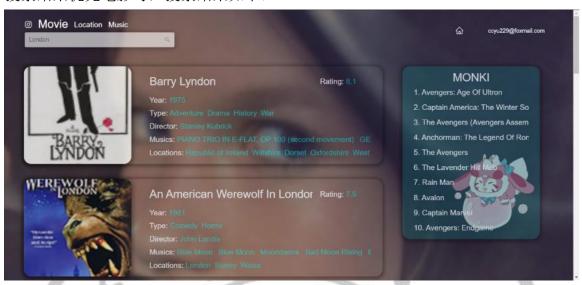
以搜索 London 为例, 当默认排序时, 搜索结果如下:



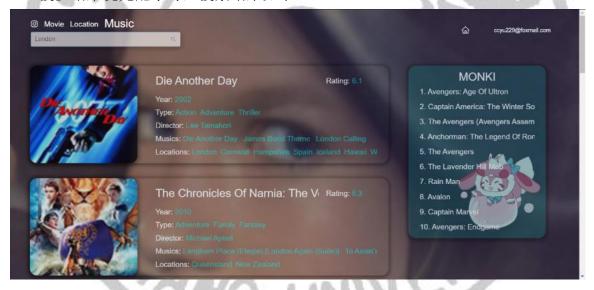
搜索结果优先地点时,搜索结果如下:



搜索结果优先电影时,搜索结果如下:



### 搜多结果优先配乐时,搜索结果如下:



## 4. 深度搜索: 基于多种形式的推荐算法

#### 4.1 原理和实现

#### 4.1.1 特征向量

每一部电影都有它自己的特征。

电影自身附带了很多属性,但是在做推荐时,我们考虑的属性的范围可以适当收窄。

通常情况下,电影的导演、电影类型、电影名称和电影介绍可以成为电影的特征。考虑到电影的介绍本身是一大段文本,因此将特征分为两部分组成。

第一部分为电影导演、电影类型和电影名称,第二部分为电影的介绍。

将第一部分的特征连接成文本,特征文本和描述文本分别形如下图。

#### In[2]: meta

Out[2]: 'Directors: Curtis Hanson. Genre: Drama, Music. Name: 8 Mile

3]: text

Out[3]: 'Description: The setting is Detroit in 1995. The city is divided by 8 Mile, a road that splits the town in half along

如此处理之后,一部电影的特征被概括为两个字符串,姑且称它们为 meta 和 text。

为了达到计算电影之间的相似度,我们需要计算出电影的特征向量。结合服务器性能考虑,在这里使用 Bert-base-cased 的预训练模型(以下简称 Bert)。对于Bert,每一个句子都会被 encode 成一个张量

#### $Tensor_{13 \times 1 \times token\_len \times 768}$

其中 13 代表 Bert 的 1 个初始 embedding 层和 12 个 hidden 层,总共 13 个层的输出; 1 代表 batch\_size,由于 Bert 的预训练只进行在单句和两句输入上,而

没有进行长文本输入的训练,此处也没有下游任务可供 Fine Tuning,这里我们统一将段落分割成单句一一处理;

对于 token\_len,这和 Bert 的工作机制有关。Bert 在 Encode 前首先需要将句子切割成 token 的列表,列表其中的元素为单词或者单词碎片,token\_len 即为列表的长度,最后的 768 位 base 版的 Bert 固定输出长度。

宏观来看,每一个单词碎片都被每一个 hidden 层编码成了一个 768 维的向量,因此每一个 token 就对应了一个的张量

#### $Matrix_{13\times768}$

对于如此多的 hidden 层输出,一般情况下不需要将它们全部用于计算。通常取倒数 4 层的平均值作为此 token 的向量。如此,我们便将一个 token 映射到了一个 768 维的向量 V 上

#### $V \in \mathbb{R}^{768}$

对于长文本,应该有 token\_len 个单词向量,在没有下游任务可供训练的情况下,我们取所有词向量的平均值为此长文本的特征向量。如此,一个长文本便被编码为了一个 768 维的向量 V

## $V\in R^{768}$

按照这样的逻辑,电影的 meta 和 text 都被映射成 768 维的向量。最后,我们需要将两个向量按照一定的权重加起来。如果有训练数据,这个权重完全可以通过监督学习训练。但即使经过了非常努力的查询,我们仍然没有获取到任何数据有品质的可供训练的数据。故只能暂时规定, meta 的向量占比 0.3, text 的向量占比 0.7。

$$V_{movie} = Meta * 0.3 + Text * 0.7$$

编码后,我们再用这个向量除以它自身的模长,做一次单位化。

$$V' = \frac{V}{|V|}$$

如此,每一个电影被编码成了一个768维线性空间的一个单位向量。

此外,在计算完所有电影的特征向量后,我们会将它们保存到数据库中。重复使用时只需要查询即可完成特征向量的提取。

#### 4.1.2 召回

召回算法完全基于电影的关键词和特征,借助 ES 搜索引擎的算法,我们为每一个用户选取 50 条电影作为召回算法的结果。

系统每天定时维护召回部分的数据。召回的结果存在 MySQL 的表 t\_recommend中。

召回算法的实现机制如下:

首先选取用户过去10次的搜索记录,过去的10次点击记录。

在 ES 中对于每一条搜索记录重新执行搜索,取每个搜索结果的前 3 条记录,可以获得 30 条记录。

对于每一次点击记录,在 ES 中重新执行搜索,取每个搜索结果的前 2 条记录,可以获得 20 条记录。

如果用户的行为不足 10 条搜索记录或者 10 条点击记录,系统会用随机选取的方式补足到 50 条。

#### 4.1.3 重排

重排的函数是按照可以在线上调用,也可以在线下调用的需求来编写的。

重排算法要求在数据库中,此用户拥有召回算法的 50 条推荐记录,并且至少拥有1条最近的点击记录。两者中的任何一个条件不被满足,重排算法失效。

重排时,首先取出用户近 10 次点击记录所点击的电影,并将它们转变为张量,即得 768\*10 的矩阵,记为

$$\begin{aligned} &Click_{768\times 10} = \left[\alpha_{c'_{1}}, \alpha_{c'_{2}}, \cdots, \alpha_{c'_{10}}\right] \\ &where \ \alpha_{c'_{i}} \in R^{768}, i \in \{1, 2, \cdots, 10\} \end{aligned}$$

再将召回步骤中,对用户推荐的 50 部影片取出转换成矩阵,得到 50 \* 768 的矩阵,记为

$$Recall_{50 \times 768} = [\alpha_{c_1} \quad \alpha_{c_2} \quad \cdots \quad \alpha_{c_{50}}]^T$$
  
where  $\alpha_{c_i} \in R^{768}$  and  $i \in \{1, 2, \cdots, 50\}$ 

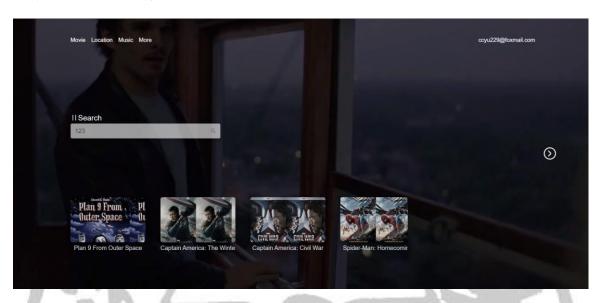
接下来计算各个电影之间的相似度

$$Similarity_{50 imes10} = Recall_{50 imes768} \cdot Click_{768 imes10} = egin{bmatrix} lpha_{c_1,c_1'} & lpha_{c_1,c_2'} & \cdots & lpha_{c_1,c_{10}'} \ lpha_{c_2,c_1'} & lpha_{c_2,c_2'} & \cdots & lpha_{c_2,c_{10}'} \ dots & \ddots & dots \ lpha_{c_2,c_1'} & lpha_{c_2,c_2'} & \cdots & lpha_{c_2,c_{10}'} \ dots & \ddots & dots \ lpha_{c_50,c_1'} & lpha_{c_50,c_2'} & \cdots & lpha_{c_50,c_{10}'} \ \end{bmatrix}$$
  $where \ lpha_{i,j} = lpha_{c_i} \cdot lpha_{c_i'}, \ lpha_{c_i} \in Recall, \ lpha_{c_i'} \in Click, \ lpha_{i,j} \in [0,1]$ 

接着将矩阵拉直,按照相关度由高到低排序,再去掉重复,即可得到推荐给此用户的电影列表。

## 4.2 效果展示

根据用户点击的推荐:



## 根据大数据的推荐:

