# Web 信息处理实验一实验报告

翁屹禾 PB20000017 傅申 PB20000051 侯博文 PB20000054

```
Web 信息处理实验一实验报告
  第1阶段: 豆瓣数据的爬取与检索
    爬虫
      解析方法
      反爬策略
    检索
      预处理
      倒排索引表
      倒排索引表的 (压缩) 存储
      布尔查询
    示例
  第2阶段:使用豆瓣数据进行推荐
    使用样例代码进行预测
    使用 LightGCN
      实验数据预处理
      模型训练
      预测
    预测结果
```

# 第1阶段: 豆瓣数据的爬取与检索

#### 该阶段的代码结构如下:

```
- index/*.idx
        indices
      - movie
        — all_ids
         — index/*.idx
        indices
requirements.txt
- src
 ├─ bool_query.py ← 布尔检索实现
 —— inverted_index.py ← 倒排索引实现
 — main.py
                  ← 主程序, 实现对书籍和电影的检索
                  ← 数据预处理
  — preprocess.py
 └─ spider.py
                  ← 爬虫
```

## 爬虫

爬虫的代码位于 stage-1/src/spider.py , 其采用网页爬取的方式, 使用 lxml 库解析网页的 HTML, 从而获取书籍/电影的相关信息。

我们的爬虫爬取了书籍的标题、评分、作者、出版社、原作名、译者、出版年份、页数、定价、装帧、系列、ISBN、简介和作者简介,以及电影的标题、评分、导演、编剧、主演、类型、制片国家/地区、语言、上映日期、片长、又名、IMDb、电影简介和演职员,这些数据采用 JSON 格式存储。

#### 解析方法

以爬取书籍信息的代码为例,对于每一个提供的 ID, 爬虫首先会尝试向对应的 URL 发送请求, 在收到正常 HTTP 响应后, 使用 XPath 解析 HTML 内容, 并组织相关信息返回:

```
def get_book_info(
    book_id: int, cookies: Optional[dict[str, str]] = None
) → Optional[dict[str, Any]]:
    # send request and get response
    url = BASE_BOOK_URL + str(book_id)

try:
    response = requests.get(url, headers=HEADERS, cookies=cookies)
except requests.exceptions.ConnectionError:
    msg.fail(f"(Connection Error) {url}")
    return None

if response.status_code ≠ 200:
    msg.fail(f"({response.status_code}) {url}")
    return None
```

```
else:
                         msg.good(f"({response.status_code}) {url}", show=SHOW_SUCCESS)
# parse html
tree = html.fromstring(response.text)
info: dict[str, Any] = {"id": book_id}
for k, v in BOOK_XPATHS.items():
                         if isinstance(v, list):
                                                 for xpath in v:
                                                                            info[k] = [
                                                                                                     info.strip() for info in tree.xpath(xpath) if info.strip() # ""
                                                                            1
                                                                            if len(info[k]) \neq 0:
                                                                                                    break
                         else:
                                                   \inf(k) = [\inf(s, t)]  for \inf(s, t) = [\inf(s, t)]  in \inf(s, t) = [\inf(s, t)]  for t) = [\inf
return info
```

在爬虫获得 ID 对应书籍/电影的相关信息后,如果提供的数据中有该 ID 对应的 tag,爬虫也会将 tag 加入信息中:

```
id = int(book_id["Id"])
info = get_book_info(id, cookies)
if info is not None:
    tag = book_id["Tag"]
    info["tags"] = str(tag).split(",") if tag = np.nan else []
    book_datas.append(info)
else:
    errors.append(id)
```

#### 反爬策略

在编写和运行爬虫的过程中, 我们发现豆瓣平台存在下面的反爬措施:

- 对于部分ID, 其对应的页面只能在登录后查看;
- 若同一 IP 地址的流量存在异常,则只允许登录用户查看页面;
- 若用户的查询频率过高,则会认为用户可能是机器人,用户需要输入验证码才能查询页面(用户也可能被临时封禁)

对于这些措施, 我们采用下面的应对方式:

• 使用 cookies 模拟用户登录:

```
cookies = load_cookies()
# 下面的函数会在发送请求时使用 Cookies
scrape_books(cookies)
scrape_movies(cookies)
```

• 在两次查询中插入2到5秒的随机停顿,降低查询频率:

```
def sleep() \rightarrow None:
    """Random sleep for 2 - 5 seconds to avoid being blocked."""
    time.sleep(random.randint(2, 5))
def scrape_books(cookies: Optional[dict[str, str]] = None) \rightarrow list[str]:
    book_ids = pandas.read_csv(BOOK_TAG_PATH)
    book_datas = []
    num_books = book_ids.shape[0]
    errors = []
    with PROGRESS_BAR as p:
        for _, book_id in p.track(
            book_ids.iterrows(),
            description="Scraping books...",
            total=num_books,
        ):
            sleep() # 随机停顿 2 - 5 秒
    with open(BOOK_DATA_PATH, "w") as f:
        json.dump(book_datas, f, ensure_ascii=False, indent=2)
    return errors
```

在采用了上面的策略后,我们能够爬取几乎全部的数据,除了一部 ID 为 1309046 的电影(经查询,该电影可能为《V字仇杀队》,已被禁播)。

## 检索

#### 预处理

预处理的代码位于 stage-1/src/preprocess.py , 它将我们爬取的数据处理为关键字和 ID 的映射,并存储在倒排索引表中。

对于书籍, 我们使用下面的信息进行分词:

标题

- 作者
- 出版社
- 系列
- 简介
- tag

对于电影, 我们使用下面的信息进行分词:

- 标题
- 类型
- 制片国家/地区
- 语言
- 电影简介
- tag

我们采用<u>结巴中文分词</u>对信息进行分词,并使用 stage-1/data/stopwords.txt 中的停用词来处理。以对书籍信息的处理过程为例,我们将上面提到的信息一一分词为一系列关键字,然后在这些关键字中去除掉停用词,最后返回处理后的关键词集合:

使用上面的 Generator, 我们可以建立关键字和 ID 之间的映射:

```
book_keywords_to_id = {}
for book_id, keywords in book_keyword_generator():
    for keyword in keywords:
        if keyword not in book_keywords_to_id:
            book_keywords_to_id[keyword] = set()
        book_keywords_to_id[keyword].add(book_id)
```

#### 最后根据信息映射建立倒排索引表:

```
book_index = InvertedIndex(BOOK_DATABASE_DIR)
for keyword, book_ids in book_keywords_to_id.items():
    book_index.set(keyword, book_ids)
book_index.save()
```

## 倒排索引表

倒排索引的实现位于 stage-1/src/inverted\_index.py , 考虑到实验的规模和需要进行的处理, 我们选择 Python 自带的集合 set[int] 作为存储倒排索引记录的数据结构。我们具体定义了下面三个数据结构:

```
# 单个关键字对应的倒排索引记录
class InvertedRecord:
   def __init__(self, doc_ids: set[int]) → None:
       self.doc_ids = doc_ids
# 倒排索引条目: 倒排索引表(位于内存中)中,每个关键字映射到的倒排索引
@dataclass
class InvertedIndexEntry:
   size: int
   record: Optional[InvertedRecord] = None # 惰性加载
# 倒排索引表
class InvertedIndex:
   def __init__(self, dir: str) → None:
       self.indices: dict[str, InvertedIndexEntry] = {}
       self.dir = dir
       self.all_ids: Optional[set] = set() # 惰性加载
       if not os.path.exists(f"{dir}/index"):
           os.makedirs(f"{dir}/index", exist_ok=True)
```

对应到文件存储,以书籍的倒排索引表为例,下面是倒排索引表的目录结构:

在运行过程中,关键字的 InvertedRecord 只有在被需要时才会加载到内存进行操作(惰性加载),比如在获取关键字对应的 ID 时:

```
class InvertedIndex:
    def get(self, keyword: str) → set[int]:
        if keyword not in self.indices:
            return set()
        record = self.indices[keyword].record
        if record is None:
            return InvertedRecord.load(f"{self.dir}/index/{keyword}.idx").doc_ids
        return record.doc_ids
```

## 倒排索引表的(压缩)存储

在倒排索引表的存储/加载过程中, 我们实现了可选择性的按块存储。

• 若不使用按块存储,存储/加载过程如下,我们主要存储关键字和对应记录大小的映射关系:

```
class InvertedIndex:
    @classmethod

def load(cls, dir: str, blocking: Optional[int] = None) → "InvertedIndex":
    index = cls(dir)
    index.all_ids = None

    keyword_to_size: dict[str, int] = {}

if blocking is None:
    with open(f"{dir}/indices", "rb") as file:
        keyword_to_size = pickle.load(file)
```

```
for keyword, size in keyword_to_size.items():
    index.indices[keyword] = InvertedIndexEntry(size=size, record=None)

return index

def save(self, blocking: Optional[int] = None):
    keyword_to_size = {}
    for keyword, entry in self.indices.items():
        keyword_to_size[keyword] = entry.size

if blocking is None:
    with open(f"{self.dir}/indices", "wb") as file:
        pickle.dump(keyword_to_size, file)

if self.all_ids is not None:
    with open(f"{self.dir}/all_ids", "wb") as file:
        pickle.dump(self.all_ids, file)
```

若使用按块存储,以存储过程为例,我们将所有关键字(词典)组织成单一字符串,并将每个块对应的 偏移量和块中各项记录的大小的映射关系存储到文件系统中:

```
class InvertedIndex:
    def save(self, blocking: Optional[int] = None):
        keyword_to_size = {}
        for keyword, entry in self.indices.items():
            keyword_to_size[keyword] = entry.size
        if blocking is None:
            # ...
        else:
            # transform indices into compressed blocks
            block_offset = 0
            block_size = 0
            keywords = ""
            compressed_indices: dict[int, list[int]] = {}
            for keyword, size in keyword_to_size.items():
                if index \% blocking = 0:
                    block_offset += block_size
                    compressed_indices[block_offset] = []
                    block_size = 0
                keywords += chr(len(keyword)) + keyword
                block_size += len(keyword) + 1
                compressed_indices[block_offset].append(size)
```

```
index += 1
with open(f"{self.dir}/keywords", "wb") as file:
    pickle.dump(keywords, file)
with open(
    f"{self.dir}/indices_compressed_blocking_{blocking}, "wb"
) as file:
    pickle.dump(compressed_indices, file)

if self.all_ids is not None:
    with open(f"{self.dir}/all_ids", "wb") as file:
    pickle.dump(self.all_ids, file)
```

考虑到数据规模,我们实现的索引压缩仅影响将倒排记录表加载到内存的过程,而不影响检索过程。对于 预处理的数据,采用/不采用按块压缩的存储文件大小如下(以书籍数据为例):

```
$ ls -lh .
总计 1.8M
# 公用部分
-rw-r--r- 1 fushen fushen 5.9K 11月 6日 18:09 all_ids
drwxr-xr-x 2 fushen fushen 996K 11月 6日 18:09 index
# 不采用按块压缩部分
-rw-r--r- 1 fushen fushen 380K 11月 6日 18:09 indices
# 采用按块压缩部分
-rw-r--r- 1 fushen fushen 253K 11月 6日 18:26 keywords
-rw-r--r- 1 fushen fushen 126K 11月 6日 18:26 indices_compressed_blocking_4 # 块大小为 4
-rw-r--r- 1 fushen fushen 66K 11月 6日 18:30 indices_compressed_blocking_128 # 块大小为 128
```

可以看到,由于索引的规模本身就比较小了,在块大小为 4 时压缩存储的文件大小(126K + 253K = 379K)并没有减少很多,在块大小为 128 时,文件大小大约减少了 16%。

再比较倒排记录表的加载时间,结果如下:

不采用按块压缩	按块压缩 ( blocking = 4)	按块压缩 ( blocking = 128)
21.3ms	29.1ms (137%)	27.6s (130%)

可以看到采用按块压缩后的加载时间有了大概 30%+ 的增加。(块大小为 128 时加载比块大小为 4 时更快的原因可能是更好的时空局部性)

#### 布尔查询

布尔查询的代码位于 stage-1/src/bool\_query.py , 我们规定布尔查询的语法规则如下(其中 LPAR EN 和 RPAREN 表示左右括号, KEYWORD 表示关键字):

```
Query → Term (OR Term)*

Term → Factor (AND Factor)*

Factor → NOT* LPAREN Query RPAREN | NOT* KEYWORD
```

我们定义了 Query 、 \_Term 和 \_Factor 类来实现对布尔检索的解析,以及与倒排索引表交互进行检索动作。

先关注检索的过程,这里以对 \_Term 的检索过程为例( \_Term 的格式为 A AND B AND ... ),我们 先估计各个子检索的结果大小,然后按照从小到大的顺序依次进行查询:

```
class _Term:
    """Term → Factor (AND Factor)*"""
    def __init__(
       self,
       factors: list[_Factor],
    \rightarrow None:
        assert len(factors) > 0, "factors is empty"
        self._factors = factors
    def query(self, index: InvertedIndex) → set[int]:
        estimated_size = [
            (factor, factor.estimate_query_size(index)) for factor in self._factors
        ]
        estimated_size.sort(key=lambda x: x[1])
        doc_ids = estimated_size[0][0].query(index)
        for factor, _ in estimated_size[1:]:
            doc_ids &= factor.query(index)
        return doc_ids
    def estimate_query_size(self, index: InvertedIndex) → int:
        results = [factor.estimate_query_size(index) for factor in self._factors]
        return min(results)
```

Query 、\_Factor 的检索过程与 \_Term 类似。

对于布尔检索的解析,可以直接运行 stage-1/src/bool\_query.py 代码,输入你想要的布尔检索,即可获得解析得到的结果,对于解析过程的细节,这里不作过多展示:

```
$ python stage-1/src/bool_query.py
Please input your query: A AND (B OR C OR NOT D) AND NOT E
AND(A, OR(B, C, NOT(D)), NOT(E))
Continue? (Y/n)
```

可以看到, A AND (B OR C OR NOT D) AND NOT E 被解析为了 AND(A, OR(B, C, NOT(D)), NOT (E))。

## 示例

先运行 stage-1/src/preprocess.py 进行预处理,然后运行 stage-1/src/main.py,在输出的 prompt 后输入需要的布尔查询,即可对书籍/电影进行布尔查询,并获得查询结果。如下截图所示:

我们从豆瓣电影 Top 250 中编号与组员学号最后两位一致的电影找出一些合适的关键词,并展示一些查询结果如下:

- 学号 PB20000017:
  - 电影及关键字:
    - No.17《疯狂动物城》: 美国、喜剧、动画
    - No.117 《借东西的小人阿莉埃蒂》: 日本、动画、冒险
    - No.217 《疯狂的麦克斯4: 狂暴之路》: 澳大利亚、美国、冒险
  - 查询: (美国 OR 日本) AND 冒险 AND 动画 AND NOT 喜剧

#### • 学号 PB20000051

- 电影及关键字:
  - No.51 《死亡诗社》: 美国、剧情
  - No.151 《模仿游戏》: 美国、剧情、战争、传记、二战
- 查询: 美国 AND (传记 OR 剧情) AND 战争 AND NOT 二战

学号 PB20000054

- 电影及关键字:
  - No.54 《大闹天宫》:中国、剧情、动画、奇幻、古装
  - No.154 《花样年华》:中国香港、剧情、爱情
- 查询: 剧情 AND NOT (动画 OR 爱情 OR 奇幻) AND 古装 AND 中国香港

## 第2阶段:使用豆瓣数据进行推荐

该阶段的提交的代码结构如下,其中我们省略了实验中会用到的 model (保存训练的模型)和 output (实验的预测结果)目录:

```
stage-2

├── data

├── lightGCN/book/* ← 为使用 LightGCN 模型而预处理的数据

├── book_score.csv

├── Contacts.txt

├── movie_score.csv

├── selected_book_top_1200_data_tag.csv

├── selected_movie_top_1200_data_tag.csv

├── tag_embedding_dict.pkl

├── doc

├── 1902.07243.pdf

└── src

├── lightGCN.ipynb ← 使用 LightGCN 模型进行训练和预测的 notebook

├── lightGCN_model.py ← 魔改自 LightGCN-pytorch, 包含需要的类和 utils
```

```
── graphrec.ipynb
├── graph_rec_model.py
├── text_embedding.ipynb
└── utils.py
```

## 使用样例代码进行预测

首先,我们尝试使用提供的代码进行训练和预测,以 Text Embedding 为例,仿照训练部分的代码,我们能写出预测部分的 Python 代码如下(GraphRec 的预测代码与之类似):

```
test_results = []
with torch.no_grad():
    for idx, (user_ids, item_ids, true_ratings, tag_embedding) in tqdm(
        enumerate(test_dataloader), total=len(test_dataloader)
    ):
        pred_ratings = model(
            user_ids.to(device),
            item_ids.to(device),
            tag_embedding.squeeze(1).to(device),
        )
        user_ids_np = user_ids.long().cpu().numpy().reshape(-1, 1)
        pred_ratings_np = pred_ratings.cpu().numpy().reshape(-1, 1)
        true_ratings_np = true_ratings.numpy().reshape(-1, 1)
        test_results.append(
            np.column_stack((user_ids_np, pred_ratings_np, true_ratings_np))
        )
test_results_df = pd.DataFrame(
    np.vstack(test_results), columns=["user", "pred", "true"]
)
test_results_df["user"] = test_results_df["user"].astype(int)
ndcg_scores = test_results_df.groupby("user").apply(compute_ndcg)
avg_ndcg = ndcg_scores.mean()
print(f"Average NDCG: {avg_ndcg}")
```

## 使用 LightGCN

我们尝试使用 <u>LightGCN</u> 模型来对用户评价进行预测,使用到的代码来自于 <u>LightGCN-PyTorch</u> 仓库。我们我们已经修改和整理了需要的模型、Dataloader 以及其他组件的代码,并将它们放入了 stage-2/sr c/lightGCN\_model.py 文件中。争对 LightGCN 进行数据预处理、训练、预测的过程位于 stage-2/s rc/lightGCN.ipynb 中。

#### 实验数据预处理

LightGCN 的 Dataloader 要求数据目录拥有两个文本文件,分别为:

- train.txt: 训练文件,每一行的格式为 user\_id item\_1\_id item\_2\_id ...,其中 user 对之 后的每个 item 都进行了正向评价;
- test.txt:测试文件。因为我们自己实现了测试的部分,所以这个文件应该是没有用到的;

为了使用 LightGCN 完成实验,我们需要对实验数据进行处理。首先,加载原始数据到 loaded\_data:

```
loaded_data = pd.read_csv(os.path.join(DATA_PATH, "book_score.csv"))
```

然后将 user 和 item 的 ID 映射到连续索引,并保存:

```
def create_id_mapping(id_list):
    unique_ids = sorted(set(id_list))
    id_to_idx = {id: idx for idx, id in enumerate(unique_ids, start=1)}
    return id_to_idx

user_ids = loaded_data["User"].unique()
book_ids = loaded_data["Book"].unique()

user_to_idx = create_id_mapping(user_ids)
book_to_idx = create_id_mapping(book_ids)

loaded_data["user_map"] = loaded_data["User"].map(user_to_idx)
loaded_data["book_map"] = loaded_data["Book"].map(book_to_idx)
```

最后,划分训练集和测试集,并保存到 train.txt 和 test.txt ,我们这里认为评分大于等于 4 为正 向的,否则为负面评价:

```
# 划分数据集
train_data, test_data = train_test_split(loaded_data, test_size=0.5, random_state=42)
```

```
# 过滤掉训练集中 Rate < 4 的数据

train_data = train_data[train_data["Rate"] ≥ 4]

# 将 train_data, test_data 转换为 user → item 的字典

train_data = train_data.groupby("user_map")["book_map"].apply(list).to_dict()

test_data = test_data.groupby("user_map")["book_map"].apply(list).to_dict()

# 写入 train.txt, test.txt

# 每行格式为 user_id item_id_1 item_id_2 ...

with open(os.path.join(BOOK_DATA_PATH, "train.txt"), "w") as f:
    for user, items in train_data.items():
        f.write(f"{user} {' '.join(map(str, items))}\n")

with open(os.path.join(BOOK_DATA_PATH, "test.txt"), "w") as f:
    for user, items in test_data.items():
        f.write(f"{user} {' '.join(map(str, items))}\n")
```

#### 模型训练

仿照 LightGCN-PyTorch 仓库中 Procedure.py 的训练部分,我们可以写出如下的训练代码:

```
NUM_EPOCHS = 20
for epoch in tqdm(range(NUM_EPOCHS)):
    bpr = BPRLoss(model, CONFIG)
    S = uniform_sample(data_loader)
    users = torch.Tensor(S[:, 0]).long().to(device)
    pos_items = torch.Tensor(S[:, 1]).long().to(device)
    neg_items = torch.Tensor(S[:, 2]).long().to(device)
    users, pos_items, neg_items = shuffle(users, pos_items, neg_items)
    total_batch = len(users) // CONFIG["bpr_batch_size"] + 1
    avg_loss = 0.0
    for _, (batch_users, batch_pos, batch_neg) in enumerate(
        minibatch(users, pos_items, neg_items)
    ):
        cri = bpr.stageOne(batch_users, batch_pos, batch_neg)
        avg_loss += cri
    avg_loss /= total_batch
```

```
model.eval()

if (epoch + 1) % 5 = 0:

with torch.no_grad():
... # 测试
```

#### 预测

与 GraphRec 和 Text Embedding 中的预测代码类似,我们调用模型的 getUsersRating() 函数以获得 user 对 item 的相对评分,最后计算平均 NDCG 值。

```
test_results = []
with torch.no_grad():
    for user_ids, item_ids, true_ratings in tqdm(
        test_dataloader, total=len(test_dataloader)
    ):
        user_ids = user_ids.to(device)
        item_ids = item_ids.to(device)
        true_ratings = true_ratings.to(device)
        ratings = model.getUsersRating(user_ids)
        pred_ratings = ratings[torch.arange(len(ratings)), item_ids]
        user_ids_np = user_ids.long().cpu().numpy().reshape(-1, 1)
        pred_ratings_np = pred_ratings.cpu().numpy().reshape(-1, 1)
        true_ratings_np = true_ratings.cpu().numpy().reshape(-1, 1)
        test_results.append(
            np.column_stack((user_ids_np, pred_ratings_np, true_ratings_np))
        )
test_results_df = pd.DataFrame(
    np.vstack(test_results), columns=["user", "pred", "true"]
)
test_results_df["user"] = test_results_df["user"].astype(int)
ndcg_scores = test_results_df.groupby("user").apply(compute_ndcg)
avg_ndcg = ndcg_scores.mean()
print(f"Average NDCG: {avg_ndcg}")
```

# 预测结果

对于 GraphRec、Text Embedding 和 LightGCN,我们均训练 20 个 Epoch 后进行预测,预测结果的平均 NDCG(Top50)如下:

GraphRec @ 20 Epoch	Text Embedding @ 20 Epoch	LightGCN @ 20 Epoch
0.740	0.693	0.704

我们使用 1080Ti 进行训练,在训练时间上,GraphRec (约 380s/epoch) >> Text Embedding (约 20s/epoch) > LightGCN (约 2.8s/epoch)。考虑到不同的训练时间,我们也测试了 Text Embedding 和 LightGCN 在不同训练 Epoch 数下的表现:

<b>Epoch Number</b>	GraphRec	Text Embedding	LightGCN
20	0.740	0.693	0.704
40	-	0.713	0.722
100	-	-	0.734