豆瓣高热电影数据爬取和分析 组员: 宁顺磊 1901210052 何雄博 1901210049

首先通过'getting_douban_id.py'和'getting_movie_data.py'爬取豆瓣电影的数据: 前者使用豆瓣自身的查询系统,对 "https://movie.douban.com/j/new_search_subjects?sort=T&range=0,10&limit=100&tags=&start={}} (https://movie.douban.com/j/new_search_subjects?sort=T&range=0,10&limit=100&tags=&start={}})" 发出请求以获得豆瓣记录的电影的编号,其中'sort=T'表示按照标记最多的顺序,'range=0,10'表示评分在0到10之间,'limit=100'表示一次返回100项,'start'变量表示每次查找的起始位置,据此查询99次,即9900项,得到的数据记录在表'douban.csv'中;后者根据得到的9900个电影的编号,爬取电影详情页"https://movie.douban.com/subject/{}/_(https://movie.douban.com/subject/{}/_(https://movie.douban.com/subject/{}/_(nttps://movie.d

遇到的问题有:

- 1. 在对电影详情页进行爬取时,会产生两种缺失:未上映的电影没有评价数量,代码运行中体现为爬取评价数量时报错;一些电影详情页的HTML中片长的格式不一致(是无标识符的独立文本)或未给出,代码运行中体现为爬取片长时报错。最终实际得到的电影数量为9801。
- 2. 用单个id进行爬取时,容易被豆瓣封禁ip,因此采取了随机cookie,headers以及每次爬取之间设置较长间隔的方式

载入数据

In [6]:

```
import pandas as pd
data = pd.read_csv("./Desktop/douban_mv.csv")
```

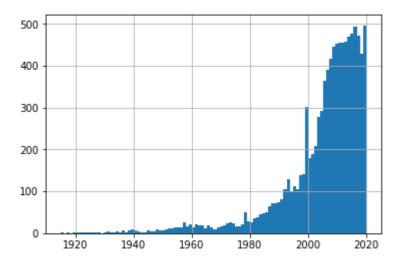
我们首先对高热度电影的年份分布进行了分析,柱状图显示高热度电影分布在80年代之后,而1994年有近300部电影,显著高于邻近年份,这也与电影史相符,由于1995年是电影诞生100周年,因此这一年全世界范围内的好电影喷薄而出,如《肖申克的救赎》,《阿甘正传》,《这个杀手不太冷》和《饮食男女》等经典影片,94年也被称为电影大片之年。

In [171]:

data['year'].hist(bins=100)

Out[171]:

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x16efff4e208>



评分分布

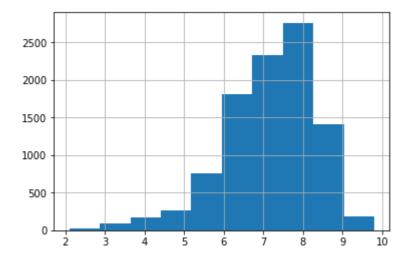
数据中电影评分呈偏态分布,主要集中在4-9分,比较有意思的是低分高热电影的比例并不低。

In [172]:

data['ge'].hist()

Out[172]:

 ${\tt matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot}$ at ${\tt 0x16ed83d4e48}{\tt >}$



编剧分布

In [7]:

```
from collections import Counter
writers = list(data['writer'].values)

1 = []
for w in writers:
    l. extend(str(w).split(","))

c = Counter(l)
k=list(c.keys())
v=list(c.values())
count=pd.DataFrame({'writer':k,'count':v})
total = count.sort_values(by='count', ascending=False)
total[0:10]
```

Out[7]:

	writer	count
469	王晶	112
5	吕克·贝松	44
1082	伍迪·艾伦	41
943	藤子·F·不二雄	40
570	徐克	39
1461	青山刚昌	33
59	刘镇伟	33
885	游乃海	33
124	谷德昭	32
1109	阮世生	31

主演分布

In []:

出现次数前十的主演全部来自中国香港,反映了香港电影的影响力

In [8]:

```
actors = list(data['act'].values)

1 = []
for w in actors:
    l.extend(str(w).split(","))

c = Counter(1)
k=list(c.keys())
v=list(c.values())
count=pd.DataFrame({'actor':k,'count':v})
total = count.sort_values(by='count', ascending=False)
total[1:10]
```

Out[8]:

	actor	count
1184	林雪	124
800	刘德华	118
803	曾志伟	114
802	黄秋生	96
1370	任达华	93
2608	梁家辉	85
3961	古天乐	84
2531	吴君如	82
1257	成龙	81

导演分布

In [9]:

```
director = list(data['director'].values)
1 = []
for w in director:
    l.extend(str(w).split(","))

c_d = Counter(1)
k=list(c_d.keys())
v=list(c_d.values())
count_d=pd.DataFrame({'director':k,'count':v})
top = count_d.sort_values(by='count', ascending=False)
top[0:11]
```

Out[9]:

	director	count
188	王晶	73
346	杜琪峰	48
431	伍迪·艾伦	40
225	徐克	35
242	邱礼涛	32
41	刘伟强	31
29	史蒂文·斯皮尔伯格	28
23	刘镇伟	26
133	张艺谋	23
197	陈嘉上	23
3027	芝山努	22

制片国家/地区分布

In [13]:

```
import matplotlib.pyplot as plt
plt.rcParams['font.sans-serif']=['SimHei']
region = list(data['region'].values)
1 = []
for w in region:
    1. extend(str(w).split(", "))
c_d = Counter(1)
k=list(c_d.keys())
v=list(c d.values())
count_d=pd. DataFrame({'region':k,'count':v})
top = count_d.sort_values(by='count', ascending=False)
top\_region = top[0:10]
labels = list(top_region['region'].values)
sizes = list(top_region['count'].values)
explode = (0.1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
plt. pie (sizes, explode=explode, labels = labels, autopct='%1.1f%%', shadow = True, startangle=150)
plt.show()
```



类型分布

In [14]:

```
types = list(data['type'].values)
l = []
for w in types:
    l.extend(str(w).split(","))

c_d = Counter(l)
k=list(c_d.keys())
v=list(c_d.values())
count_d=pd.DataFrame({'types':k,'count':v})
top = count_d.sort_values(by='count', ascending=False)
top_region = top[0:10]
labels = list(top_region['types'].values)
sizes = list(top_region['count'].values)
explode = (0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0)
plt.pie(sizes, explode=explode, labels = labels, autopct='%1.lf%%', shadow = True, startangle=150)
plt.show()
```



评分和评价人数在各年的分布

我们对各年份电影的评分和评论人数进行了分析,为了对这两个指标进行对比,我们对其按年份进行了标准化。结果显示,标准评论人数随年份总体呈上升趋势,而标准评分则随年份呈下降趋势。

In []:

```
plt.title('各年份评分分布')
plt.rcParams['font.sans-serif'] = ['SimHei']
plt.xlabel('year')
plt.ylabel('value')
x=data.groupby('year')['number', 'ge'].mean()
s=(x-x.mean())/x.std()
year = s.index
plt.plot(year, list(s['ge'].values), marker='o', markersize=3)
plt.plot(year, list(s['number'].values), marker='o', markersize=3)
plt.legend(['评分', '评论人数'])
plt.show()
```

评分和评价人数在各地区分布

同样我们选取了出现频次最高的是个制片国家/地区,并对其评分分布进行了分析。标准评分最高的为德国,最低的为中国大陆,而标准评论人数最高的为中国大陆,最低的为加拿大。

由于豆瓣的用户主要集中在中国大陆,因此中国大陆的电影虽然质量层次不齐,但是更容易受到用户关注,因此评论人数和评分两极分化。

In [23]:

```
plt. title('各地区评分分布')
plt. rcParams['font. sans-serif'] = ['SimHei']
plt. xlabel('region')
plt. ylabel('value')
top_region = ['美国', '中国大陆', '中国香港', '日本', '英国', '法国', '韩国', '德国', '加拿大', '中[
dt = data[(data['region']=='美国')|(data['region']=='中国大陆')|(data['region']=='中国香港')|(data[
x=dt. groupby('region')['number', 'ge']. mean()
s=(x-x. mean())/x. std()
year = s. index
plt. plot(year, list(s['ge']. values), marker='o', markersize=3)
plt. plot(year, list(s['number']. values), marker='o', markersize=3)
plt. legend(['评分', '评论人数'])
plt. show()
```

