

基于 Airbnb 网站数据的数据可视化

一. 导入依赖以及全局设置

```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from PIL import Image
%matplotlib inline
plt.rcParams['font.sans-serif'] = ['SimHei'] # windows#SimHei 用來正常显示中文标签
plt.rcParams['axes.unicode_minus'] = False # 用來正常显示负号
plt.rcParams.update({'font.size':13 })

from pyecharts.globals import CurrentConfig, NotebookType
CurrentConfig.NOTEBOOK_TYPE = NotebookType.JUPYTER_LAB
from pyecharts import options as opts
from pyecharts.charts import Geo
from pyecharts.charts import Line,Scatter
```

二.读入数据集

```
calendar = pd.read_csv('./data/calendar.csv')
calendar2015 = pd.read_csv('./data/calendar2015.csv')
calendar2016 = pd.read_csv('./data/calendar2016.csv')
calendar2017 = pd.read_csv('./data/calendar2017.csv')
listings = pd.read_csv('./data/listings.csv',low_memory=False)
reviews1 = pd.read_csv('./data/reviews1.csv')
reviews2 = pd.read_csv('./data/reviews2.csv')
sampledreviews = pd.read_csv('./data/sampledreviews.csv')
```

三. 数据预处理

- 1. listings 数据集(房屋张贴表)
- 1) 查看 listings 数据集信息

```
listings.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 50968 entries, 0 to 50967
Data columns (total 96 columns):
    Column
                                     Non-Null Count Dtype
   id
                                     50968 non-null int64
 0
 1 listing_url
                                    50968 non-null object
 2 scrape id
                                    50968 non-null int64
                                    50968 non-null object
 3 last_scraped
 4 name
                                    50947 non-null object
                                    49038 non-null object
 5
    summary
 6
    space
                                     34971 non-null object
 7
    description
                                    50500 non-null object
    experiences_offered
                                    50968 non-null object
 8
                                    30258 non-null object
   neighborhood_overview
 10 notes
                                    20323 non-null object
```

```
11 transit
                                     31567 non-null object
12 access
                                     29362 non-null object
13 interaction
                                     28255 non-null object
14 house_rules
                                    30358 non-null object
15 thumbnail url
                                    0 non-null
                                                    float64
16 medium url
                                    0 non-null
                                                    float64
                                    50968 non-null object
17 picture_url
                                    0 non-null
18
   xl_picture_url
                                    50968 non-null int64
19 host id
20 host url
                                    50968 non-null object
                                    50960 non-null object
21 host name
                                    50960 non-null object
22 host_since
23 host_location
                                    50814 non-null
                                                    object
24 host_about
                                    31052 non-null object
25 host_response_time
                                   26465 non-null object
                                   26465 non-null object
26 host_response_rate
27 host_acceptance_rate
                                    0 non-null
                                                    float64
28 host_is_superhost
                                    50960 non-null object
29 host thumbnail url
                                    50960 non-null object
30 host_picture_url
                                    50960 non-null object
                                    43816 non-null object
31 host_neighbourhood
32 host listings count
                                    50960 non-null
                                                    float64
33 host_total_listings_count
                                    50960 non-null float64
34 host verifications
                                    50968 non-null object
35 host_has_profile_pic
                                    50960 non-null
                                                    object
                                    50960 non-null object
36 host_identity_verified
37 street
                                    50968 non-null
                                                    object
                                    48407 non-null object
38 neighbourhood
39 neighbourhood_cleansed
                                     50968 non-null object
                                     50968 non-null object
40 neighbourhood_group_cleansed
41 city
                                     50903 non-null object
42
    state
                                     50955 non-null
                                                    object
43 zincode
                                     50189 non-null object
44 market
                                     50831 non-null object
45 smart_location
                                     50968 non-null object
46 country_code
                                    50968 non-null object
47 country
                                    50968 non-null object
                                    50968 non-null float64
48 latitude
49
   longitude
                                    50968 non-null float64
50 is_location_exact
                                    50968 non-null object
                                    50968 non-null object
51 property_type
52 room_type
                                    50968 non-null object
                                    50968 non-null int64
53 accommodates
                                    50870 non-null float64
54
   bathrooms
                                    50912 non-null float64
55 bedrooms
56 beds
                                    50907 non-null float64
57 bed_type
                                    50968 non-null object
58 amenities
                                    50968 non-null object
59
   square_feet
                                    493 non-null
                                                    float64
                                    50968 non-null object
60 price
61 weekly_price
                                    7131 non-null object
                                    6252 non-null
62 monthly_price
                                                    object
63 security_deposit
                                    31601 non-null object
64 cleaning_fee
                                    38762 non-null object
                                    50968 non-null int64
65 guests included
                                    50968 non-null object
66 extra_people
                                    50968 non-null int64
67 minimum_nights
                                    50968 non-null int64
68 maximum_nights
69 calendar_updated
                                    50968 non-null object
70 has availability
                                    50968 non-null object
71 availability_30
                                    50968 non-null int64
                                    50968 non-null int64
72 availability_60
73 availability_90
                                    50968 non-null
                                                    int64
                                    50968 non-null int64
74 availability_365
75 calendar last scraped
                                    50968 non-null object
```

```
50968 non-null int64
 76
    number of reviews
77
    first review
                                     40341 non-null object
78 last_review
                                     40343 non-null object
79
    review_scores_rating
                                     39254 non-null float64
                                     39205 non-null float64
80 review_scores_accuracy
81 review_scores_cleanliness
                                     39226 non-null float64
82 review_scores_checkin
                                     39178 non-null float64
83 review_scores_communication
                                     39211 non-null float64
84 review_scores_location
                                     39171 non-null float64
                                     39172 non-null float64
85 review_scores_value
86 requires_license
                                     50968 non-null object
87 license
                                     6 non-null
                                                    object
                                     30 non-null
88 jurisdiction_names
                                                    object
                                     50968 non-null object
89 instant_bookable
90 is_business_travel_ready
                                     50968 non-null object
91 cancellation_policy
                                     50968 non-null object
92 require_guest_profile_picture
                                     50968 non-null object
93 require_guest_phone_verification 50968 non-null object
94 calculated_host_listings_count
                                    50968 non-null int64
95 reviews_per_month
                                     40341 non-null float64
dtypes: float64(20), int64(13), object(63)
memory usage: 37.3+ MB
```

2)从 listings 数据集中取出需要进行数据可视化分析的列,存入 listings_中并且重命名所选列

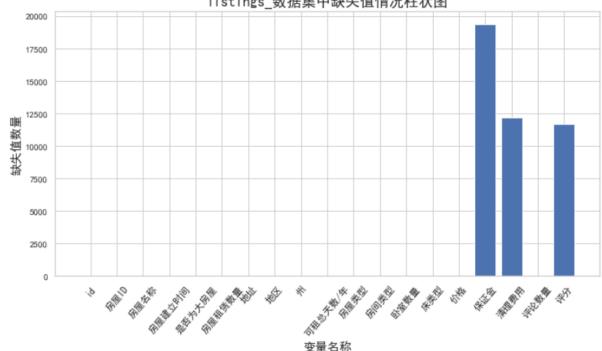
| listir | ngssamp | le(5) | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|--------|----------|-----------|----------------|----------------|---|------------|------------------------------|-----------|-------------|-------------|-----------|----------------|----------|---------|-------|---------|----------|----------|------|----------|
| | id | 房屋ID | 房屋名称 | | | 房屋租 赁数量 | 地址 | 地区 | M | 可租总 天数/年 | 房屋类型 | 房间类型 | 室個 量機 | 床类型 | 价格 | 保证 金 | 清理费 用 | 评论 数量 | | 建房 年数 |
| 1264 | 416426 | 970385 | Ted | 2011- 08-14 | t | 3.0 | UpperWestSide | Manhattan | New York | 35 | Apartment | Entirehome/apt | 2 | RealBed | 349.0 | 500.0 | 100.0 | 17 | 92.0 | 9 |
| 30108 | 19346710 | 135559842 | Mauricio | 2017- 06-17 | f | 1.0 | Harlem | Manhattan | New York | 0 | Apartment | Privateroom | 1 | RealBed | 49.0 | 0.0 | 0.0 | 0 | 0.0 | 3 |
| 6494 | 3946288 | 20438402 | Geoff&Aurelia | 2014- 08-23 | f | 3.0 | EastHarlem | Manhattan | New York | 351 | Apartment | Entirehome/apt | 3 | RealBed | 529.0 | 600.0 | 200.0 | 19 | 91.0 | 6 |
| 8468 | 5106041 | 4265630 | NaomiAndRashid | 2012- 11-27 | t | 2.0 | Flatbush | Brooklyn | New York | 338 | Apartment | Entirehome/apt | 1 | RealBed | 80.0 | 200.0 | 85.0 | 37 | 92.0 | 8 |
| 38493 | 23018551 | 101051232 | Jr | 2016- 10-24 | f | 1.0 | Prospect- LeffertsGardens | Brooklyn | New York | 144 | Loft | Entirehome/apt | 1 | RealBed | 80.0 | 0.0 | 50.0 | 17 | 81.0 | 4 |

3) 查看空值情况

```
listings_.isnull().sum()
房屋ID
房屋名称
房屋建立时间
是否为大房屋
房屋租赁数量
                8
批批
             0
地区
             0
            13
71
可租总天数/年
               0
房屋类型
              0
房间类型
              0
卧室数量
              56
床类型
             0
价格
             0
保证金
           19367
清理费用
           12206
评论数量
              0
评分
          11714
dtype: int64
```

```
plt.figure(figsize=(12,6))
plt.bar(listings_.columns,listings_.isnull().sum())
plt.xticks(fontsize=12,rotation=50)
plt.ylabel('缺失值数量',fontsize=15)
plt.xlabel('变量名称',fontsize=15)
plt.title('listings_数据集中缺失值情况柱状图',fontsize=18)
plt.show()

listings_数据集中缺失值情况柱状图
```



4) 数据清洗

```
    : # 删除房屋位置信息缺少的数据
listings_.dropna(subset=['房屋名称','地区','州'],how='any',inplace=True)
    : # 对卧室数量缺少的数据填充 0
listings_.卧室数量.fillna(0,inplace=True)
```

去除多余的占位符

```
: listings_.loc[:,['价格','保证金','清理费用']] = listings_.loc[:,['价格','保证金','清理费用']].replace('\t','') listings_.loc[:,['价格','保证金','清理费用']] = listings_.loc[:,['价格','保证金','清理费用']].replace('\n','')
```

将空值替换成'\$0.00'

: listings_.loc[:,['价格','保证金','清理费用']] = listings_.loc[:,['价格','保证金','清理费用']].replace(np.NaN,'\$0.00')

去除美元符号

```
: listings_['价格'] = listings_['价格'].map(lambda x:str(x)[1:])
listings_['保证金'] = listings_['保证金'].map(lambda x:str(x)[1:])
listings_['清理费用'] = listings_['清理费用'].map(lambda x:str(x)[1:])
```

转换类型

```
: # 去除价格的会计格式,例如'1,000.00',将其转成 1000.00 listings_.loc[:,['价格','保证金','清理费用']].applymap(lambda x:x.replace(',',''))
: listings_['价格'] = listings_['价格'].astype('float64') listings_['保证金'] = listings_['保证金'].astype('float64') listings_['清理费用'] = listings_['清理费用'].astype('float64')
```

```
处理没有评论的数据,将评分设为0分
listings_.评分.fillna(0,inplace=True)
 去除空格符
 object_lt = listings_.dtypes[listings_.dtypes=='object'].index.to_list()
listings_.loc[:,object_lt] = listings_.loc[:,object_lt].applymap(lambda x:x.replace(' ',''))
 对州数据进行清洗汇总
 将'NY','ny','NewYork','Ny'替换成'New York'
将'MP'替换成'Northern Mariana Islands'
将'CA'替换成'California'
将'NJ'提换成'New Jersey'
 # 消洗剂
listings_.州.unique()
 array(['NY', 'ny', 'MP', 'NewYork', 'CA', 'NJ', 'Ny'], dtype=object)
 # 对州数据进行清洗
 for i in range(len(listings_)):
    temp = listings_.iloc[i,8]
    if temp in ['NY','ny','NewYork','Ny']:
        listings_.iloc[i,8] = 'New York'
    if temp == 'CA':
        listings_.iloc[i,8] = 'California'
     if temp == 'NJ':
        listings_.iloc[i,8] = 'New Jersey'
     if temp == 'MP':
        listings_.iloc[i,8] = 'Northern Mariana Islands'
 # 消洗后
listings_.州.unique()
 array(['New York', 'Northern Mariana Islands', 'California', 'New Jersey'],
      dtype=object)
 城市数据
 纽约五大区: Queens, Brooklyn, Staten Island, Manhattan, The Bronx
listings_.地区.unique()
 array(['Brooklyn', 'Manhattan', 'Queens', 'Bronx', 'StatenIsland'],
      dtype=object)
  建房年数
  采用2020年为基准年,构造建房年数,用于表示房屋建成至2020的年数
: listings_['建房年数'] = listings_.房屋建立时间.apply(lambda x:(2020 - eval(x.split('-')[0])))
: # 特换类型
  listings_.卧室数量 = listings_.卧室数量.astype('int')
```



| | id | 房屋ID | 房屋名称 | 房屋建立时间 | 是否为大房屋 | 房屋租赁数量 | 地址 | 地区 | 州 | 可租总天数/年 | 房屋类型 | 房间类型 | 量楼室個 | 床类型 | 价格 | 保证金 | 清理费用 | 评论数量 | 评分 | 建房年数 |
|--------------------------------|----------|-----------|--------|------------|--------|--------|-------------|-----------|----------|---------|-----------|----------------|------|---------|-------|-------|-------|------|-------|------|
| 30113 | 19332077 | 4298040 | Jon | 2012-12-01 | f | 1.0 | FortGreene | Brooklyn | New York | 0 | Apartment | Privateroom | 1 | RealBed | 125.0 | 0.0 | 0.0 | 0 | 0.0 | 8 |
| 32006 | 20257385 | 144036514 | Chris | 2017-08-03 | f | 5.0 | Bushwick | Brooklyn | New York | 0 | Townhouse | Privateroom | 1 | RealBed | 45.0 | 200.0 | 0.0 | 1 | 100.0 | 3 |
| 34581 | 21487004 | 87236554 | Annie | 2016-08-01 | t | 1.0 | EastVillage | Manhattan | New York | 0 | Apartment | Privateroom | 1 | RealBed | 103.0 | 0.0 | 30.0 | 39 | 96.0 | 4 |
| 15540 | 9793465 | 13811334 | Rachel | 2014-04-02 | f | 1.0 | EastHarlem | Manhattan | New York | 0 | Apartment | Entirehome/apt | 1 | RealBed | 140.0 | 150.0 | 100.0 | 1 | 100.0 | 6 |
| 15374 | 9753165 | 2436118 | Bianca | 2012-05-22 | f | 1.0 | Bushwick | Brooklyn | New York | 0 | Apartment | Privateroom | 1 | RealBed | 60.0 | 100.0 | 50.0 | 0 | 0.0 | 8 |
| 数据清洗后查看数据集listings_的清洗情况 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| listings .isnull().sum().sum() | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |

2. reviews (评论表)

reviews(评论表)

拼接reviews1和reviews2

reviews = pd.concat([reviews1,reviews2],axis=0)
reviews

| | listing_id | id | date | reviewer_id | reviewer_name | comments |
|--------|------------|-----------|------------|-------------|-----------------|--|
| 0 | 2515 | 198 | 2008-10-13 | 2603 | Jenny | Stephanie was a wonderful host! Her apartment |
| 1 | 2515 | 859 | 2009-03-08 | 8455 | Roland | Such a wonderful place and very close to the m |
| 2 | 2515 | 1083 | 2009-03-25 | 9759 | Cem | I just got back from a trip to NYC during whic |
| 3 | 2515 | 1107 | 2009-03-27 | 9193 | Holly | Stephanie's offered all the most important thi |
| 4 | 2515 | 2175 | 2009-05-09 | 7048 | Alessandra | Stephanie was really nice, ftiendly and helpfu |
| | | | | | | |
| 495496 | 6292029 | 229000816 | 2018-01-21 | 32877224 | Andrew | The space is really inspired by/for artists an |
| 495497 | 6292029 | 310490619 | 2018-08-19 | 135171825 | Barbara | You will find splendid people, good vibrations |
| 495498 | 24130099 | 338102424 | 2018-10-18 | 49095948 | Jerry | Fantastic location at CPS/Columbus Circle, Goo |
| 495499 | 710040 | 2501059 | 2012-10-03 | 3377326 | Romain & Roxane | The price was to high for the confort, but Ash |
| 495500 | 710040 | 2552043 | 2012-10-08 | 3385316 | Yenia.Yeya | She was very kind and nice. my friend and I fe |

1094718 rows × 6 columns

3. calendar (预约表)

1)合并数据集

合并数据

calendar_ = pd.concat([calendar2015,calendar2016,calendar2017,calendar],axis=0,ignore_index=True)
calendar_.sample(5)

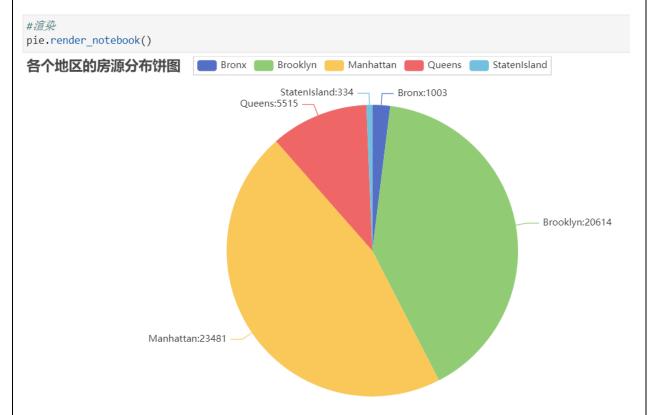
| | listing_id | date | available | price |
|----------|------------|------------|-----------|----------|
| 34052153 | 12628500 | 2018-03-08 | f | NaN |
| 4998241 | 8880173 | 2016-08-23 | t | \$225.00 |
| 25805392 | 13857521 | 2017-02-02 | f | NaN |
| 33217797 | 10877492 | 2018-09-30 | f | NaN |
| 37148420 | 16394700 | 2018-01-22 | f | NaN |

```
2)数据清洗
 # 备份数据
 calendar df = calendar .copy()
 # 删除无价格的无效数据
 calendar df.dropna(subset='price',inplace=True)
 # 转换时间序列
 calendar_df.date = pd.to_datetime(calendar_df.date)
 calendar df['year'] = calendar df.date.dt.year
 calendar df['month'] = calendar df.date.dt.month
 calendar_df.head()
                  date available price year month
     listing_id
    7617325 2015-11-30
                             t $50.00 2015
    7617325 2015-12-01
                             t $50.00 2015
 30
                                              12
    7617325 2015-12-02
                             t $50.00 2015
                                              12
 32 7617325 2015-12-03
                             t $50.00 2015
                                              12
 33 7617325 2015-12-04
                             t $50.00 2015
                                              12
 # 清理价格数据, 取出'$'符号
 calendar_df.price = calendar_df.price.apply(lambda x:eval(x.split('$')[1]))
 calendar_df.sample(5)
          listing id
                      date available price year month
 21043550 8645816 2017-03-16
                                 t 46.0 2017
 47684331 9341085 2019-04-26
                                 t 95.0 2019
 22257022 8499719 2017-09-10
                                 t 70.0 2017
                                                  9
                              t 199.0 2017
 15168671 1396458 2017-10-31
                                                 10
 29914363 6105742 2018-06-29
                                 t 150.0 2018
                                                  6
 # 清理价格是价格范围的情况,如(1,100)
 def clear_price(p):
     if ',' in p :
        min_ = eval(p.split(',')[0].split('(')[1])
max_ = eval(p.split(',')[1].split(')')[0])
         return (min_+max_)/2
     else:
         return p
 # 应用 clear_price 函数
 calendar_df.price = calendar_df.price.astype(str).apply(clear_price)
 # 将价格转换类型为float
 calendar df.price = calendar df.price.astype('float64')
 # 查看清理情况
 calendar_df.isnull().sum()
 listing_id
               0
 date
               0
 available
               0
 price
               0
 year
               0
 month
 dtype: int64
```



四. 数据分析以及可视化

1. 查看纽约各个地区的房源数量,并且绘制饼图



分析:从上述饼图可以清晰的看出,纽约各个地区的房源数量分布排名情况是:Manhattan, Brooklyn, Queens, Bronx, StatenIsland

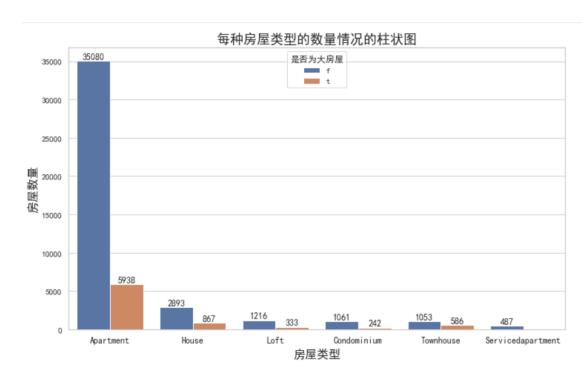


2. 查看每种房屋类型的数量情况,要求降序输出并且绘制排序前十的柱状图

data2 = listings_.groupby(['房屋类型','是否为大房屋'])[['房屋ID']].count()
data2.sort_values(by='房屋ID',ascending=False,inplace=True)

取出前十个
data2 = data2[0:11]
重设索引
data2 = data2.reset_index()

| | 房屋类型 | 是否为大房屋 | 房屋ID |
|----|-------------------|--------|-------|
| 0 | Apartment | f | 35080 |
| 1 | Apartment | t | 5938 |
| 2 | House | f | 2893 |
| 3 | Loft | f | 1216 |
| 4 | Condominium | f | 1061 |
| 5 | Townhouse | f | 1053 |
| 6 | House | t | 867 |
| 7 | Townhouse | t | 586 |
| 8 | Servicedapartment | f | 487 |
| 9 | Loft | t | 333 |
| 10 | Condominium | t | 242 |



分析:房屋类型中 Apartment (公寓)所占的数量最多,其数量远超过其他类型的房屋数量;同时从上述柱状图也可看出大房屋的占比远不如小房屋。

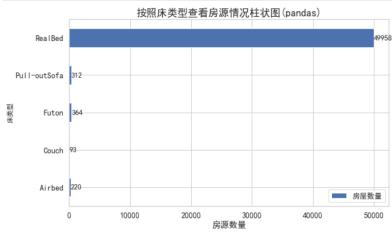


3. 利用数据透视表, 查看不同房间类型和床类型的房源数量情况



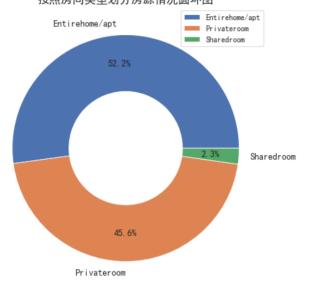
按照床类型查看房源情况柱状图(pandas 绘制)

```
a=listings_:groupby('床类型')[['房屋ID']].count().rename(columns={'房屋ID':'房屋数量'}).plot(kind='barh', figsize=(10,6),fontsize=14)
plt.bar_label(a.containers[0])
plt.legend(loc="lower right",fontsize=13)
plt.title('按照床类型查看房源情况柱状图(pandas)',fontsize=18)
plt.xlabel('房源数量',fontsize=15)
plt.show()
```



按照房间类型查看房源情况圆环图:

按照房间类型划分房源情况圆环图



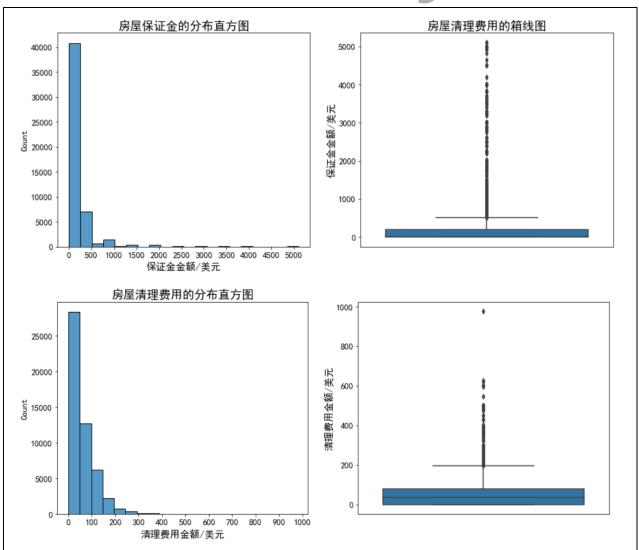


分析: 从房间类型看, Entirehome/apt 和 Privateroom 的房源数量占比最多; 从床类型看, RealBed 占比最多, Futon 和 Pull-outSofa 次之, Airbed 和 Couch 占比最少, 但是除 RealBed 外的床类型的房屋数量与 RealBed 床类型的房源数量差距悬殊。

4. 求需要保证金和清理费用的房源数量,同时对保证金和清理费用查看其价格分布区间

```
print(f'需要保证金的房屋数量为:{np.count_nonzero(listings_.保证金)};\
占比为:{(round(np.count_nonzero(listings_.保证金)/listings_.房屋ID.count(),4))*100}%')
print(f'需要清理费用的房屋数量为:{np.count_nonzero(listings_.清理费用)};\
占比为:{(round(np.count_nonzero(listings_.清理费用)/listings_.房屋ID.count(),4))*100}%')
需要保证金的房屋数量为:21366;占比为:41.94%
需要清理费用的房屋数量为:36734;占比为:72.1%
```

```
# 保证金和清理费用的分布情况绘图
plt.figure(figsize=(15,13))
ax1 = plt.subplot(2,2,1)
sns.histplot(listings .保证金,bins=20)
ax1.set_xlabel('保证金金额/美元',fontsize=15)
ax1.set xticks([x for x in range(0,5500,500)])
ax1.set title('房屋保证金的分布直方图',fontsize=18)
ax2 = plt.subplot(2,2,2)
sns.boxplot(listings .保证金)
ax2.set_xticks([1],labels=['保证金'])
ax2.set_ylabel('保证金金额/美元',fontsize=15)
ax2.set_title('房屋保证金的箱线图',fontsize=18)
ax3 = plt.subplot(2,2,3)
sns.histplot(listings_.清理费用,bins=20)
ax3.set xlabel('清理费用金额/美元',fontsize=15)
ax3.set xticks([x for x in range(0,1100,100)])
ax3.set_title('房屋清理费用的分布直方图',fontsize=18)
ax4 = plt.subplot(2,2,4)
sns.boxplot(listings_.清理费用)
ax4.set_xticks([1],labels=['清理费用'])
ax4.set_ylabel('清理费用金额/美元',fontsize=15)
ax2.set title('房屋清理费用的箱线图',fontsize=18)
plt.show()
```



分析:

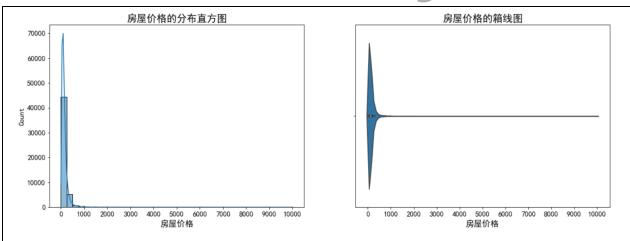
保证金:金额大致集中在 0-1000\$之间,但从箱线图看出房源中存在需要大额保证金的部分房屋,最高有需要 5000\$的房屋;

清理费用:金额大致集中在0-200\$之间,同样从箱线图看出存在需要较大额清理费用的房屋,最高清理费用可达1000\$左右。

5. 查看房屋价格的分布情况(seaborn 实现)

```
plt.figure(figsize=(18,6))
ax1 = plt.subplot(1,2,1)
ax1 = sns.histplot(data=listings_,x='价格',bins=40,kde=True)
ax1.set_xticks([x for x in range(0,11000,1000)])
ax1.set_xticks([x for x in range(0,11000,1000)])
ax1.set_xtitle('房屋价格',fontsize=15)
ax1.set_title('房屋价格的分布直方图',fontsize=18)

ax2 = plt.subplot(1,2,2)
sns.violinplot(x=listings_.价格)
ax2.set_xticks([x for x in range(0,11000,1000)])
ax2.set_xticks([x for x in range(0,11000,1000)])
ax2.set_xtitle('房屋价格',fontsize=15)
ax2.set_title('房屋价格的箱线图',fontsize=18)
plt.show()
```



分析:房屋价格主要分布在 0-1000\$之间,但从上述两图形均可看出,房屋价格的总体分布是 0-10000\$,不过 1000—10000\$的房源数量占比极小。

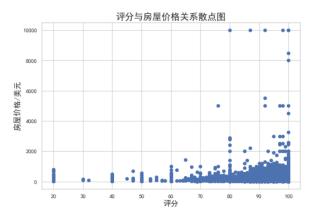
6. 按照地区将房屋分组,计算平均价格,绘制地区折线图 (pyecharts 实现)

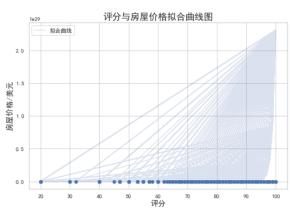


分析: 从上述折线图可以看出纽约市各地区的房屋平均价格排名情况依次是: Manhattan, Staten Island, Brooklyn, Queens, Bronx

7. 分析房屋评分和价格的相关性情况,并且利用 scipy 进行相关性拟合

```
from scipy.optimize import curve fit
plt.figure(figsize=(20,6))
# 取出评分不为@ 的有效数据
data = listings [listings .评分!=0][['评分','价格']]
X = data.评分
Y = data.价格
# 散点图
ax1 = plt.subplot(1,2,1)
ax1.scatter(X,Y)
ax1.set_xlabel('评分',fontsize=15)
ax1.set_ylabel('房屋价格/美元',fontsize=15)
ax1.set title('评分与房屋价格关系散点图',fontsize=18)
# 拟合曲线
ax2 = plt.subplot(1,2,2)
# 定义拟合函数
def func(x, a, b, c):
    return a * np.exp(b * x) + c
# 初始参数值
initial guess = [1, 1, 1]
# 最小二乘法进行曲线拟合
popt, _ = curve_fit(func, X, Y, initial_guess)
ax2.scatter(X,Y)
ax2.plot(X, func(X, *popt), 'b-',alpha=0.2, label='拟合曲线')
ax2.set_xlabel('评分',fontsize=15)
ax2.set_ylabel('房屋价格/美元',fontsize=15)
ax2.set_title('评分与房屋价格拟合曲线图',fontsize=18)
plt.legend()
plt.show()
```





分析: 从上述图表亦可看出房屋价格大主要分布区间是 0-1000\$, 评分的分布区间主要分布在 60-100 之间,从 scipy 的曲线拟合情况来看,房屋价格和评分的相关性大致呈现指数 递增趋势,但并不是指数爆炸型增长,增长趋势较为平缓。



8. 各个地区的综合情况评估,并且绘制雷达图

```
# 获取数据

df = listings_.groupby('地区').agg({'价格':'mean','房屋ID':'count','评分':'mean','建房年数':'mean','评论数量':'mean'})

df.rename(columns={'房屋ID':'房屋数量'},inplace=True)

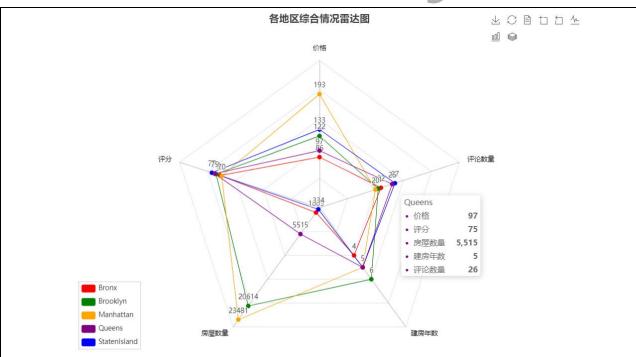
df = df.loc[:,['价格','评分','房屋数量','建房年数','评论数量']].applymap(lambda x:round(x))

df

(价格 评分 房屋数量 建房在数 评论数量
```

| | אוווו | HJ | 防崖数里 | 生历十数 | 计论数里 |
|--------------|-------|----|-------|------|------|
| 地区 | | | | | |
| Bronx | 86 | 71 | 1003 | 4 | 22 |
| Brooklyn | 122 | 74 | 20614 | 6 | 21 |
| Manhattan | 193 | 70 | 23481 | 5 | 20 |
| Queens | 97 | 75 | 5515 | 5 | 26 |
| StatenIsland | 133 | 77 | 334 | 5 | 27 |

```
import pyecharts.options as op
from pyecharts.charts import Radar
data = df.values
x schema = [
         {"name": "价格", "color": 'black', "font_size": 20}, {"name": "评分", "color": 'black', "font_size": 20},
        {"name": "房屋数量", "color": 'black', "font_size": 20}, {"name": "建房年数", "color": 'black', "font_size": 20}, {"name": "评论数量", "color": 'black', "font_size": 20}
radar_x = Radar(init_opts=opts.InitOpts(width="1000px",height='700px'))
radar x.add schema(x schema)
radar_x.add('Bronx', [data[0].tolist()], color='red').set_colors(['red'])
radar_x.add('Brooklyn', [data[1].tolist()], color='green').set_colors(['green'])
radar_x.add('Manhattan', [data[2].tolist()], color='orange').set_colors(['orange'])
radar_x.add('Queens', [data[3].tolist()], color='purple').set_colors(['purple'])
radar_x.add('StatenIsland', [data[4].tolist()], color='blue').set_colors(['blue'])
radar_x.set_global_opts(
         title opts=op.TitleOpts(title="各地区综合情况雷达图", pos right="center"),
         toolbox_opts = opts.ToolboxOpts(is_show = True),
         legend_opts=op.LegendOpts(legend_icon="roundRect", align="left", pos_left='7%',
                                       pos_bottom='14%', orient='vertical')
radar x.load javascript()
```



分析:

通过绘制雷达图,可以从房屋数量,建房年数,评论数据,评分,房屋价格五个维度评估纽约市五个地区的房源情况;从上述图表得出各地区的房屋情况评估排名是:

Manhattan, Brooklyn, Queens, Bronx, StatenIsland,但 Bronx 和 StatenIsland 的差距并不明显。

9. 各项指标的相关性分析热力图



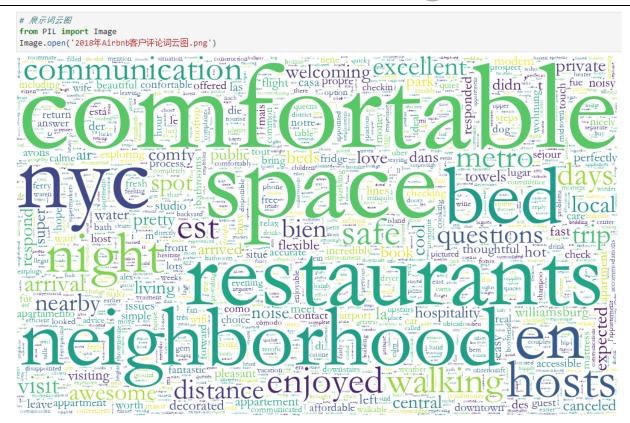
分析:从上述房屋各项指标的热力图可以清楚看出各项之间的相关性,比如与价格相关性较为明显的是卧室数量,清理费用和保证金;和清理费用相关性较为明显的是卧室数量,保证金和价格。



10. 对于 reviews 的 2018 年的数据进行词云图绘制(评论表的词云图)由于数据量巨大,因而选取 2018 年的评论数据进行绘制词云图清洗过程:

```
# 获取2018年评论数据并进行初步清洗
df = reviews.loc[['2018' in x for x in reviews.date],:].copy()
df.dropna(how='any',inplace=True)
df = df.loc[[x[0].isalpha() for x in df.comments],:]
df.comments = df.comments.apply(lambda x:x.replace('.','').replace('/','').replace('\n','').
                          replace(',','').replace('(','').replace(')','').replace('-','').replace('!',''))
df.sample(5)
      listing_id
                        date reviewer_id reviewer_name
                                                                      comments
366332 21364988 267741008 2018-05-22
                             44288049
                                            Ella Staving at Kennedy's was a pleasure He welcome...
241644 17734371 285001752 2018-07-02 1936664
                                         Mathew
                                                  Because I am traveling with my wife 2 little g...
447923 6795657 324664475 2018-09-17 88398869
                                           Sean
                                                                      Great place
276561 18793633 318216075 2018-09-03 26334457
                                          Oliver Our stay with Lauren was amazing and exactly w...
193780 16288167 273566222 2018-06-06 173858533
                                          Stefano Ottima posizione per raggiungere sia l'aeropor...
# 停用词
# 对评论的分词函数
def word_split(comment):
   lt = comment.split(' ')
   bool = [word in stopwords for word in lt]
   words = []
   for i in range(len(lt)):
      if bool_[i]==False:
         words.append(lt[i])
   return words
# 应用上述分词函数对'comments'列进行切分,并且将结果存入新的'words'列中
df['words'] = df.comments.apply(word split)
# 获取df.words数据列表
words lt = df.words.to list()
# 对于每一条评论分词后的列表进行取词操作, 存入word Lt列表
word lt = []
for temp in words lt:
     for i in range(len(temp)):
          word_lt.append(temp[i])
# 计算词频(运行时间特别长,已经将结果写入csv文件)
words set = set(word lt)
word_freq = {}
for w in words_set:
     word freq[w] = word lt.count(w)
```

```
# 继续情洗词频数据
 word_freq_after = {}
 for x,y in word_freq.items():
     x=x.lower()
     if x == '' or x.isdigit():
         continue
     if x not in stopwords:
        word_freq_after[x]=y
 # 按词频降序输出
 word_freq_sorted = dict(sorted(word_freq.items(),key=lambda kv:kv[1],reverse=True))
 #print(word_freq_sorted)
绘制词云图
 # 读入清洗整理好的2018年的评论数据
 word_freq_sorted_df = pd.read_csv('word_freq_sorted.csv',index_col=0)
 word_freq_sorted_df.head()
             freq
       word
  comfortable 56015
       space 42044
   restaurants 33544
        nyc 33251
 neighborhood 31032
 word_freq_sorted_dict = word_freq_sorted_df.to_dict()
 word_freq_sorted_dict = word_freq_sorted_dict['freq']
 print('Airbnb网站2018年评论分词词频数据字典长度:',len(word_freq_sorted_dict))
 Airbnb网站2018年评论分词词频数据字典长度: 125688
 #载入词云软件包
 from os import path
 import imageio
 import matplotlib.pyplot as plt
 from wordcloud import WordCloud,ImageColorGenerator
 #阅云函数
 wc = WordCloud(
     font_path='/Windows/Fonts/STKAITI.TTF',
     background color="white", width=1000,
     height=600, max_words=10000,
    max_font_size=250,random_state=42)
 #學入词類字典格式
 wc.generate_from_frequencies(word_freq_sorted_dict)
 <wordcloud.wordcloud.WordCloud at 0x2034502da30>
 #鈴制
 wc.to_file("2018年Airbnb客户评论词云图.png")
 <wordcloud.wordcloud.WordCloud at 0x2034502da30>
```

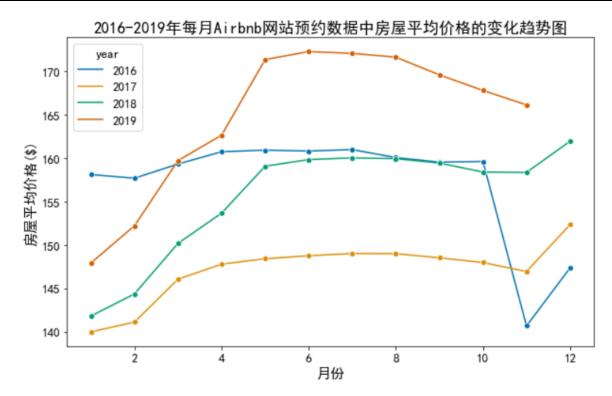


词云图的视觉冲击效果一流,从上述词云图清晰看出 2018 年 Airbnb 网站评论数据的出现频率最高的是'comfortable','space','restaurants','nyc','neighborhood','bed','enjoyed','hosts', 'communication','excellent'等。

11. 利用 calendar (预约表) 中的时间序列绘制每年每月房屋平均价格的变化趋势折线图

```
price_mean = calendar_df.groupby(['year', 'month'])[['price']].mean()
price_mean.head()
               price
year
2015
        11 161.928154
        12 168.427944
2016
         1 158.129200
         2 157,709497
         3 159.341177
# 由于2015年数据只有11月和12月的, 故删除
price_mean = price_mean.drop(2015)
plt.figure(figsize=(10,6))
sns.lineplot(data=price_mean,x='month',hue='year',y='price',marker='o',palette='colorblind')
plt.ylabel("房屋平均价格($)",fontsize=15)
plt.xlabel('月份',fontsize=15)
plt.title("2016-2019年每月Airbnb网站预约数据中房屋平均价格的变化趋势图",fontsize=17)
plt.show()
```





分析: 从上述各年的平均价格折线图可以看出,1-5 月的房屋平均价格总体呈现上升趋势,5-8 月的房屋平均价格呈现趋于平稳,8-11 月价格会有平缓下降的趋势,而后的 11-12 月房屋价格会有明显上升的趋势。

五. 总结

- 1. 纽约各个地区的房源数量分布排名情况依次是: Manhattan (23481), Brooklyn (20614)
- , Queens (5515), Bronx (1003), Staten Island (334);
- 2. Airbnb 网站上较多房源数量的房屋类型是 Apartment, House, loft, Condominium, Townhouse 和 Serviceapartment。
- 3. Airbnb 网站上房源数量占比最多的房间类型是 Entirehome/apt 和 Privateroom, Sharedroom 的占比较小;

房源数量占比最多的床类型是 RealBed; 而 Pull-outSofa, Airbed 和 Couch 占比都较少, 房源数量与 RealBed 的差距较大

4. 需要保证金的房屋数量为:21366;占比为:41.94%;

需要清理费用的房屋数量为:36734;占比为:72.1%;

保证金金额大致集中在 0-1000\$之间,其中存在需要大额保证金的部分房屋,最高有需要5000\$的房屋;

清理房屋费用金额大致集中在 0-200\$之间, 其中同样存在需要较大额清理费用的房屋, 最高清理费用可达 1000\$左右。



- **5.** 房屋价格主要分布在 0-1000\$之间,房屋价格的总体分布是 0-10000\$,不过 1000—10000\$的房源数量占比极小。
- 6. 纽约市各地区的房屋平均价格排名情况依次是:

Manhattan (192.76\$), Staten Island (132.94\$), Brooklyn (121.53\$), Queens (97.26),

Bronx (86.04\$); Manhattan 的平均价格最高, Bronx 平均价格最低

7. 房屋评分和价格的相关性情况

评分的分布区间主要分布在 60-100 之间,从 scipy 的曲线拟合情况来看,房屋价格和评分的相关性大致呈现指数递增趋势,但并不是指数爆炸型增长,增长趋势较为平缓。

8. 从房屋数量,建房年数,评论数据,评分,房屋价格五个维度评估纽约市五个地区的房源情况;得出各地区的房屋情况评估排名是:

Manhattan, Brooklyn, Queens, Bronx, StatenIsland; 但 Bronx 和 StatenIsland 的差距并不明显。

9. 房屋各项指标的热力图得出各项之间的相关性:

与价格相关性较为明显的是卧室数量,清理费用和保证金;和清理费用相关性较为明显的是卧室数量,保证金和价格;和评分相关性较为明显的是评论数量和清理费用。

- **10.** 2018 年 Airbnb 网站评论数据的出现频率最高的单词是'comfortable','space', 'restaurants','nyc','neighborhood','bed','enjoyed','hosts','communication','excellent'等,基本上都是正向或者中性评论情感词。
- 11. Airbnb 网站上房源平均价格的总体变化趋势是:

1-5 月的房屋平均价格总体呈现上升趋势,5-8 月的房屋平均价格呈现趋于平稳,8-11 月价格会有平缓下降的趋势,而后的 11-12 月房屋价格会有明显上升的趋势。

六. 课程设计体会

在这个学期里,我学习了数据可视化技术,这是一门将数据与视觉表现相结合的学科。 学习了如何使用 Python 编程语言来优化数据分析过程。这样我就可以在不同的阶段使用 不同的工具来减少重复的工作,提高工作效率。通过期末的课程设计明显地体会到将复杂 的数据转化为直观的图表,帮助我们更好地理解数据背后的信息,提供了更高效的数据分 析方式。其中的重要之处是学会了如何选择合适的图表类型来呈现数据。

通过学习这门课程,我收获了很多宝贵的经验,在此深表对于老师的感激之情。我掌握了更多有关数据分析和图表制作的技巧,而这些技能将在我未来的工作中起到重要的作用,让我深刻体会到了数据可视化技术的魅力。在未来的学习和工作中,我将继续深入研究数据可视化技术,探索更多的应用场景,不断提升自己的技能和水平。