说明文档

1、先说说数据处理的问题

这边根据提供的文档, 先把全部文档整理到一起, 进行分析

主要是用情感分析.py这个文件

然后做数据预处理的步骤,

加入停用词,处理标签符号,表情包,判断是否为中文,以及采用jieba做分词处理

```
# 导入停用词列表
stop_words = []
with open("stopwords_cn.txt", 'r', encoding='utf-8') as f:
lines = f.readlines()
for line in lines:
stop_words.append(line.strip())
```

```
def emjio_tihuan(x):
    x1 = str(x)
    x2 = re.sub('(\[.*?\])', "", x1)
    x3 = re.sub(r'@[\w\u2E80-\u9FFF]+:?/\[\w+\]', '', x2)
    x4 = re.sub(r'\n', '', x3)
    return x4
```

```
# 判断是否为中文

def is_all_chinese(strs):

    for _char in strs:

        if not '\u4e00' \leq _char \leq '\u9fa5':

        return False

return True
```

```
# 去掉重复行以及空值

df1 = pd.read_excel('产品评论-东南亚_终.xlsx',sheet_name='Sheet1')

df1['地区分布'] = '东南亚'

df2 = pd.read_excel('产品评论-欧美_终.xlsx',sheet_name='Sheet1')

df2['地区分布'] = '欧美'

df3 = pd.read_excel('产品评论-日韩_终.xlsx',sheet_name='Sheet1')

df3['地区分布'] = '日韩'

df = pd.concat([df1,df2,df3],axis=0)

df['评论文本'] = df['评论文本'].apply(preprocess_word)

df['评论文本'] = df['评论文本'].apply(emjio_tihuan)

df.dropna(subset=['评论文本'].apply(get_cut_words)

new_df = df.dropna(subset=['评论分词'], axis=0)
```

根据这些都处理好之后,就可以得到一堆的分词数据,数据文件在数据.csv这个文件夹里面

```
5
5
2.5
5
5
                    0四川
                                                      2023
                                                           1 东南亚
                0
上海
0
河北
0
湖北
0
上海
                                                           1 东南亚1 东南亚1 东南亚
                                                      2023
                                                      2023
2023
2023
2023
                                                           1 东南亚
1 东南亚
                1 江苏
 2 moli-ruby 钻石贵宾
2 natrick80 钻石贵宫
数据 +
                                                      2023
```

```
| def analyze_sentiment(text):
| s = SnowNLP(text) |
| sentiment = s.sentiments |
| if sentiment > 0.5: |
| return '积极态度' |
| elif sentiment < 0.5: |
| return '消极态度' |
| else: |
| return '中立态度' |
```

把情感得分大于0.5为积极,小于0.5为消极,其余为中立

数据处理,以及情感分析就做好了

情感分析的代码如下:

接着来说说,数据分析这一块

数据分析是基于数据.csv这个文件来进行分析的,代码在数据分析.py这个文件里面

```
def emotion_analysis():
    df = pd.read_csv('数据.csv')
    new_df = df['情感分析'].value_counts()
# 计算每行的占比

plt.style.use('ggplot')
plt.rcParams['font.sans-serif'] = ['SimHei']
plt.figure(figsize=(9, 6), dpi=500)

x_data = [str(x) for x in new_df.index]
y_data = [int(x) for x in new_df.values]
z_data = []
for y in y_data:
    proportions = y / sum(y_data)
    proportions = str(float(round(proportions, 4)) * 100) + "%"
    z_data.append(proportions)
plt.pie(y_data, labels=x_data, startangle=0, autopct='%1.2f%%')
plt.title('情感分析')
# 添加段例
```

先统计好情感分析这一列,每个类型出现的频次,接着用matplotlib去进行饼图可视化处理,再去计算他们每个类型的占比

最后把这些相关的图以及数据都保存下来,图片和数据都有相对的文件名

先把一些空缺值进行删除,然后再去统计每个地区出现的频次,再去判断属于中国的地域,统计好之后,按照从大到小的顺序进行排序

根据上面处理好的数据做可视化对比

对于统计供应商的回复时间,相对来说简单一点,用to_datetime进行时间数据处理,然后再进行相减即可,就可以知道回复的时间间隔了

```
| def process_time():
| df = pd.read_csv('数据.csv') |
| df = df.dropna(subset=['评论供应商回复时间'], axis=0) |
| df['评论时间'] = pd.to_datetime(df['评论时间']) |
| df['评论供应商回复时间'] = pd.to_datetime(df['评论供应商回复时间']) |
| # 计算时间差 |
| df['time_difference(单位: 天)'] = df['评论供应商回复时间'] - df['评论时间'] |
| df.to_excel('时间相差数据.xlsx',index=False)
```

对于统计三大区域的三线表格

首先先进行地区划分, 把地区划分为东南亚 日韩 欧美地区, 接着去统计产品名称出现的频次, 可以得知每个地区产品的数量多少

再根据产品的名称去做去重,来得知每个产品的平均票价是多少,以及总共的出现人数是多少,和产品满意度的平均值

把这些的做好之后,根据前面的数据,去统计不同地区的好评和差评的数量,接着去统计它们各种的占比,最后把它们的数据进行保留,用csv文件去存储三大地区的数据

```
def myd_data(area):
   df = pd.read_csv('数据.csv')
   df1 = df[df['地区分布'] == area]
   new_df = df1['产品名称'].value_counts()
   number_name = len(new_df)
   df2 = df1.drop_duplicates(subset=['产品名称'], keep='first')
   mean_proice =int(df2['票价'].mean())
   people_number = df2['出游人数'].sum()
   sum_myd = round(df2['产品满意度'].mean(),2)
   new_df2 = df1['情感分析'].value_counts()
   new_df2 = new_df2.sort_index()
   x_data = [str(x) for x in new_df2.index]
   y_data = [int(x) for x in new_df2.values]
   z_data = []
   for y in y_data:
       proportions = y / sum(y_data)
       proportions = str(float(round(proportions, 4)) * 100) + "%"
       z_data.append(proportions)
```

而出现类型的思路和上面一样,也是先区分地区,区分好地区,再去统计不同类型的数量,和计算它们 的占比,最后把数据保留

评分的做法和上面一样,区别在于做可视化处理,具体可视化代码如下:

```
plt.style.use('ggplot')
plt.rcParams['font.sans-serif'] = ['SimHei']
plt.figure(figsize=(12, 9), dpi=508)
# 创建商布和子图
fig, ax1 = plt.subplots()

# 控制扩放图
ax1.plot(x_data, y_data, 'b-')
ax1.set_ylabel('数里',color='b')

# 创建第二个 y 特
ax2 = ax1.twinx()

# 控制技术图
ax2.bar(x_data, y_data, alpha=0.5, color='r')
ax2.set_ylabel(' ',color='r')
ax2.set_ylabel(' ',color='r')
ax2.set_xlabel('评分')
# 投置 x 檢和标题
plt.xticks(x_data, [f'{i}' for i in x_data], rotation=45)
plt.title('{}-评分趋势'.format(area))
```

关于LDA

这边的做法是首先先区分地区,把三大地区给区分,然后再根据每个地区,把它们的正面和负面的评论 区分开

接着根据它们的分词数据来做LDA建模

建模的过程就是在LDA这个文件里面,怎么建模,已经单独用LDA.py编写了。

至于他的困惑度和一致性,解释如下:

困惑度(perplexity)和一致性(coherence)是选择最优LDA主题模型时常用的指标,通常使用困惑度和一致性来评估主题模型中隐含狄利克雷分布(Dirichlet Distribution)的质量和准确度。

困惑度主要用于评估主题模型对未标注语料库的拟合能力,即在该模型下,这些隐含主题与实际背景密切相关的程度。困惑度越小,表示模型对新语料库的拟合效果越好,有更好的预测效果。

一致性主要用于评估主题模型中被提取的主题的质量和稳定性,主要从主题词语(Topic Term)出现的频率和相关性来评估主题的一致性。一致性越高,表示这些词语在主题下存在更密切的相关性,反之则表明主题下的词汇较为松散,难以对主题进行概括。

使用困惑度、一致性的目的是为了选择最优LDA主题模型,从而获得更好的聚类效果和更高的可解释性。 通过困惑度和一致性评估,可以比较不同的主题分布参数等模型参数,并选择效果最优的模型。

在实践中,对于LDA主题模型的选择,我们通常会使用不同的主题数,计算困惑度和一致性,并选择困惑度最小、一致性最高的主题数作为最佳模型参数,以获得更好的聚类效果和模型拟合度。

因此,通过困惑度、一致性指标的综合评估,可以帮助我们选择最佳的LDA主题模型,提高聚类效果和模型的可解释性。

一般而言,最佳主题数是由困惑度最小,一致性最高所对应的主题数确定的。根据提供的数据,可以看到困惑度在不同主题数下的变化趋势,以及随着主题数的增加,一致性的变化趋势。

通常情况下,困惑度会随着主题数的增加而减少,一致性则会随着主题数的增加先升高再下降。综合考虑困惑度和一致性指标,选择主题数使得困惑度最小、一致性最高,可以得到最优模型。

这边的主题最优都是通过编写代码,让模型自动选择最优的主题