

9.1 案例分析报告指导——巧克力销量影响因素研究

2023 年 9 月 18 日

案例分析报告 ——研究巧克力销量的影响因素分析

1 背景介绍

【商品图片】下载开源图片，开源图片网站有：

1. unsplash: <https://unsplash.com/>
2. pexels: <https://www.pexels.com/zh-cn/>



图片来源:Jessica Loaiza@unsplash.com

【商品介绍】

巧克力是以可可制品（包括可可脂、可可粉或可可浆）和糖为主要原材料制成的一种甜食，口感细腻甜美，并伴随一股浓郁的香气，是休闲零食的一大品类。

【行业、市场现状、产量、产值、人均消费量等，以及数据来源】

2010 年以来，全球巧克力产品销售规模稳步增长，Statista 数据显示，2019 年全球巧克力产品销售规模达 1186.2 亿美元，同比 2018 年增长 4.4%，预计 2020 年全年销售额可达 1237.0 亿美元，到 2023 年全球销售额将超过 1350 亿美元。按照消费量计，2019 年全球巧克力产品消费量达 1042.4 万吨，同比 2018 年增长 1.8%，预计 2020 年全年消费量可达 1060.1 万吨，到 2023 年全球消费量将超过 1100 万吨。

【商品的特点】

按照产品中使用的可可脂及是否添加辅料，可将巧克力产品进一步细分。常见的纯巧克力有黑巧克力、白巧克力、牛奶巧克力等，巧克力制品则有果仁巧克力、夹心巧克力、威化巧克力、酒心巧克力等。

【商品的品牌、即市场参与者】

目前国内巧克力的品牌主要有：德芙、费列罗、好时、Meiji、歌帝梵等，这些品牌的主要销售渠道为超市、电商平台等。

【商品所在行业的发展趋势、存在的问题】（非必需）

2 研究的问题

本文主要研究 JD 电商平台上影响巧克力销量的因素有哪些，以及这些因素和销量之间的数量关系。所考虑的因素如下：

变量类型	变量名	详细说明	单位
因变量 Y	巧克力的销量	JD 平台的巧克力的销量，这里使用评价数量作为代理	评价数
自变量 X1	价格	每 500g 巧克力的价格	元
自变量 X2	巧克力的品牌	德芙、好时等，	虚拟变量 0, 1
自变量 X3	巧克力的口味	黑巧克力、牛奶巧克力等	虚拟变量 0, 1

3 数据读取与处理

3.1 数据采集

本文通过应用数据采集软件（八爪鱼），从 JD 平台上采集和巧克力相关的数据。

采集方法如下：1. 搜索 JD 平台，使用关键词“巧克力”，获取到链接地址 2. 应用八爪鱼上智能爬取

功能，采集第 1 步的链接地址 3. 采集样本数为 400+ 个样本，并保存为 xlsx 格式 4. 转换 xlsx 格式文件为 csv 格式文件

3.2 数据读取

我们使用 pandas 库来读取相关的数据集文件：巧克力数据集.CSV

```
[1]: import pandas as pd
```

```
[2]: data = pd.read_csv('datasets/巧克力小数据集.csv')
data.head(1)
```

```
[2]:
```

	价格	价格 1	名称	链接	\		
0	56.9	56.9	https://item.jd.com/2020621.html				
			名称	skcolor_ljg	promowords	pcommit	
							\
0	士力架花生夹心巧克力 1000g 量贩装	王嘉尔代言	礼物礼品横扫饥饿（新旧包装随机发放）				
	巧克力	NaN	NaN				
				店铺	链接	店铺	关键词
0	https://mall.jd.com/index-1000078502.html?from=pc	德芙京东自营旗舰店	自营				

```
[3]: import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
```

```
[4]: data2 = data[['价格', '名称']]
data2['评价数'] = data['pcommit']
data2
```

```
[4]:
```

	价格	名称	评价数
0	56.9	士力架花生夹心巧克力 1000g 量贩装 王嘉尔代言 礼物礼品横扫饥饿（新旧包装随机发放）	NaN
1	30.9	德芙 Dove 丝滑牛奶巧克力分享碗装 252g 代言人同款 休闲零食婚庆糖果礼品（新旧包装随机发放）	NaN
2	30.9	德芙 Dove 香浓黑巧克力分享碗装 252g 代言人同款办可可脂公室零食婚庆喜糖（新旧包装随机发放）	NaN
3	139.9	费列罗（FERRERO）榛果威化糖果巧克力制品 婚庆喜糖零食伴手礼 节日礼物员工福利 48 粒...	NaN

4	30.9	德芙什锦碗装三种口味混合 249g 代言人同款 休闲零食礼物礼品 (新旧包装随机发放)	NaN
...
397	25.8	德国进口 RitterSport 瑞特滋 (原瑞特斯波德) 加纳系列 81% 特浓黑巧克力 休闲零食...	10 万 + 条评价
398	39.9	好时 (Hershey's) 巧克力排块 30g*9 条 270g 盒装 曲奇奶香好时脆乐多 30g*9 条	1000+ 条评价
399	12.5	Solove100% 纯黑巧克力纯脂礼盒装极苦送女友零食纯可可脂 120g 72% 可可-苦中略甜...	500+ 条评价
400	79.9	好时之吻 Kisses 曲奇奶香好时脆乐多 休闲零食 糖果巧克力 结婚糖果 婚庆喜糖 散装 ...	50 万 + 条评价
401	32.0	日本进口明治 Meiji 杏仁坚果 夹心巧克力 杏仁夹心巧克力 88g	1000+ 条评价

[402 rows x 3 columns]

3.3 标题提取信息

下面准备从名称这一列提取信息，提取方法如下：

```
[5]: # 将以下代码封装成函数
def func(data, key_word):
    result = []
    for i in data['名称']:
        if key_word in i:
            result.append(1)
        else:
            result.append(0)
    return result
```

```
[6]: data3 = data2[['价格', '评价数']]
```

```
[7]: data3['德芙'] = func(data2, '德芙')
data3['好时'] = func(data2, '好时')
data3['费列罗'] = func(data2, '费列罗')
data3['Meiji'] = func(data2, 'Meiji')
data3['歌帝梵'] = func(data2, '歌帝梵')
```

```
data3['牛奶巧克力'] = func(data2, '牛奶巧克力')
data3['夹心巧克力'] = func(data2, '夹心巧克力')
data3['黑巧克力'] = func(data2, '黑巧克力')
data3['榛果'] = func(data2, '榛果')
```

```
[8]: data3
```

```
[8]:      价格      评价数  德芙  好时  费列罗  Meiji  歌帝梵  牛奶巧克力  夹心巧克
力  黑巧克力  榛果
0      56.9      NaN    0    0    0      0    0      0      1    0    0
1      30.9      NaN    1    0    0      0    0      1    0    0    0
2      30.9      NaN    1    0    0      0    0      0    0    1    0
3     139.9      NaN    0    0    1      0    0      0    0    0    1
4      30.9      NaN    1    0    0      0    0      0    0    0    0
..      ...      ...  ..  ..  ..  ..  ..  ..  ..  ..  ..
397    25.8    10 万 + 条评价    0    0    0      0    0      0      0      1    0
398    39.9   1000+ 条评价    0    1    0      0    0      0      0      0    0
399    12.5    500+ 条评价    0    0    0      0    0      0      0      1    0
400    79.9    50 万 + 条评价    0    1    0      0    0      0      0      0    0
401    32.0   1000+ 条评价    0    0    0      1    0      0      1      0    0

[402 rows x 11 columns]
```

3.4 评价数处理

```
[11]: import numpy as np
result = []
for i in data3['评价数']:
    if type(i)==str:
        i = i.replace('评价', '').replace('+', '').replace('条', '').
↪replace('万', '0000')
        i = float(i)
        result.append(i)
```

```
[12]: len(result)
```

```
[12]: 402
```

```
[13]: data3['评价数'] = result
data3
```

```
[13]:      价格      评价数  德芙  好时  费列罗  Meiji  歌帝梵  牛奶巧克力  夹心巧克
力  黑巧克力  榛果
0      56.9      NaN  0  0  0      0  0      0      1  0  0
1      30.9      NaN  1  0  0      0  0      1  0  0  0
2      30.9      NaN  1  0  0      0  0      0  0  1  0
3     139.9      NaN  0  0  1      0  0      0  0  0  1
4      30.9      NaN  1  0  0      0  0      0  0  0  0
..      ...      ... .. .. .. .. .. .. .. .. ..
397    25.8  100000.0  0  0  0      0  0      0  0  1  0
398    39.9   1000.0  0  1  0      0  0      0  0  0  0
399    12.5    500.0  0  0  0      0  0      0  0  1  0
400    79.9  500000.0  0  1  0      0  0      0  0  0  0
401    32.0   1000.0  0  0  0      1  0      0  1  0  0

[402 rows x 11 columns]
```

3.5 价格处理

因为价格中有存在着暂无报价，所以将其过滤并赋值为 NaN。

```
[14]: result = []
for i in data3['价格']:
    if i != '暂无报价':
        result.append(float(i))
    else:
        result.append(np.nan)
```

```
[15]: data3['价格'] = result
```

3.6 删除缺失值

观察发现，data3 的评价数这一列有很多 NaN 这种缺失值，我们将其删除掉，也就是如果一行有缺失值，就将这一行全部删除。

```
[16]: data3=data3.dropna()
data3
```

```
[16]:      价格      评价数  德芙  好时  费列罗  Meiji  歌帝梵  牛奶巧克力  夹心巧
克力  黑巧克力  榛果
30    56.9  1000000.0  0  0  0  0  0  0  1  0  0
31    30.9  5000000.0  1  0  0  0  0  1  0  0  0
32    30.9  5000000.0  1  0  0  0  0  0  0  1  0
33   139.9  2000000.0  0  0  1  0  0  0  0  0  1
34    30.9  5000000.0  1  0  0  0  0  0  0  0  0
..     ...     ... .. .. .. .. .. .. .. .. ..
397   25.8   100000.0  0  0  0  0  0  0  0  1  0
398   39.9    1000.0  0  1  0  0  0  0  0  0  0
399   12.5     500.0  0  0  0  0  0  0  0  1  0
400   79.9  500000.0  0  1  0  0  0  0  0  0  0
401   32.0    1000.0  0  0  0  1  0  0  1  0  0
```

[233 rows x 11 columns]

```
[17]: data3.to_csv('Chocolate.csv', index=False)
```

4 描述性统计

下面我们使用描述性统计的方法生成结果，

```
[18]: cleaned_data = data3
cleaned_data.describe()
```

```
[18]:      价格      评价数      德芙      好时      费列罗
count  233.000000  2.330000e+02  233.000000  233.000000  233.000000
mean    76.399957  3.627750e+05  0.193133   0.042918   0.133047
std     71.799304  9.528221e+05  0.395606   0.203110   0.340357
min      5.900000  0.000000e+00  0.000000   0.000000   0.000000
25%     29.900000  1.000000e+04  0.000000   0.000000   0.000000
50%     53.000000  5.000000e+04  0.000000   0.000000   0.000000
75%    109.000000  2.000000e+05  0.000000   0.000000   0.000000
```

max	409.000000	5.000000e+06	1.000000	1.000000	1.000000	
	Meiji	歌帝梵	牛奶巧克力	夹心巧克力	黑巧克	
力	榛果					
count	233.000000	233.000000	233.000000	233.000000	233.000000	233.000000
mean	0.021459	0.055794	0.171674	0.111588	0.287554	0.107296
std	0.145221	0.230018	0.377909	0.315537	0.453596	0.310156
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
50%	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
75%	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000
max	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000

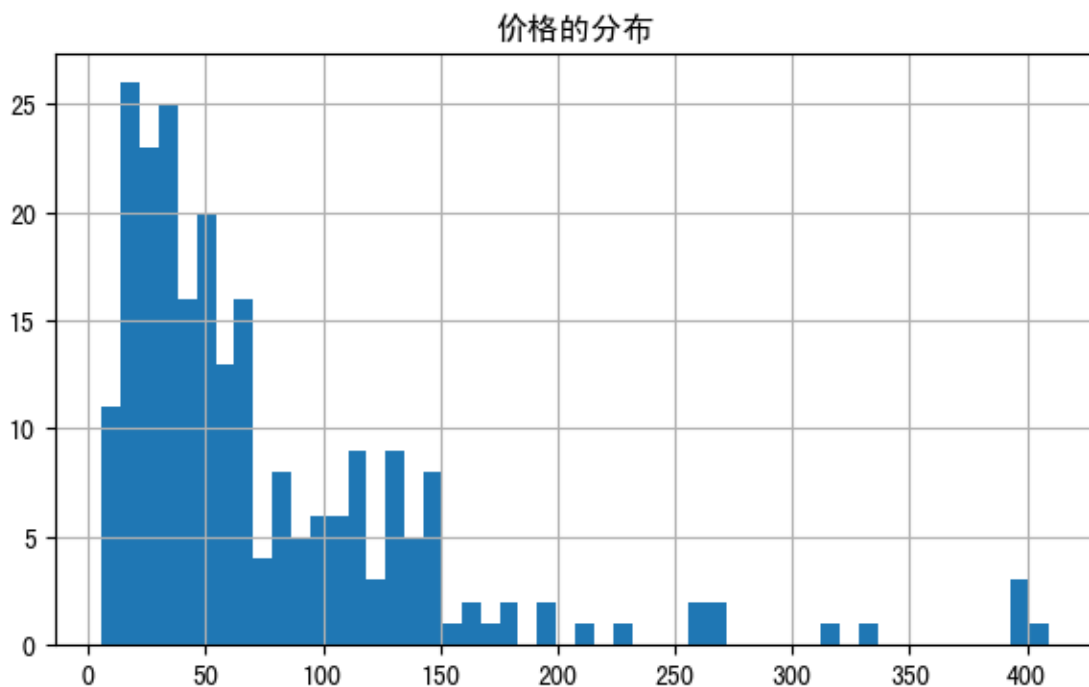
我们观察到，价格的最小值和最大值分别是 5.9 元和 409 元，价格区间跨度较大。巧克力价格的平均值为 75 元，标准差为 70 元，价格的差异较大。

评论数的最小值和最大值分别为 0 和 50 万份，平均值在 3.63 万份，标准差为 9.53 万份。

4.2 价格的分布（单一变量）

```
[19]: import matplotlib.pyplot as plt
plt.rcParams['font.sans-serif'] = 'SimHei'

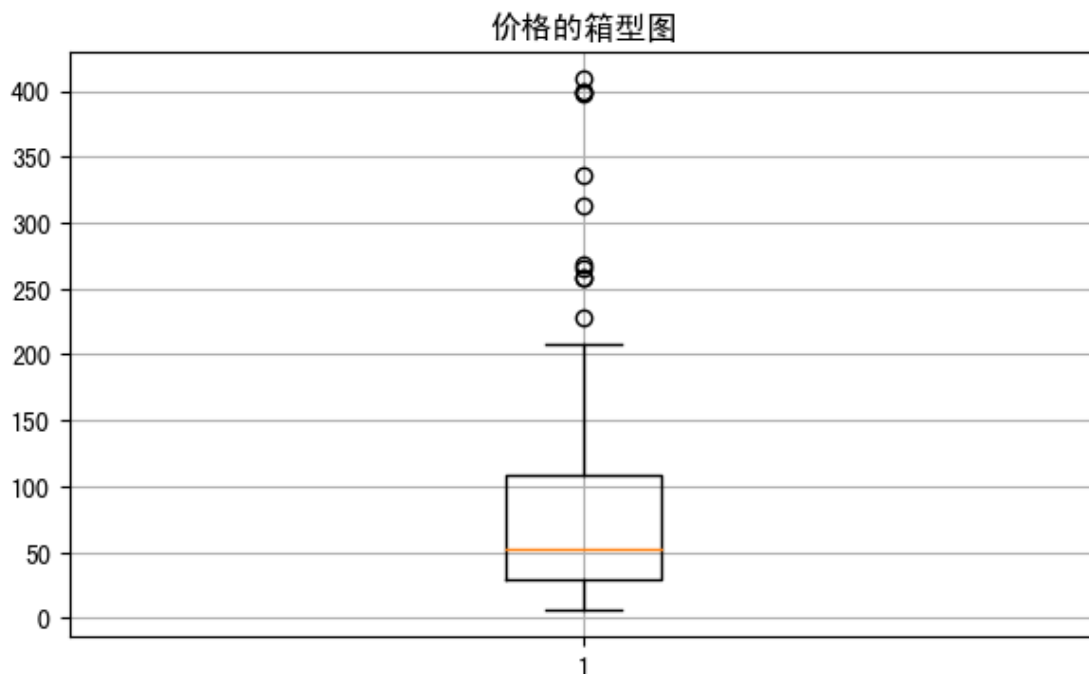
Z = cleaned_data['价格']
fig, ax = plt.subplots(figsize=(7,4))
ax.hist(Z, bins=50)
ax.set_title('价格的分布')
ax.grid()
plt.show()
```

通过观察上述价格分布，样布的价格大部分落在了 0 到 150 元这个区间里，有极少部分的样布大于 150 元。

接下来，我们使用箱型图进一步了解价格的分布。

```
[20]: Z = cleaned_data['价格']  
fig, ax = plt.subplots(figsize=(7,4))  
ax.boxplot(Z)  
ax.set_title('价格的箱型图')  
ax.grid()  
plt.show()
```



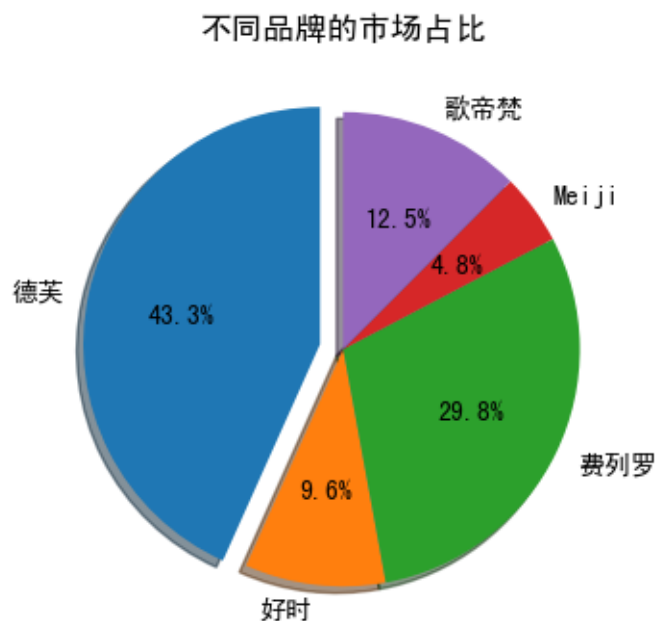
通过绘制箱型图，我们可以清晰地看到 75% 的数据在 100 元以下，绝大多数的数据在 200 元以内，极少的样本价格在 200 元以上。

4.3 品牌的占比（单一变量）

以下通过绘制饼状图，来观察德芙、好时和费列罗等品牌的市场占有率。

```
[21]: labels = [ '德芙', '好时', '费列罗', 'Meiji', '歌帝梵' ]
X = cleaned_data[labels].sum()
autopct='%1.1f%%'
explode = (0.1, 0, 0, 0, 0)
```

```
[22]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(7,4))
ax.pie(X, labels=labels,
      autopct=autopct,
      explode=explode,
      shadow=True,
      startangle=90)
ax.set_title('不同品牌的市场占比')
plt.show()
```



通过观察，我们可以知道德芙市场占有率最高，占比超过 XX%，其次是费列罗，市场占有率为 XX%，最少的为好时巧克力，市场占有率为 X%。

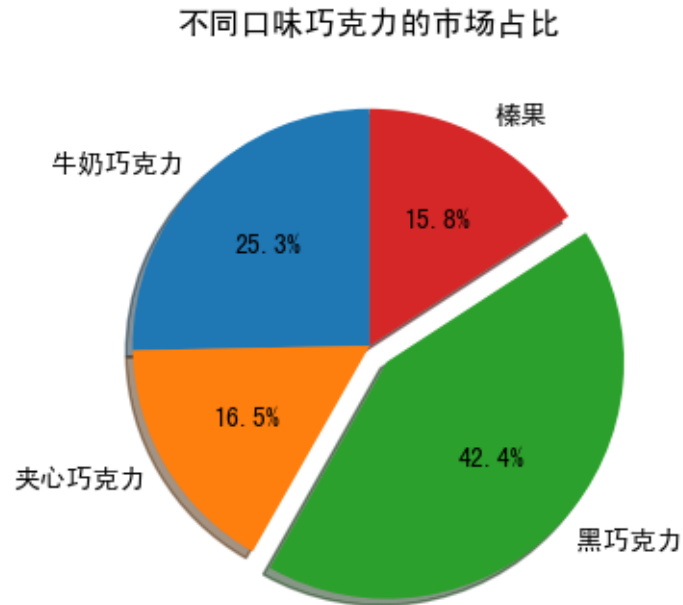
产生以上的原因，可能是：1. 德芙的市场营销做的比较好 2. 德芙的巧克力收到消费者的偏好（价格、口味、品牌等）3. 经济学原理里的非完全竞争市场造成的，这种市场出现寡头、垄断等现象，部分品牌较高的市场占有率较高，具有市场支配地位

以上的猜测有待进一步分析和证实

```
[23]: labels = ['牛奶巧克力', '夹心巧克力', '黑巧克力', '榛果']
      X = cleaned_data[labels].sum()
      autopct='%1.1f%%'
      explode = (0, 0, 0.1, 0)
```

```
[24]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(7,4))
      ax.pie(X, labels=labels,
             autopct=autopct,
             explode=explode,
             shadow=True,
             startangle=90)
      ax.set_title('不同口味巧克力的市场占比')
```

```
plt.show()
```



通过观察，我们可以知道黑巧克力口味占有率最高，占比超过 XX%，其次是牛奶巧克力，市场占有率为 XX%，其次是榛果口味的巧克力，市场占有率为 XX%，最少的为杏仁巧克力，市场占有率为 X%。

我们猜测有以下原因：1. 消费者的口味是不同的，三种口味的喜好的人群数量接近 2. 在电商平台上，市场具有高度的自由选择权，不存在渠道，或者商家强制销售或支配消费者的情况，消费者具有很强的自主权 3. 地区原因，国内消费者的特殊偏好

以上的猜想需要进一步分析和证实

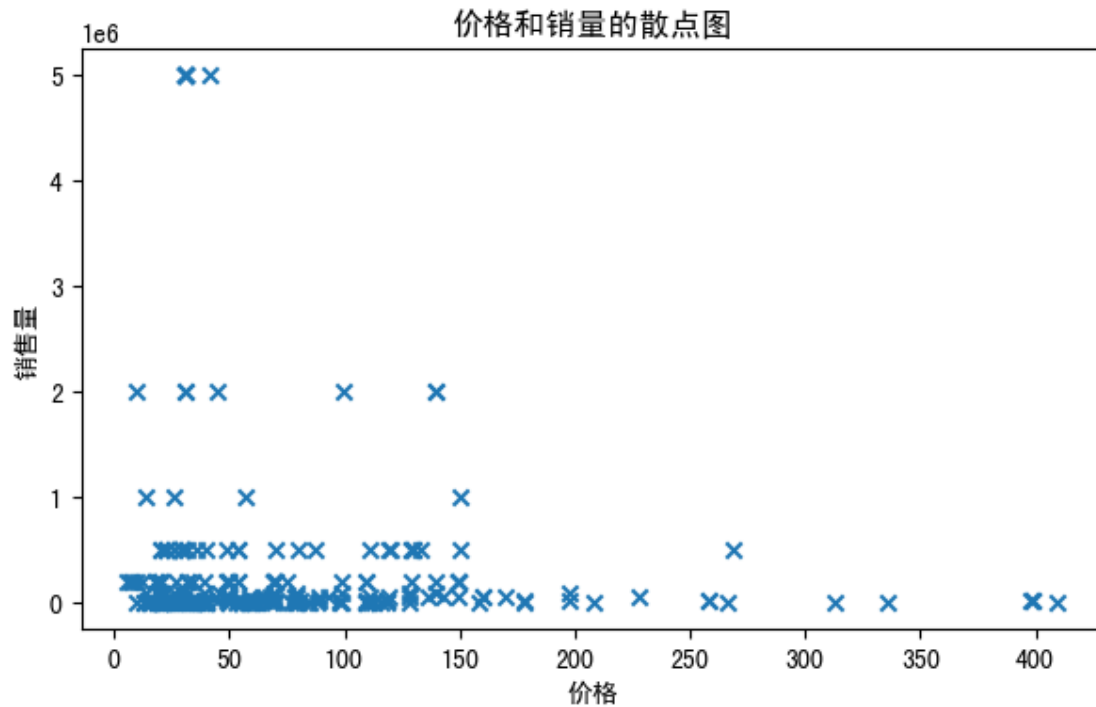
4.4 价格和销售量的关系（两个变量）

我们希望通过绘制散点图来观察价格和销量之间的关系。

```
[25]: X = cleaned_data['价格']  
      Y= cleaned_data['评价数']
```

```
[26]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(7,4))  
      ax.scatter(X, Y, marker='x')           # 散点图的语句
```

```
ax.set_xlabel('价格')
ax.set_ylabel('销售量')
ax.set_title('价格和销量的散点图')
plt.show()
```



观察上图，可以得知销量最高的价格在 40 元到 50 元，销售量较高的商品价格分布较大，在 0 到 150 元左右。

定价在 200 元以上的巧克力销量普遍较低，在 10 万份以下。

结合电商平台不披露商品销量、但是披露消费者对于商品的评价数这个原因，我们容易理解为什么散点图里，散点呈阶梯式分布。

从消费者的角度，观察上图，价格分布在 100 元左右及以下的商品，呈现一个特点：价格越低，销量越好。销量最高可以达到 5 百万。但是价格继续下跌，销量反而下降了，产生这个的原因可能有：

1. 价格低的品牌或口味不受欢迎
2. 消费者担心质量问题
3. 消费者群体对于价格区间的认同，30-40 元；并且存在跟随、羊群效应

以上的猜想有待进一步证实。

我们还能够观察到，在 50 元左右样本数较多，但是销量普遍不高，产生的原因可能有：商家在这一

价格区间上竞争很激烈，但是总的市场份额又有限，造成每一个商家销量反而不高。

当价格超过 50 元，消费量呈现一直下跌的趋势，当价格接近 400 元，销量下滑到接近 0。这种下滑的原因可能有：1. 符合经济学规律，价格越高，销量越低，价格越高会抑制消费意愿 2. 较高价格的商品本身并不受消费喜欢（口味、包装等），受众不高。

以上的猜想有待进一步证实

5 数据集的划分

根据随机对照试验的理论，我们通常将数据集划分为训练集（training sets）和测试集（test sets），前者负责模型的训练任务，后者用来评价模型的表现。两者的划分比例按照经验，设置为 0.8:0.2。

```
[27]: cleaned_data.head(5)
```

```
[27]:
```

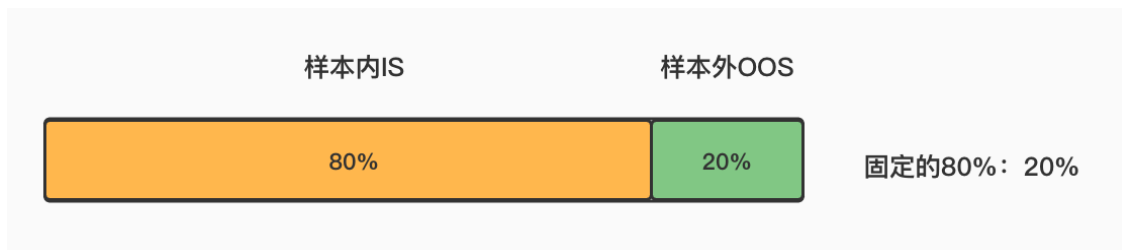
	价格	评价数	德芙	好时	费列罗	Meiji	歌帝梵	牛奶巧克力	夹心巧克力	黑巧克力	榛果
30	56.9	1000000.0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
31	30.9	5000000.0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
32	30.9	5000000.0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
33	139.9	2000000.0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
34	30.9	5000000.0	1	0	0	0	0	0	0	0	0

```
[28]: cleaned_data.columns
```

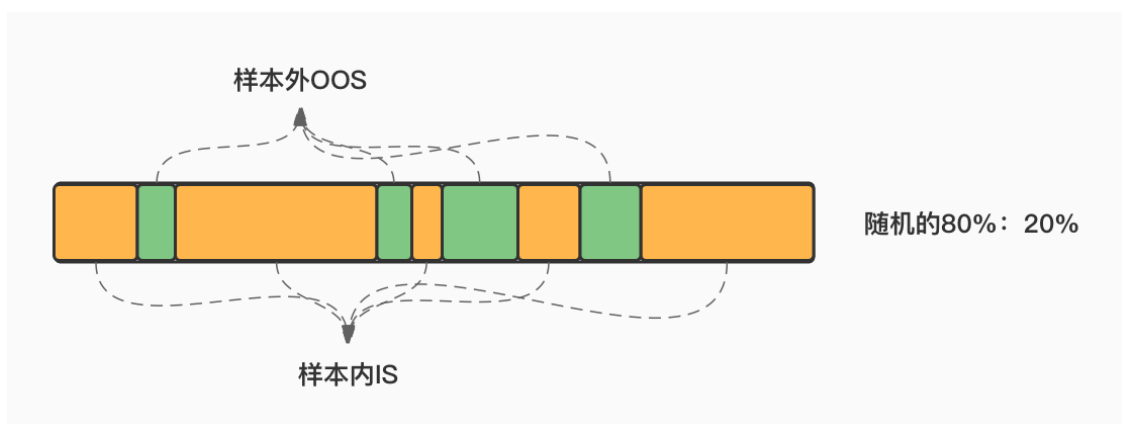
```
[28]: Index(['价格', '评价数', '德芙', '好时', '费列罗', 'Meiji', '歌帝梵', '牛奶巧克力', '夹心巧克力',  
        '黑巧克力', '榛果'],  
        dtype='object')
```

```
[29]: x = cleaned_data[['价格', '德芙', '好时', '费列罗', 'Meiji', '歌帝梵', '牛奶巧克力', '夹心巧克力',  
                     '黑巧克力', '榛果']]  
y = cleaned_data['评价数']
```

一般将 80% 的原始数据集的子样本集作为样本内 (In-sample, IS)，剩余 20% 作为样本外 (Out-of-sample, OOS)。样本总数为 500 个，一种简单的切割方法是直接指定前 80% 个样本为 IS，后面 20% 为 OOS，但是这种采样方法存在弊端。



当我们并不了解原始数据集是不是被刻意排列了，最好的办法是使用随机抽样，即随机抽 80% 为 IS，剩余的 20% 为 OOS。我们使用生成随机数的方法，生成随机序列，来从总体样本中随机抽取样本：



```
[30]: from sklearn.model_selection import train_test_split
train_x, test_x, train_y, test_y = \
    train_test_split(x, y, train_size=0.8, random_state=42)
```

6 多元回归分析模型

6.1 各个变量之间的相关系数

首先，我们计算单个自变量和因变量之间的相关系数，使用 pearson 相关系数来计算。

```
[31]: import scipy.stats as stats
```

```
[32]: r = stats.pearsonr(train_x['价格'], train_y)
print('pearson r:', r[0])
```

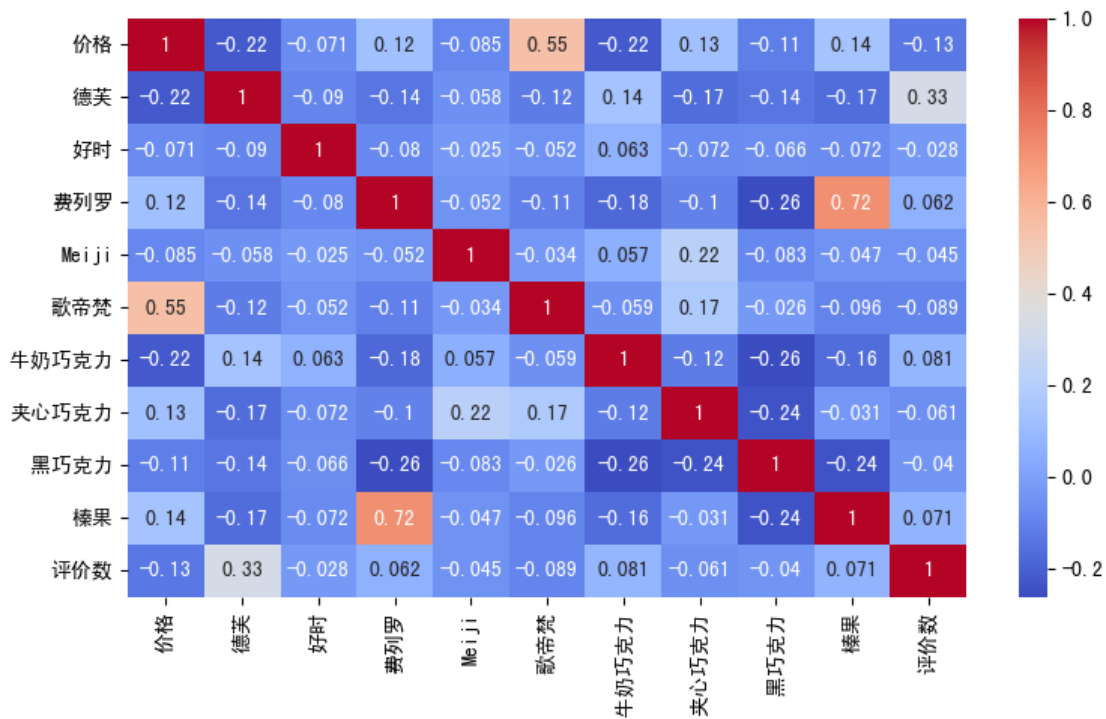
```
pearson r: -0.1321179802803698
```

接着，我们使用相关系数矩阵来刻画多个变量之间的关系。

```
[33]: train_df = train_x.copy()
train_df['评价数'] = train_y
```

```
[34]: plt.figure(figsize=(9,5))
import seaborn as sns
plt.rcParams['axes.unicode_minus'] = False # 解决负号“-”显示异常
sns.heatmap(train_df.corr(),
            annot=True,
            cmap='coolwarm')
```

[34]: <AxesSubplot:>



观察以上相关性的热力图，我们可以得出一些初步的结论：1. 费列罗和榛果的相关性很高，数值为0.72 2. Meiji 品牌和杏仁相关性很高，说明该品牌热衷于出品该口味的巧克力 3. 歌帝梵和价格相关性很高，说明相较其他品牌，其价格普遍偏高 4. 德芙和进口相关性为负，说明该品牌很有可能已经国产。


```
[35]: import statsmodels.api as sm
cleaned_data['Intercept'] = 1.
x = cleaned_data[['Intercept', '德芙', '好时', '费列罗', 'Meiji', '歌帝梵', '牛奶巧克力', '夹心巧克力',
                  '黑巧克力', '榛果']]
y = cleaned_data['评价数']
x = x.astype(float)
y.info()
```

```
<class 'pandas.core.series.Series'>
Int64Index: 233 entries, 30 to 401
Series name: 评价数
Non-Null Count  Dtype
-----
233 non-null    float64
dtypes: float64(1)
memory usage: 3.6 KB
```

```
[36]: model = sm.OLS(y, x)
result = model.fit()
result.summary(alpha=0.05)
```

```
[36]: <class 'statsmodels.iolib.summary.Summary'>
"""

                        OLS Regression Results

=====
Dep. Variable:          评价数    R-squared:                0.
↪123

Model:                  OLS    Adj. R-squared:            0.087
Method:                 Least Squares    F-statistic:          3.470
Date:                  Wed, 07 Jun 2023    Prob (F-statistic):    0.000496
Time:                  19:43:06    Log-Likelihood:        -3522.6
No. Observations:      233    AIC:                   7065.
Df Residuals:          223    BIC:                   7100.
Df Model:               9
Covariance Type:        nonrobust

=====
```

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]

Intercept	1.263e+05	1.24e+05	1.018	0.310	-1.18e+05	3.71e+05
德芙	8.237e+05	1.64e+05	5.036	0.000	5.01e+05	1.15e+06
好时	8.436e+04	3.03e+05	0.279	0.781	-5.12e+05	6.81e+05
费列罗	1.395e+05	2.66e+05	0.525	0.600	-3.84e+05	6.
↪63e+05						
Meiji	-2.057e+05	4.26e+05	-0.483	0.629	-1.04e+06	6.33e+05
歌帝梵	-1.504e+05	2.68e+05	-0.561	0.576	-6.79e+05	3.
↪78e+05						
牛奶巧克力	7.716e+04	1.76e+05	0.439	0.661	-2.69e+05	4.
↪23e+05						
夹心巧克力	9.186e+04	2.11e+05	0.435	0.664	-3.24e+05	5.
↪08e+05						
黑巧克力	3.505e+04	1.55e+05	0.226	0.822	-2.71e+05	3.
↪41e+05						
榛果	3.211e+05	2.81e+05	1.142	0.255	-2.33e+05	8.75e+05
=====						
Omnibus:		180.918	Durbin-Watson:		1.598	
Prob(Omnibus):		0.000	Jarque-Bera (JB):		1728.564	
Skew:		3.162	Prob(JB):		0.00	
Kurtosis:		14.750	Cond. No.		7.93	
=====						

Notes:

[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

"""

6.2 样本内训练模型

在样本内训练模型过程中，我们只能使用 `train_x` 和 `train_y`。

首先，初始化线性回归模型。

```
[37]: from sklearn import linear_model
model = linear_model.LinearRegression()
```

其次，训练模型

```
[38]: model.fit(train_x, train_y)
```

```
[38]: LinearRegression()
```

然后，生成预测结果

```
[39]: IS_predicted_y = model.predict(train_x)
```

接着，计算模型预测精度

```
[40]: IS_precision = model.score(train_x, train_y)
```

最后，生成汇总信息 (summary)

```
[41]: print('截距', model.intercept_)  
print("样本内 (IS) 训练集精度: %.2f" % IS_precision)
```

截距 78451.01695632774

样本内 (IS) 训练集精度: 0.14

```
[42]: coef = ['%i*%s' % (model.coef_[i], train_x.columns[i])\  
              for i in range(len(model.coef_))]  
coef
```

```
[42]: ['-833* 价格',  
      '869585* 德芙',  
      '89594* 好时',  
      '204314* 费列罗',  
      '-210652*Meiji',  
      '23402* 歌帝梵',  
      '196495* 牛奶巧克力',  
      '153875* 夹心巧克力',  
      '168252* 黑巧克力',  
      '342859* 榛果']
```

```
[43]: '%i' % model.intercept_ + '+' .join(coef)
```

[43]: '78451-833* 价格 +869585* 德芙 +89594* 好时 +204314* 费列罗 +-210652*Meiji+23402*
歌帝梵 +196495* 牛奶巧克力
+153875* 夹心巧克力 +168252* 黑巧克力 +342859* 榛果'

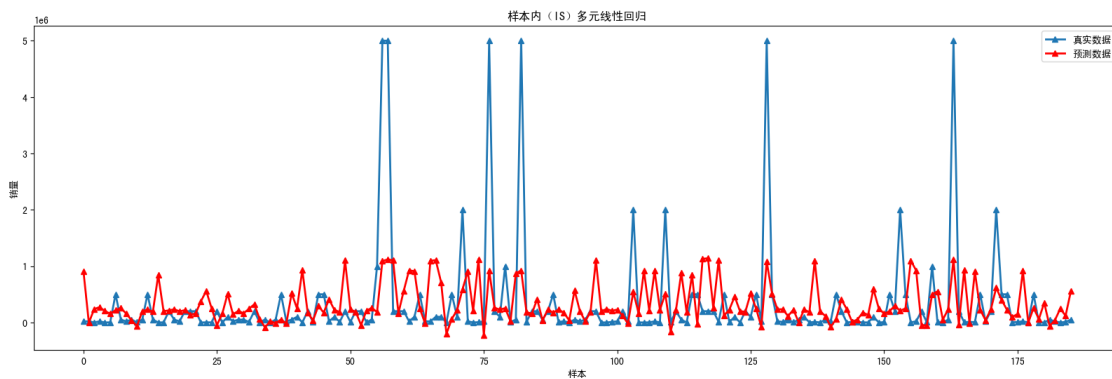
模型的回归方程:

$$= 78451 - 833 * \text{价格} + 869585 * \text{德芙} + 89594 * \text{好时} + 204314 * \text{费列罗} - 210652 * \text{Meiji} + 23402 * \text{歌帝梵} + 196495 * \text{牛奶巧克力} + 153875 * \text{夹心巧克力} + 168252 * \text{黑巧克力} + 342859 * \text{榛果}$$

根据方程可以得出以下结论, 在保持其他自变量不变的情况下: 1. 价格每增加 1 元, 销量减少 833 个单位 2. 如果品牌是德芙, 销量将带来 86 万个单位的增加 3. 如果巧克力是黑巧克力, 销量将带来 16.8 万个单位的增加 4. xxxxx

我们将样本内 IS 的 y 和预测出的 y 绘制到一张图片上

```
[44]: import matplotlib.pyplot as plt
fig, ax = plt.subplots(figsize=(20,6))
ax.plot(range(len(train_y)), train_y, label='真实数据', linewidth=2, marker='^')
ax.plot(range(len(train_y)), IS_predicted_y, label='预测数据', linewidth=2,
        color="red", marker='^')
ax.set_xlabel('样本')
ax.set_ylabel('销量')
ax.set_title('样本内 (IS) 多元线性回归')
ax.legend()
plt.show()
```



6.3 样本外表现

我们再来看看我们刚才训练的模型，在样本外的表现。

```
[45]: OOS_predicted_y = model.predict(test_x)
```

再次，计算模型预测精度

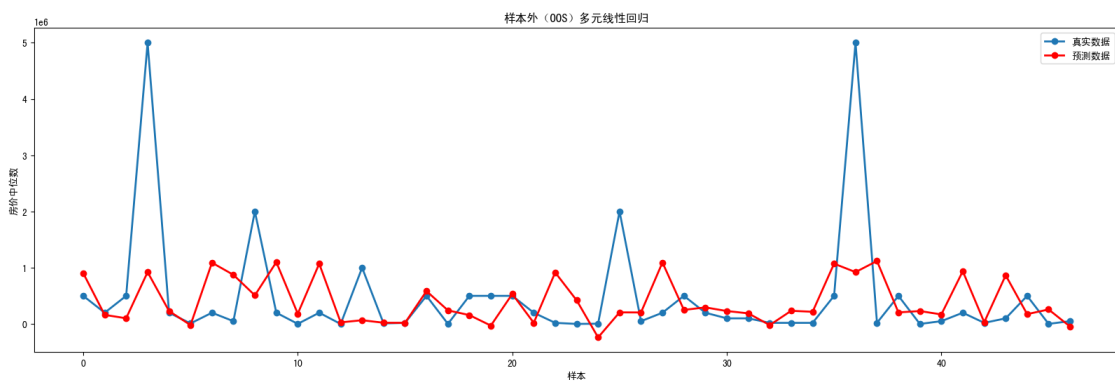
```
[46]: OOS_precision = model.score(test_x, test_y)
```

最后，生成汇总信息 (summary)

```
[47]: print("样本外 (OOS) 测试集预测精度: %.2f" % OOS_precision)
```

样本外 (OOS) 测试集预测精度: 0.05

```
[48]: import matplotlib.pyplot as plt
fig, ax = plt.subplots(figsize=(20,6))
ax.plot(range(len(test_y)), test_y, 'o-', label='真实数据', linewidth=2)
ax.plot(range(len(test_y)), OOS_predicted_y, 'o-', label='预测数据',
        linewidth=2, color="red")
ax.set_xlabel('样本')
ax.set_ylabel('商品销量')
ax.set_title('样本外 (OOS) 多元线性回归')
ax.legend()
plt.show()
```



```
[49]: print("样本内 (IS) 训练集精度: %.2f" %IS_precision)
      print("样本外 (OOS) 测试集预测精度: %.2f" %OOS_precision)
```

样本内 (IS) 训练集精度: 0.14

样本外 (OOS) 测试集预测精度: 0.05

根据上述的回归分析结果，样本内和样本外的预测精度较为良好。

7 结论与建议

7.1 结论

本报告基于京东平台的真实数据，采集了 XXX 个样本，分析和研究了巧克力销量的影响因素。

价格的最小值和最大值分别是 5.9 元和 409 元，价格区间跨度较大。巧克力价格的平均值为 75 元，标准差为 70 元，价格的差异较大。评论数的最小值和最大值分别为 0 和 50 万份，平均值在 3.63 万份，标准差为 9.53 万份。通过分析，可以得知销量最高的价格在 40 元到 50 元，销售量较高的商品价格分布较大，在 0 到 150 元左右。定价在 200 元以上的巧克力销量普遍较低，在 10 万份以下。

通过分析，我们可以知道黑巧克力口味占有率最高，占比超过 XX%，其次是牛奶巧克力，市场占有率为 XX%，其次是榛果口味的巧克力，市场占有率为 XX%，最少的为杏仁巧克力，市场占有率为 X%。通过观察，我们可以知道德芙市场占有率最高，占比超过 XX%，其次是费列罗，市场占有率为 XX%，最少的为好时巧克力，市场占有率为 X%。

观察以上相关性的热力图，我们可以得出一些初步的结论：

1. 费列罗和榛果的相关性很高，数值为 XXX
2. Meiji 品牌和杏仁相关性很高，说明该品牌热衷于出品该口味的巧克力
3. 歌帝梵和价格相关性很高，说明相较其他品牌，其价格普遍偏高
4. 德芙和进口相关性为负，说明该品牌很有可能已经国产。

根据回归方程可以得出以下结论，在保持其他自变量不变的情况下：

1. 价格每增加 1 元，销量减少 833 个单位
2. 如果品牌是德芙，销量将带来 86 万个单位的增加
3. 如果巧克力是黑巧克力，销量将带来 16.8 万个单位的增加
4. xxxxx

通过观察，我们可以知道德芙市场占有率最高，占比超过 XX%，其次是费列罗，市场占有率为 XX%，最少的为好时巧克力，市场占有率为 X%。

7.2 不足

以上模型在样本内 (IS) 训练集精度:0.14, 样本外 (OOS) 测试集预测精度:0.05。说明整体预测精度有限, 我们可以通过一下方式改进: 1. 增大样本数量 2. 增加更多能预测巧克力销量的信息, 例如商家的营销能力、消费者的偏好等等。

7.3 建议

对商家的建议: 1. 多销售一些德芙品牌巧克力, 带来更多的销量, 从而带来额外的利润 2. 多销售黑巧克力口味的巧克力, 带来更多的销量, 从而带来额外的利润 3. 找到价格和销量的平衡点, 指定合理的价格, 例如降低价格, 提高销量, 使得利润最大化。

附录: 绘制词云图

拼接名称为一个长字符串:

```
[51]: text = ''
      for i in data['名称']:
          text += i
```

选择颜色:

```
[52]: from wordcloud import get_single_color_func
      color_func = get_single_color_func('maroon')
```

选择图片:

图片来源: 百度, 图片路径: 'image/chocolate.jpeg'

```
[53]: import imageio as imageio
      mask_img = imageio.imread('image/chocolate.jpeg')
      print('图片大小: ', mask_img.shape)
```

图片大小: (582, 800, 3)

```
[54]: from wordcloud import WordCloud
      wc = WordCloud(
          font_path='/System/Library/Fonts/Supplemental/Songti.ttc',
          mask=mask_img,
          max_words=500,
          max_font_size=40,
```

```
min_font_size=5,  
width=1500,  
height=1500,  
background_color="white",  
color_func=color_func,  
repeat=True)  
wc.generate(text)
```

```
[54]: <wordcloud.wordcloud.WordCloud at 0x13638a760>
```

```
[55]: import matplotlib.pyplot as plt
plt.imshow(wc)
plt.axis("off")
# plt.savefig("image/ciyun_cn.jpg", dpi=500) # 或者保存成.png .svg .pdf .eps 等
plt.show()
```



附录：决策树模型

决策树模型，作为一类用来进行分类任务的学习模型，它处理的标签需要离散型的变量，对于本文中商品的销量，我们需要将其转换为几个类别。

划分销量等级

```
[246]: quantile=[cleaned_data['评价数'].quantile(0.2),
              cleaned_data['评价数'].quantile(0.4),
              cleaned_data['评价数'].quantile(0.6),
              cleaned_data['评价数'].quantile(0.8)]
quantile
```

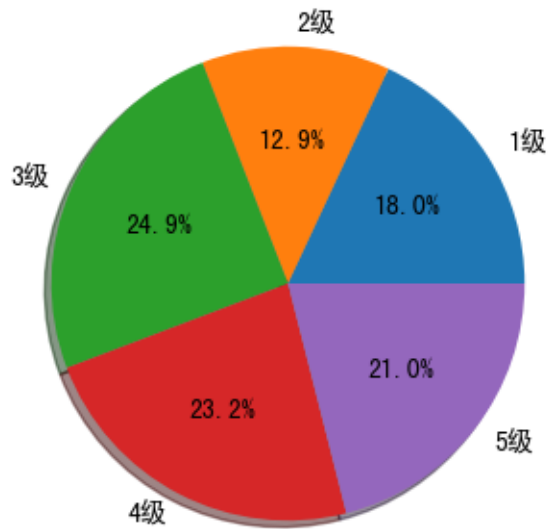
```
[246]: [5000.0, 20000.0, 100000.0, 500000.0]
```

初始化销量为'1 级'

```
[247]: cleaned_data['销量等级'] = '1 级'
cleaned_data.loc[cleaned_data['评价数']<quantile[0], '销量等级'] = '1 级'
cleaned_data.loc[cleaned_data['评价数']>=quantile[0], '销量等级'] = '2 级'
cleaned_data.loc[cleaned_data['评价数']>=quantile[1], '销量等级'] = '3 级'
cleaned_data.loc[cleaned_data['评价数']>=quantile[2], '销量等级'] = '4 级'
cleaned_data.loc[cleaned_data['评价数']>=quantile[3], '销量等级'] = '5 级'
```

```
[248]: sales_num = [(cleaned_data['销量等级'] == '1 级').sum(),
                    (cleaned_data['销量等级'] == '2 级').sum(),
                    (cleaned_data['销量等级'] == '3 级').sum(),
                    (cleaned_data['销量等级'] == '4 级').sum(),
                    (cleaned_data['销量等级'] == '5 级').sum())
```

```
[249]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,4))
ax.pie(sales_num,
      labels=['1 级', '2 级', '3 级', '4 级', '5 级'],
      autopct='%1.1f%%',
      shadow=True)
plt.show()
```



构建决策树模型并训练

重新选取自变量 x 和因变量 y

```
[250]: x = cleaned_data[['价格', '德芙', '好时', '费列罗', 'Meiji', '歌帝梵', '牛奶巧克力', '夹心巧克力',
                        '黑巧克力', '榛果']]
y = cleaned_data['销量等级']
```

进行随机样本划分

```
[251]: from sklearn.model_selection import train_test_split
train_x, test_x, train_y, test_y = \
    train_test_split(x, y, train_size=0.8, random_state=42)
```

构建决策树模型并训练

```
[252]: from sklearn import tree
tree_clf = tree.DecisionTreeClassifier(criterion="gini",
                                       max_depth=20) # 增大树的深度，必然会提高
决策树的分类精度
tree_clf.fit(train_x, train_y)
```

```
[252]: DecisionTreeClassifier(max_depth=20)
```

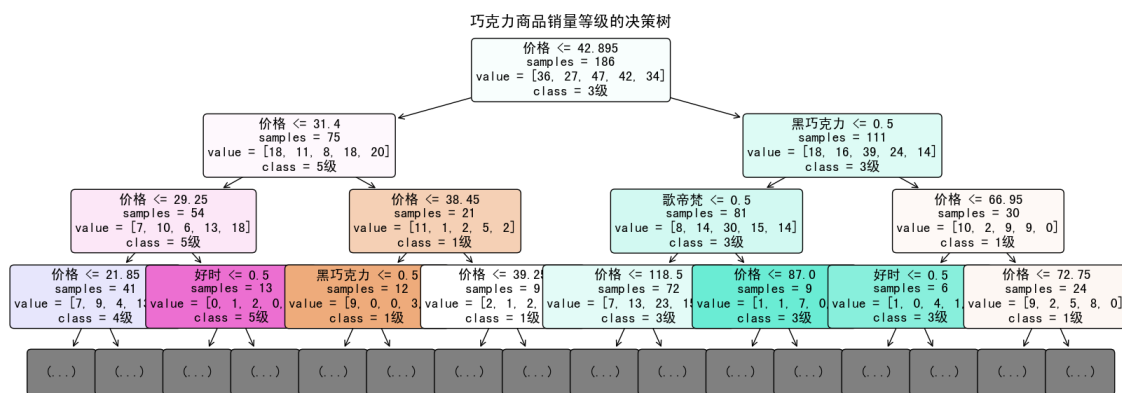
计算决策树的分类精度

```
[253]: tree_clf.score(train_x, train_y)
```

```
[253]: 0.9193548387096774
```

绘制决策树，控制树的深度为 3

```
[254]: from sklearn.tree import plot_tree
plt.figure(figsize = (20,7))
plot_tree(tree_clf,
          max_depth=3,
          feature_names=train_x.columns,
          class_names=['1 级','2 级','3 级','4 级','5 级'],
          filled=True,
          rounded=True,
          proportion=False,
          fontsize=14,
          impurity=False)
plt.title("巧克力商品销量等级的决策树", fontsize=16)
plt.show()
```



观察决策树，我们可以了解到价格这个变量是首要的划分标准。总样本数为 186，其中销量等级为 5 的样本为 34 个，其中 20 个样本价格小于 42.895，价格大于 42.9 元的样本为 14 个。继续观察销量

等级 5，其中的 18 个样本都是价格小于 31.4，而 14 个样本都是黑巧克力小于 0.5，即为 0，也就是不是黑巧克力。总结，价格小于 31.4，并且不是黑巧克力的样本容易出现超级销量。