```
In []:

import numpy as np
import statsmodels.stats.contingency_tables as tbl

# 这里必须使用np.asarray函数进行转换,否则后续计算可能报错
table = tbl.Table2x2(np.asarray(pd.crosstab(ccss.Ts9, ccss.Ol)))
table

In []:
table.oddsratio
```

```
In [ ]:
table.summary()
```

7.4 实战练习

使用适当的指标表述职业和总信心指数之间的关联性。

使用适当的指标表述职业和汽车拥有情况之间的关联性。

8 线性回归模型入门

- 8.1 线性回归模型的基本原理
- 8.1.1 相关与回归的区别和联系
- 8.1.2 线性回归模型概述
- 8.1.3 线性回归模型的适用条件
- 8.1.4 线性回归模型的标准建模步骤
- 8.2 线性回归模型的Python实现

8.2.1 scipy的实现方式

scipy.stats.linregress(

x,y:类数组格式的自变量、因变量,均为一维,也可以直接以k*2的二维数组格式提供注意:该命令的参数格式是自变量x在前!

返回结果:

)

```
slope : 回归系数b
intercept : 常数项a
```

r-value: 两个变量的相关系数 p-value: 回归系数的双侧检验 stderr: 回归系数的标准误

```
In [ ]:
```

```
# 建立年龄和总信心指数的回归方程
ss.linregress(ccss.s3, ccss.index1)
```

```
In [ ]:
```

```
# 以k*2形式的二维数组提供数据
ss.linregress(ccss.loc[:, ['s3', 'index1']])
```

8.2.2 statsmodels的实现方式

class statsmodels.regression.linear_model.OLS(

无缺失值时拟合单自变量模型

```
In [ ]:
```

)

```
# 在数据集中加入常数项
dfreg = ccss.loc[:, ['s3']]
dfreg['cons'] = 1
dfreg.head()
```

```
In [ ]:
```

```
from statsmodels.regression.linear_model import OLS
regmodel = OLS(ccss.index1, dfreg[['cons', 's3']]).fit()
```

```
In [ ]:
```

```
regmodel.summary()
```

拟合多自变量模型

```
In [ ]:
# 在数据集中加入常数项
dfreg = ccss.loc[:, ['s2', 's3', 'Qs9']]
dfreg['cons'] = 1
dfreg.head()
In [ ]:
# 将性别转换为数值变量
dfreg.replace(['男', '女'], [1, 2], inplace = True)
In [ ]:
from statsmodels.regression.linear model import OLS
regmodel = OLS(ccss.index1, dfreg, missing = 'drop').fit()
In [ ]:
regmodel.summary()
残差分析
In [ ]:
resdf = pd.DataFrame({'fit' : regmodel.fittedvalues,
                      'resid' : regmodel.resid,
                      'zresid' : regmodel.resid pearson})
resdf
In [ ]:
matplotlib.rcParams['font.sans-serif'] = ['Arial'] # 处理负号显示问题
resdf.resid.plot.hist()
In [ ]:
resdf.zresid.plot.hist()
In [ ]:
resdf.plot.scatter('fit', 'resid')
In [ ]:
resdf.plot.scatter('fit', 'zresid')
```

8.3 实战练习

仿照本章的案例,分别考察性别、年龄、家庭收入等变量对现状指数、预期指数的影响,并对相应的模型进行化简,剔除无统计意义的变量,并完成模型的残差诊断。