《系统工程导论》黑箱建模作业1

一元线性回归 (F 检验)

【算法原理】

在最小二乘的意义下, 使得误差平方和最小:

$$\min_{a,b} \sum_{i=1}^{N} (y_i - a - bx_i)^2$$

得到:

$$a = \bar{y} - b\bar{x}$$

$$b = \frac{\sum X_i Y_i}{\sum X_i^2}$$

显著性检验:原假设:X,Y没有线性关系。若 $F>F_{\alpha}$,认为原假设不成立,即 X,Y存在线性关系;否则,接受原假设,认为 X,Y 不存在线性关系。

【算法实现】

第一步: 求得回归直线

第二步: 打印回归直线方程

第二步:进行显著性检验,是否满足线性关系;若满足,继续;否则:退出

第三步: 求出置信区间; 画图

【难点与收获】

本次作业使用了 Python 进行实现,在查询相关的统计函数(比如查询如何获得 F 检验的值)时花费了较多的时间。其余步骤实现较为顺利。

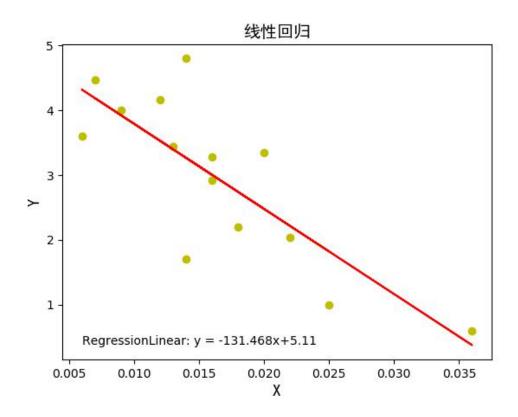
【算法演示】

数据:

从某矿石中取得 14 块样品,测得成分 A 和成分 B 的含量如下表所示。试分析矿石中成分 A 和成分 B 的含量之间是否存在线性关系。

编号	成分 A(x)	成分 B(y)	编号	成分 A(x)	成分 B(y)
1	0.009	4.0	8	0.014	1.7
2	0.013	3.44	9	0.016	2.92
3	0.006	3.6	10	0.014	4.8
4	0.025	1.0	11	0.016	3.28
5	0.022	2.04	12	0.012	4.16
6	0.007	4.74	13	0.020	3.35
7	0.036	0.6	14	0.018	2.2

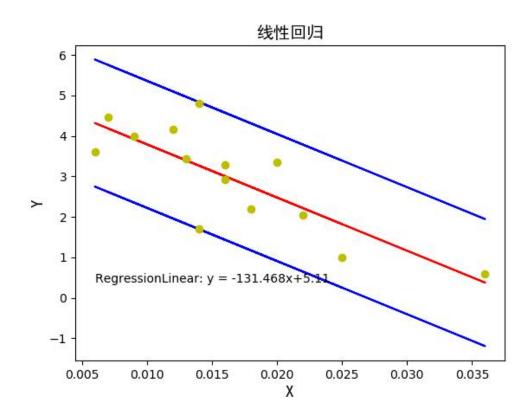
回归直线:



显著性检验结果:

输出:

打印:



【代码】

```
mport numpy as np
from scipy.stats import f
from scipy.stats import norm
import matplotlib.pyplot as plt
def linear_regression1(data, alpha):
   Y = np. array([data[i][0] for i in range(N)])
   X = np.array([data[i][1] for i in range(N)])
   L_xx = np. sum([i*i for i in X])-np. square(np. sum(X))/N
```

```
L_xy = \text{np. sum (np. multiply (X, Y))} - \text{np. sum (X)*np. sum (Y)/N}
L_{yy} = np. sum([j*j for j in Y]) - np. square(np. sum(Y))/N
b = L xy/L xx
a = Y_b - b * X
Y pre = np.array([b*i+a for i in X])
plt. show()
U = b*L xy
F = U*(N-2)/Q
    S_a = np. sqrt(np. sum([i*i for i in Y-Y_pre])/(N-2))
    sig = norm.ppf(1-alpha/2)
    Y max = Y pre+sig*S a
    Y min = Y pre-sig*S a
    print(' 置信区间(误差范围):[',-sig*S_a,',',sig*S_a,']')
    Text = 'RegressionLinear: y = ' + str(round(b, 3)) + 'x+' + str(round(a, 3))
    plt. show()
```

data=

[[4, 0. 009], [3. 44, 0. 013], [3. 6, 0. 006], [1. 0, 0. 025], [2. 04, 0. 022], [4. 47, 0. 007], [0. 6, 0. 0 36], [1. 7, 0. 014], [2. 92, 0. 016], [4. 8, 0. 014], [3. 28, 0. 016], [4. 16, 0. 012], [3. 35, 0. 020], [2. ['] 2, 0. 018]]

linear_regression1(data, 0.05)