

四、因子分析

4.3 因子异方差分析

因子异方差分析



课程大纲

- 异方差简介
- 异方差的检验与回归
- 实例：异方差分析

第三部分通过一个实例来看看异方差的分析

+

异方差的定义

经典线性回归模型中：

- **同方差假定**: 总体回归函数中的随机误差项满足同方差性, 即它们都有相同的方差。
 - **异方差性**: 总体回归函数中随机误差项具有不同的方差。

回归模型：

$$\tilde{r}_j = \sum_{k=1}^K X_{jk} * \tilde{f}_k + \tilde{u}_j, \quad j = 1, 2, \dots, n;$$

同方差性——残差项的条件方差相同：

$$\text{Var}(\tilde{u}_j | X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jK}) = \sigma^2;$$

异方差性——残差项的条件方差不相同：

$$\text{Var}(\tilde{u}_j | X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jK}) = \sigma_j^2.$$

那异方差性指的是残差项的条件方差不相同

异方差是相对于同方差假定的概念，为了让回归参数具有好的统计性质。

Part 2

异方差简介

异方差的检验与回归

实例：异方差分析

接下来我们来看第二点

⊕ 异方差的检验

异方差检验

BP检验

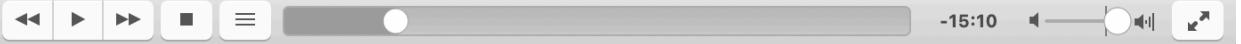
(布伦斯-帕甘检验)

White检验

(怀特检验)

那么分别为BP检验和White检验

9



+ 异方差的检验-BP检验

基本思想：构造残差平方序列与解释变量之间的辅助函数，得到回归平方和 (ESS)，判断异方差性存在的显著性。

回归模型：

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_K X_K + u. \quad (1)$$

方差假定形式：

$$\text{Var}(u|X_1, \dots, X_K) = E(u^2|X_1, \dots, X_K) = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \cdots + a_K X_K + v.$$

检验步骤：

- 根据模型 (1) 用OLS方法估计 \hat{u}^2 ;
- 以 \hat{u}^2 为因变量做模型 (2) 回归，得到可决系数 R^2 ：

$$\hat{u}^2 = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \cdots + a_K X_K + v; \quad (2)$$
- 得到模型 (2) 的 F 统计量，或者构造统计量 LM ：

$$LM = nR^2 \sim \chi^2(K);$$
- 如果 F 统计量或者 LM 统计量是显著的，则拒绝原假设，说明模型存在异方差。

对解释变量做模型 (2) 所示的回归

10

+ 异方差的检验-BP检验

检验假设： $H_0: a_1 = 0, a_2 = 0, \dots, a_K = 0, \quad H_1: a_1, a_2, \dots, a_K \text{ 不全为 } 0.$

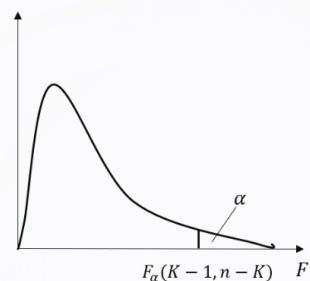
1 F统计量判断：

法①：构造的 F 统计量值与临界 F 值比较：

$$F_{\text{gou}} = \frac{R^2/K}{(1-R^2)/(n-K-1)},$$

$F_{\text{gou}} > F_a(K-1, n-K)$, 显著, 拒绝原假设, 存在异方差;

$F_{\text{gou}} < F_a(K-1, n-K)$, 不显著, 接受原假设, 不存在异方差。



法②：通过 F 统计量获取检验的 p 值 (F 检验统计量大于所求 F 值时的概率)。假设在 1% 的置信水平下检验：

$p < 0.001$, 显著, 拒绝原假设, 存在异方差

$p > 0.001$, 不显著, 接受原假设, 不存在异方差

假设我们是在 1/1000 的置信水平下进行检验

11

⊕ 异方差的检验-BP检验

检验假设: $H_0: a_1 = 0, a_2 = 0, \dots, a_K = 0$, $H_1: a_1, a_2, \dots, a_K$ 不全为0.

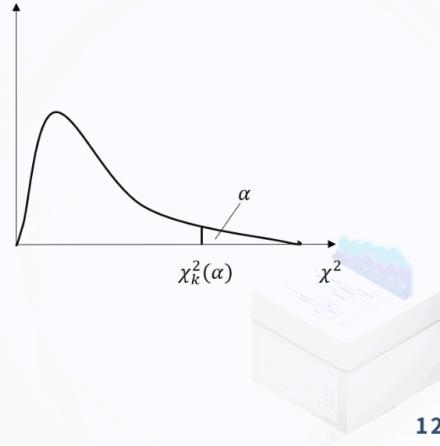
2 LM统计量判断:

构造的LM统计量值与临界 $\chi^2(K)$ 值比较:

$$LM = nR^2$$

$LM > \chi^2(K)$, 显著, 拒绝原假设, 存在异方差

$LM < \chi^2(K)$, 不显著, 接受原假设, 不存在异方差



它是存在异方差的

12

⊕ 异方差的检验-White检验

White检验：通过一个辅助回归式构造 χ^2 统计量进行异方差检验。

- 不需要对观测值排序，也不依赖于随机误差项服从正态分布。

回归模型：

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_K X_K + u \quad (1)$$

检验步骤：

- 根据模型 (1) 估计出 \hat{u}^2 ;
- 以 \hat{u}^2 为因变量做模型 (2) 回归，得到 R^2 :

$$\hat{u}^2 = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \cdots + a_K X_K + a_{K+1} X_1^2 + \cdots + a_{2K} X_K^2 + a_{2K+1} X_1 X_2 + \cdots + a_{\frac{K^2+K+2}{2}} X_{K-1} X_K; \quad (2)$$

- 计算模型的F统计量，或者构造统计量LM:

$$LM = nR^2 \sim \chi^2 \left(\frac{K^2 + K + 2}{2} \right);$$

- 对于 $H_0: a_1 = 0, a_2 = 0, \dots, a_K = 0$ ，如果 F 统计量或者 LM 统计量是显著的，则拒绝原假设，说明模型存在异方差。

使用F统计量与LM统计量进行判断的过程

13

⊕ 异方差的回归

回归模型：

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_K X_{Ki} + u_i.$$

如果模型存在异方差，采用**加权最小二乘法（WLS）**进行回归。

①如果**方差形式已知**，加权最小二乘法如下：

e.g. 若已知方差形式： $\text{Var}(u_i | X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{Ki}) = E(u_i^2 | X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{Ki}) = \sigma_i^2 = \sigma^2 \cdot h(u_i^* | X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{Ki}) = \sigma^2 \cdot h_i;$

新的回归模型：

$$\frac{Y_i}{\sqrt{h_i}} = \frac{\beta_0}{\sqrt{h_i}} + \frac{\beta_1}{\sqrt{h_i}} X_{1i} + \frac{\beta_2}{\sqrt{h_i}} X_{2i} + \cdots + \frac{\beta_K}{\sqrt{h_i}} X_{Ki} + \frac{u_i}{\sqrt{h_i}};$$

记新的模型残差为 u_i^* ：

$$\text{Var}(u_i^* | X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{Ki}) = E(u_i^* | X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{Ki}) = \frac{\sigma^2 h_i}{h_i} = \sigma^2.$$

说明新的模型它是不存在异方差性的

14