

① 自相关是指总体回归模型的随机误差项 u_i 之间存在相关关系。

首先知道：

$$\begin{aligned} \text{Cov}(u_i, u_j) &= E[u_i - E(u_i)][u_j - E(u_j)] \\ &= E(u_i u_j) = 0. \end{aligned}$$

自相关程度：

$$\rho = \frac{\sum_{t=2}^n u_t u_{t-1}}{\sqrt{\sum_{t=2}^n u_t^2} \sqrt{\sum_{t=2}^n u_{t-1}^2}}$$

u_{t-1} 是 u_t 滞后一期的随机误差项。

ρ 取值为 $-1 \leq \rho \leq 1$ ， < 0 负相关反之正相关。

$\rho = 0$ 不相关。

② 产生原因：（没有）~~必~~。

- 1) 经济系统的惯性。
- 2) 经济活动的滞后效应。
- 3) 数据处理造成的相关。
- 4) 蛛网现象。
- 5) 模型设定偏误。

③ DW检验法

1) 前提条件:

- ① 解释变量非随机
- ② 随机误差项是一阶自回归形式: $u_t = \rho u_{t-1} + v_t$
- ③ 解释变量不含滞后的被解释变量。
- ④ 有常数项
- ⑤ 数据无缺失。

2) 步骤:

1° $H_0: \rho = 0 \quad H_1: \rho \neq 0$

2° 计算 $e_t = Y - \hat{Y}, t = 1, 2, \dots, n$.

3° 定义 $DW = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2} = \frac{\sum_{t=2}^n e_t^2 + \sum_{t=2}^n e_{t-1}^2 - 2 \sum_{t=2}^n e_t e_{t-1}}{\sum_{t=1}^n e_t^2}$

如果认为 $\sum_{t=2}^n e_t^2 \approx \sum_{t=2}^n e_{t-1}^2 \approx \sum_{t=1}^n e_t^2$

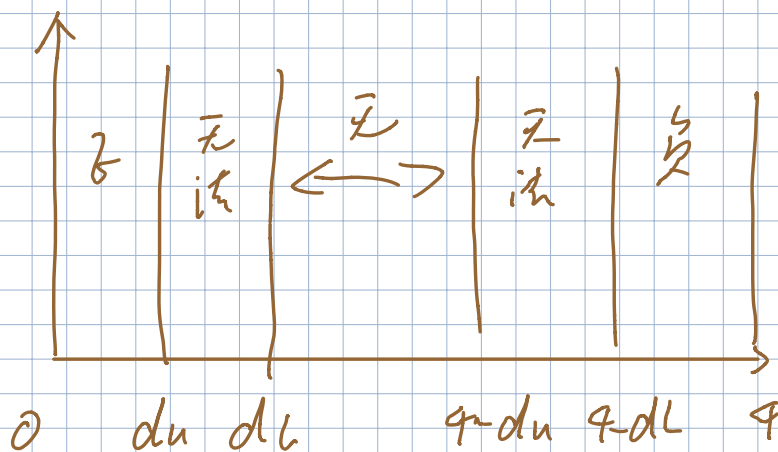
$$DW \approx 2 \left(1 - \frac{\sum_{t=2}^n e_t e_{t-1}}{\sum_{t=1}^n e_t^2} \right)$$

$$\hat{\rho} \approx \frac{\sum_{t=2}^n e_t e_{t-1}}{\sum_{t=1}^n e_t^2}$$

$$\text{即 } DW \approx 2(1 - \hat{\rho})$$

$$DW = 0 \leq DW \leq 4$$

给样本容量 n 和解释变量的数目 k' (不包括常数)



④ LM检验 (Breusch-Godfrey 检验)

线性回归模型:

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + \beta_3 X_{3t} + \dots + \beta_K X_{Kt} + u_t \quad (6.27)$$

$u_t \sim N(0, \sigma^2)$, 同时 u_t 服从 p 阶自回归

$$u_t = \rho_1 u_{t-1} + \rho_2 u_{t-2} + \dots + \rho_p u_{t-p} + v_t$$

设 $H_0 = \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_p = 0$

步骤:

① OLS估计原模型, 得到残差 e_t .

② 用残差 e_t 对解释变量 X 及 e_{t-i} 作辅助回归,

$$e_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2t} + \alpha_3 X_{3t} + \dots + \alpha_K X_{Kt} + \hat{\rho}_1 e_{t-1} + \hat{\rho}_2 e_{t-2} + \dots + \hat{\rho}_p e_{t-p} + v_t$$

③ 计算 R^2 , 构建 $LM = TR^2$, 有

$$LM = \underbrace{TR^2}_n \sim \chi_p^2 \rightarrow u_t \text{ 自回归的阶数}$$

$$n \cdot R^2 \sim \chi_p^2 \text{ 分布}$$

$$\text{若 } TR^2 > \chi_{\alpha}^2(p)$$

自相关的补救

∵ u_t 不可观测

∴ 假定 u_t 为一阶自回归

$$u_t = \rho u_{t-1} + v_t$$

$$v_t = u_t - \rho u_{t-1}$$

$$= (Y_t - \beta_1 - \beta_2 X_t) - \rho (Y_{t-1} - \beta_1 - \beta_2 X_{t-1})$$

$$= (Y_t - \rho Y_{t-1}) - \beta_1 (1 - \rho) - \beta_2 (X_t - \rho X_{t-1})$$

则

$$Y_t - \rho Y_{t-1} = \beta_1 (1 - \rho) + \beta_2 (X_t - \rho X_{t-1}) + v_t$$

$$\Rightarrow Y_t^* = \beta_1^* + \beta_2^* X_t + v_t$$