

## 七、条件异方差模型

# 目录

- 1 异方差问题与诊断
- 2 方差齐性变换
- 3 ARCH 模型
- 4 GARCH 模型
- 5 GARCH 衍生模型

# 异方差问题与诊断

## ► 异方差问题

$$\text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma_t^2$$

## ► 异方差的诊断

- 残差图  $t - \varepsilon_t$

- 残差平方图  $t - \varepsilon_t^2$ :  $\text{Var}(\varepsilon_t) = E(\varepsilon_t^2) = \sigma_t^2$

# 方差齐性变换

## ► 方差齐性变换

- 使用场合：  $\sigma_t^2 = h(\mu_t)$ ,  $\text{Var}[g(x_t)] = \sigma^2$
- 转换函数的确定：  $g(\mu_t) = \ln \mu_t$
- 缺陷：

不是所有序列都能使用对数变换进行异方差信息提取

没有办法确定序列的方差函数与均值函数之间的函数关系

不是提取波动性信息的主流方法

# ARCH 模型

## ► 条件异方差模型 (ARCH 模型)

- 集群效应：在消除确定性非平稳因素的影响后，残差序列在大部分时段小幅波动，但是会在某些时段出现持续大幅波动

- 假设：  $E(\varepsilon_t) = 0, \text{Var}(\varepsilon_t) = h_t$

- ARCH( $q$ ) 的结构：
$$\begin{cases} x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \cdots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t = \sqrt{h_t} e_t, e_t \sim N(0, 1) \\ h_t = \lambda_0 + \sum_{i=1}^q \lambda_i \varepsilon_{t-i}^2 \end{cases}$$

- 参数约束条件：  $0 \leq \lambda_i < 1, \lambda_1 + \lambda_2 + \cdots + \lambda_q < 1$

► 广义条件异方差模型 (GARCH 模型)

- GARCH( $p, q$ ) 的结构: 
$$\begin{cases} x_t = f(t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots) + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t = \sqrt{h_t} e_t, e_t \sim N(0, 1) \\ h_t = \lambda_0 + \sum_{j=1}^p \eta_j h_{t-j} + \sum_{i=1}^q \lambda_i \varepsilon_{t-i}^2 \end{cases}$$
- 参数约束条件:  $0 \leq \lambda_i, \eta_j < 1, 0 \leq \sum_{j=1}^p \eta_j + \sum_{i=1}^q \lambda_i < 1$

# GARCH 模型

## ► PP 检验

- 条件:  $E(\varepsilon_t) = 0$ ,  $\sup_t E(|\varepsilon_t|^2) < \infty$ ,  $\sup_t E(|\varepsilon_t|^{a^2+2}) < \infty$ ,

$\sigma_S^2 = \lim_{T \rightarrow \infty} E(T^{-1} S_T^2)$  存在且为正值

- 统计量:  $Z(\tau) = \tau(\hat{\sigma}^2 / \hat{\sigma}_{Sl}^2) - \frac{1}{2}(\hat{\sigma}_{Sl}^2 - \hat{\sigma}^2)T \sqrt{\hat{\sigma}_{Sl}^2 \sum_{t=2}^T (x_{t-1} - \bar{x}_{t-1})^2}$

- $$\hat{\sigma}^2 = T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2$$

- $$\hat{\sigma}_{Sl}^2 = T^{-1} \sum_{t=1}^l \hat{\varepsilon}_t^2 + 2T^{-1} \sum_{j=1}^t \phi_j(l) \sum_{t=j+1}^T \hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_{t-j}, \quad \phi_j(l) = 1 - \frac{1}{l+1}$$

- $$\bar{x}_{T-1} = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} x_t$$

- $H_0: \phi_1 = 1$  (非平稳),  $H_1: \phi_1 \neq 1$  (平稳)

# GARCH 模型

## ► ARCH 检验

### ● Portmanteau $Q$ 检验:

$H_0$ : 残差平方序列纯随机 (方差齐性),  $H_1$ : 残差平方序列自相关 (方差非齐)

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_q = 0, \quad H_1: \exists \rho_i \neq 0$$

$$\text{统计量: } Q(q) = n(n+2) \sum_{i=1}^q \frac{\rho_i^2}{n-i} \rightarrow \chi^2(q-1)$$

$$\rho_i = \sqrt{\frac{\sum_{t=i+1}^n (\varepsilon_t^2 - \hat{\sigma}^2)(\varepsilon_{t-i}^2 - \hat{\sigma}^2)}{\sum_{t=1}^n (\varepsilon_t^2 - \hat{\sigma}^2)^2}}, \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2}{n}$$



## ► ARCH 检验

### • LM 检验:

$H_0$ : 残差平方序列纯随机 (方差齐性),  $H_1$ : 残差平方序列自相关 (方差非齐)

$$H_0: \lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_q = 0, \quad H_1: \exists \lambda_i \neq 0$$

$$\text{统计量: } LM(q) = \frac{(SST - SSE)/q}{SSE/(T - 2q - 1)} \rightarrow \chi^2(q - 1)$$

$$SST = \sum_{t=q+1}^T \varepsilon_t^2, \quad SSE = \sum_{t=q+1}^T e_t^2, \quad SSR = SST - SSE$$

## ► 拟合检验

- 参数显著性检验
- 模型显著性检验
- 分布检验：

$$H_0: \frac{\varepsilon_t}{\sqrt{h_t}} \sim N(0,1), \quad H_1: \frac{\varepsilon_t}{\sqrt{h_t}} \not\sim N(0,1)$$

图检验：QQ 图、直方图

$$\text{JB 检验: } \text{JB} = \frac{T}{6}b_1^2 + \frac{T}{24}(b_2^2 - 3)^2 \sim \chi^2(2)$$

## ► 模型预测

- 均值模型为  $\text{ARIMA}(p, d, q)$
- $\hat{h}_{t+k} = \hat{\lambda}_0 + (\hat{\eta}_1 + \hat{\lambda}_1)\hat{h}_{t+k-1}$
- 95% 置信区间:  $(\hat{x}_{t+k} - 2\sqrt{\text{Var}(\hat{x}_{t+k})}, \hat{x}_{t+k} + 2\sqrt{\text{Var}(\hat{x}_{t+k})})$

# GARCH 衍生模型

## ► 指数 GARCH 模型 (EGARCH 模型)

● 结构:

$$\begin{cases} x_t = f(t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots) + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t = \sqrt{h_t} e_t, e_t \sim N(0, 1) \\ \ln h_t = \omega + \sum_{j=1}^p \eta_j \ln h_{t-j} + \sum_{i=1}^q \lambda_i g(e_{t-j}) \\ g(e_t) = \theta e_t + \gamma [|e_t| - E|e_t|] \end{cases}$$

- 放松了对 GARCH 模型的参数非负约束

● 通常取  $\gamma = 1$ , 此时  $g(e_t) = \begin{cases} (\theta + 1)e_t - \sqrt{\frac{2}{\pi}}, & e_t > 0 \\ (\theta - 1)e_t - \sqrt{\frac{2}{\pi}}, & e_t < 0 \end{cases}$

# GARCH 衍生模型

## ► 方差无穷 GARCH 模型 (IGARCH 模型)

• 结构:

$$\begin{cases} x_t = f(t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots) + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t = \sqrt{h_t} e_t, e_t \sim N(0, 1) \\ h_t = \lambda_0 + \sum_{j=1}^p \eta_j h_{t-j} + \sum_{i=1}^q \lambda_i \varepsilon_{t-i}^2 \\ \sum_{j=1}^p \eta_j + \sum_{i=1}^q \lambda_i = 1 \end{cases}$$

• 残差序列的方差无界 (允许方差无穷大)

•  $\sigma_t^2(j) = j\omega + \sigma_t^2$

# GARCH 衍生模型

## ► 依均值 GARCH 模型 (GARCH-M 模型)

- 风险投资期望收益 = 无风险收益 + 风险溢价
- 序列均值会受到序列条件方差的影响

- 结构: 
$$\begin{cases} x_t = f(t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots) + \delta \sqrt{h_t} + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t = \sqrt{h_t} e_t, e_t \sim N(0, 1) \\ h_t = \lambda_0 + \sum_{j=1}^p \eta_j h_{t-j} + \sum_{i=1}^q \lambda_i \varepsilon_{t-i}^2 \end{cases}$$