

## 四、平稳序列的拟合与预测

# 目录

- ① 模型识别
- ② 参数估计
- ③ 模型检验
- ④ 模型优化
- ⑤ 序列预测
- ⑥ 看程序读结论

# 模型识别

## ► 样本自相关系数和偏自相关系数

● 样本自相关系数:  $\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2}$

● 样本偏自相关系数:  $\hat{\phi}_{kk} = \frac{\hat{D}_k}{\hat{D}}$ , 其中  $\hat{D} = \begin{vmatrix} 1 & \hat{\rho}_1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-1} \\ \hat{\rho}_1 & 1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \hat{\rho}_{k-1} & \hat{\rho}_{k-2} & \cdots & 1 \end{vmatrix}$ ,

$$\hat{D}_k = \begin{vmatrix} 1 & \hat{\rho}_1 & \cdots & \hat{\rho}_1 \\ \hat{\rho}_1 & 1 & \cdots & \hat{\rho}_2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \hat{\rho}_{k-1} & \hat{\rho}_{k-2} & \cdots & \hat{\rho}_k \end{vmatrix}$$

## ► 样本自相关系数和偏自相关系数

- $\hat{\rho}_k \rightarrow N\left(0, \frac{1}{n}\right)$
- $\hat{\phi}_{kk} \rightarrow N\left(0, \frac{1}{n}\right)$
- 拖尾性：按指数函数轨迹衰减的，一个连续渐变的过程
- 截尾性： $i(i > q)$  阶数的偏自相关系数都在 2 倍标准差范围内

# 参数估计

## ► 矩估计

- 均值:  $\hat{\mu} = \bar{x} = \frac{\sum x_i}{n}$
- 方差:  $\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \frac{\sum \varepsilon_t^2}{n}$
- AR(2):  $\hat{\phi}_1 = \frac{1 - \hat{\rho}_2}{1 - \hat{\rho}_1^2} \hat{\rho}_1, \hat{\phi}_2 = \frac{\hat{\rho}_2 - \hat{\rho}_1^2}{1 - \hat{\rho}_1^2}$
- MA(1):  $\hat{\theta}_1 = \frac{-1 + \sqrt{1 - 4\hat{\rho}_1^2}}{2\hat{\rho}_1}$

## ► 极大似然估计

## ► 最小二乘估计

# 模型检验

## ► 模型的显著性检验

- $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_m = 0$  (模型不显著),  $H_1: \exists \rho_k \neq 0$  (模型显著)
- 检验统计量:  $LB = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \sim \chi^2(m)$

## ► 参数的显著性检验

- $Q(\tilde{\beta}) = \sum \epsilon_t^2$
- $H_0: \beta_j = 0, H_1: \beta_j \neq 0$
- 统计量:  $T = \sqrt{n-m} \frac{\tilde{\beta}}{\sqrt{a_{jj}Q(\tilde{\beta})}} \sim t(n-m)$

## ► AIC 准则和 SBC 准则

- AIC 准则的指导思想：似然函数值越大越好，未知参数的个数越少越好
- 中心化 ARMA( $p, q$ ) 的 AIC 函数： $AIC = n \ln \sigma_\varepsilon^2 + 2(p + q + 1)$
- 非中心化 ARMA( $p, q$ ) 的 AIC 函数： $AIC = n \ln \sigma_\varepsilon^2 + 2(p + q + 2)$
- AIC 准则的缺陷：在样本容量趋于无穷大时，由 AIC 准则选择的模型不收敛于真实模型，它通常比真实模型所含的未知参数个数要多
- 中心化 ARMA( $p, q$ ) 的 SBC 函数： $SBC = n \ln \sigma_\varepsilon^2 + (\ln n)(p + q + 1)$
- 非中心化 ARMA( $p, q$ ) 的 SBC 函数： $SBC = n \ln \sigma_\varepsilon^2 + (\ln n)(p + q + 2)$

# 序列预测

## ► 线性预测函数

$$\hat{x}_{t+j} = -I_1\hat{x}_{t+j-1} - I_2\hat{x}_{t+j-2} - \cdots - I_jx_t - I_{j+1}x_{t-1} - \cdots$$

## ► 预测方差最小原则与线性最小方差预测的性质

- $e_t(l) = x_{t+l} - \hat{x}_t(l)$
- $E[e_t(l)] = 0, \text{Var}[e_t(l)] = \sum_{i=0}^{l-1} G_i^2 \sigma_\varepsilon^2$
- 置信区间:  $(\hat{x}_t(l) \pm z_{1-\alpha/2}(1 + G_1^2 + \cdots + G_{l-1}^2)^{1/2} \sigma_\varepsilon)$



## ► AR( $p$ ) 与 MA( $q$ ) 序列预测

- AR( $p$ ):  $\hat{x}_t(l) = \phi_1 \hat{x}_t(l-1) + \cdots + \phi_p \hat{x}_t(l-p)$

- AR( $p$ ):  $\text{Var}[e_t(l)] = \sum_{i=0}^{l-1} G_i^2 \sigma_\varepsilon^2$

- MA( $q$ ):  $\hat{x}_t(l) = \begin{cases} \mu - \sum_{i=l}^q \theta_i \varepsilon_{t+l-i}, & l \leq q \\ \mu, & l > q \end{cases}$

- $\text{Var}[e_t(l)] = \sum_{i=0}^{l-1} G_i^2 \sigma_\varepsilon^2$

## ► ARMA( $p, q$ ) 序列预测

- $\hat{x}_t(k) = \begin{cases} \hat{x}_t(k), & k \geq 1 \\ x_{t+k}, & k \leq 0 \end{cases}$

- MA( $q$ ):  $\text{Var}[e_t(l)] = \begin{cases} (1 + \theta_1^2 + \cdots + \theta_{l-1}^2) \sigma_\varepsilon^2, & l \leq q \\ (1 + \theta_1^2 + \cdots + \theta_q^2) \sigma_\varepsilon^2, & l > q \end{cases}$

## ► 预测修正

- $\hat{x}_{t+p}(l-p) = G_{l-p}\varepsilon_{t+p} + \cdots + G_{l-1}\varepsilon_{t+1} + \hat{x}(l)$

- $e_{t+p}(l-p) = G_0\varepsilon_{t+l} + \cdots + G_{l-p-1}\varepsilon_{t+p+1}$

- $\text{Var}[e_{t+p}(l-p)] = \sum_{i=0}^{l-p-1} G_i^2 \sigma_\varepsilon^2 = \text{Var}[e_t(l-p)]$

# 看程序读结论

条件最小二乘估计					
参数	估计	标准 误差	t 值	近似 Pr >  t	滞后
MU	-0.0013871	0.34414	-0.00	0.9968	0
MA1,1	-0.91784	0.08919	-10.29	<.0001	1
MA1,2	-0.83200	0.11931	-6.97	<.0001	2
MA1,3	-0.59806	0.11906	-5.02	<.0001	3
MA1,4	-0.62317	0.08945	-6.97	<.0001	4

第一列是参数名称；第二列是各参数统计值；

第三列是各参数统计值的标准差；第四列是参数显著性检验的  $t$  统计量；

第五列是  $t$  统计量的  $P$  值；第六列是各参数对应的延迟阶数。