

六、有季节效应的非平稳序列分析

目录

- 1 因素分解理论
- 2 因素分解模型
- 3 指数平滑预测模型
- 4 ARIMA 季节模型
- 5 看程序读结论

因素分解理论

► 确定性因素分解理论

- 长期趋势 T : 序列呈现出明显的长期递增或递减的变化趋势
- 循环波动 C : 序列呈现出从低到高再由高到低的反复循环波动。循环周期可长可短，不一定是固定的
- 季节性变化 S : 序列呈现出和季节变化相关的稳定周期性波动，后来季节性变化的周期拓展到任意稳定周期
- 随机波动 I : 除了长期趋势、循环波动和季节性变化之外，其他不能用确定性因素解释的序列波动，都属于随机波动
- 加法模型: $x_t = T_t + C_t + S_t + I_t$
- 乘法模型: $x_t = T_t \times C_t \times S_t \times I_t$

► 因素分解改进模型

- 将循环因素 C 改为交易日因素 D
- 加法模型: $x_t = T_t + S_t + D_t + I_t$
- 乘法模型: $x_t = T_t \times S_t \times D_t \times I_t$
- 伪加法模型: $x_t = T_t \times (S_t + D_t + I_t)$
- 对数加法模型: $\ln x_t = \ln T_t + \ln S_t + \ln D_t + \ln I_t$

因素分解模型

► 因素分解模型的选择

- 加法模型：随着趋势的递增，每个季节的振幅维持相对稳定，这说明季节效应没有受到趋势的影响，即 $x_t = T_t + S_t + I_t$
- 乘法模型：随着趋势的递增，每个季节的振幅也在增大，这说明季节效应受到趋势的影响，即 $x_t = T_t \times S_t \times I_t$

因素分解模型

► 趋势效应的提取

- 移动平均函数: $M(x_t) = \sum_{i=-k}^f \theta_i x_{t-i}$

- n 是奇数: $M_n(x_t) = \sum_{i=-k}^k \frac{x_{t-i}}{n}$

- n 是偶数 $P \times Q$: $M_{P \times Q}(x_t) = \sum_{i=0}^{P-1} \frac{1}{P} M_Q(x_{t+i})$, 其中

$$M_Q(x_{t+i}) = \frac{x_{t-P+i} + x_{t-P+i+1} + \cdots + x_{t-P+Q-1}}{Q}$$

- 有效提取低阶趋势, 实现拟合方差最小, 有效消除季节效应

因素分解模型

► 季节效应的提取

● 加法模型:

(1) 从原序列中消除趋势效应: $y_t = x_t - T_t$

(2) 计算序列总均值: $\bar{y} = \frac{\sum \sum y_{ij}}{km}$

(3) 计算季度均值: $\bar{y}_j = \frac{\sum_i y_{ij}}{k}$

(4) 季度均值减总均值, 得到季节指数: $S_j = \bar{y}_j - \bar{y}$

因素分解模型

► 季节效应的提取

● 乘法模型:

(1) 从原序列中消除趋势效应: $y_t = \frac{x_t}{T_t}$

(2) 计算序列总均值: $\bar{y} = \frac{\sum \sum y_{ij}}{km}$

(3) 计算季度均值: $\bar{y}_j = \frac{\sum_i y_{ij}}{k}$

(4) 季度均值减总均值, 得到季节指数: $S_j = \frac{\bar{y}_j}{\bar{y}}$

因素分解模型

► X11 季节调节模型

- Henderson 加权移动平均:

在 $\sum_{i=-k}^k \theta_i = 1$ 和 $\sum_{i=-k}^k i\theta_i = 0$ 下, $\min S^2 = \sum_{i=-k}^k (\nabla^3 \theta_i)^2$

- Musgrave 非对称移动平均:

在 $\sum_{i=-k}^k \theta_i = 1$ 、方差最小、光滑度最优和 $\sum_{i=-k}^{k-d} \phi_i = 1$ 下,

$$\min \left\{ E \left(\sum_{i=-k}^k \theta_i x_{t-i} - \sum_{i=-(k-d)}^k \phi_i x_{t-i} \right) \right\}^2$$

指数平滑预测模型

► 简单指数平滑

- 前提：无长期趋势，无季节效应

- 简单指数平滑预测模型：

$$\hat{x}_{t+1} = \alpha x_t + \alpha(1 - \alpha)x_{t-1} + \alpha(1 - \alpha)^2 x_{t-2} + \cdots$$

- 实际应用上： $\hat{x}_{t+1} = \alpha x_t + (1 - \alpha)\hat{x}_t$
- 简单指数平滑法预测任意期的预测值都为常数： $\hat{x}_{t+l} = \hat{x}_{t+1}$

指数平滑预测模型

► Holt 两参数指数平滑

- 前提：有长期趋势，无季节效应
- 适用于含有线性趋势的序列
- 记 $b(t-1) = x_{t-1} - \varepsilon_{t-1}$, $b(t) = b + \varepsilon_t$
- 平滑系数递推公式：

截距：
$$\hat{a}(t) = ax_t + (1 - \alpha)[\hat{a}(t-1) + \hat{b}(t-1)]$$

斜率项：
$$\hat{b}(t) = \beta[\hat{a}(t) - \hat{a}(t-1)] + (1 - \beta)\hat{b}(t-1)$$

- 向前 k 期的预测值：
$$\hat{x}_{t+k} = \hat{a}(t) + \hat{b}k$$

指数平滑预测模型

► Holt-Winters 三参数指数平滑

- 前提：有或无长期趋势，有季节效应
- 加法模型：

记 $a(t-1) = x_{t-1} - c_{t-1} - \varepsilon_{t-1}$, $b(t) = b + \varepsilon_t$, $c(t) = S_j + e_t$

截距: $\hat{a}(t) = \alpha[x_t - c(t-m)] + (1-\alpha)[\hat{a}(t-1) + \hat{b}(t-1)]$

斜率: $\hat{b}(t) = \beta[\hat{a}(t) - \hat{a}(t-1)] + (1-\beta)\hat{b}(t-1)$

季节指数: $\hat{c}(t) = \gamma[x_t - \hat{a}(t)] + (1-\gamma)c(t-m)$

向前 k 期的预测值: $\hat{x}_{t+k} = \hat{a}(t) + \hat{b}(t)k + \hat{c}(t+k)$

指数平滑预测模型

► Holt-Winters 三参数指数平滑

● 乘法模型:

$$\text{记 } a(t-1) = \frac{x_{t-1}}{c_{t-1}} - \varepsilon_{t-1}, \quad b(t) = b + \varepsilon_t, \quad c(t) = S_j + e_t$$

$$\text{截距: } \hat{a}(t) = \alpha[x_t/c(t-m)] + (1-\alpha)[\hat{a}(t-1) + \hat{b}(t-1)]$$

$$\text{斜率: } \hat{b}(t) = \beta[\hat{a}(t) - \hat{a}(t-1)] + (1-\beta)\hat{b}(t-1)$$

$$\text{季节指数: } \hat{c}(t) = \gamma[x_t/\hat{a}(t)] + (1-\gamma)c(t-m)$$

$$\text{向前 } k \text{ 期的预测值: } \hat{x}_{t+k} = [\hat{a}(t) + \hat{b}(t)k]\hat{c}(t+k)$$

ARIMA 季节模型

► ARIMA 加法模型

- 季节加法模型: $x_t = S_t + T_t + I_t$
- 模型结构: $\nabla_S \nabla^d x_t = \frac{\Theta(B)}{\Phi(B)} \varepsilon_t$
- 记为 $\text{ARIMA}(p, (d, S), q)$ 或 $\text{ARIMA}(p, d, q) \times (0, 1, 0)_S$

► ARIMA 乘法模型

- 模型结构: $\nabla^d \nabla_S^D x_t = \frac{\Theta(B)\Theta_S(B)}{\Phi(B)\Phi_S(B)} \varepsilon_t$
- 记为 $\text{ARIMA}(p, d, q) \times (P, D, Q)_S$

看程序读结论

► 拟合结果分析

N 是序列长度；NRESID 是非缺失数据个数；DF 是拟合模型自由度；

WEIGHT1 是平滑系数 α 的值；WEIGHT2 是平滑系数 β 的值；

WEIGHT3 是平滑系数 γ 的值；SIGMA 是残差标准差；

CONSTANT 是该序列时间趋势模型的常数或截距参数的估计；

LINEAR 是该序列时间趋势模型的线性或斜率参数的估计；

S_1_1 是第一季度季节指数；S_1_2 是第二季度季节指数；

S_1_3 是第三季度季节指数；S_1_4 是第四季度季节指数；

SST 是总误差平方和；SSE 是残差平方和；MSE 是均方误差；

RMSE 是均方误差开根号；MAPE 是平均绝对百分数误差；

MPE 是平均百分误差；MAE 是平均绝对误差；

ME 是平均误差；RSQUARE 是拟合 R^2