

時間序列分析

Ch2 時間序列導論

2.1 時間序列資料

- 資料型態
 - 時間序列 (time-series): $\{y_t : t \in T\}$
 - 橫斷面 (cross-section): $\{y_i : i \in N\}$
 - 追蹤型 (panel): $\{y_{i,t} : t \in T, i \in N\}$
 - T 代表指標集合
 - $y_t \in S$ 其中 S 代表狀態空間
- 觀察GDP與匯率資料, 我們可以發現以下規律
 - GDP有固定趨勢; 匯率並沒有固定趨勢
 - 資料存在某種序列相關
- 序列相關的衡量方式 $\text{corr}(y_t, y_{t-k})$

2.2 時間序列資料的特性

- 落後期: y_{t-k}
- 一階差分

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} \quad (1)$$

- 重要近似式

$$\Delta \log(y_t) = \frac{\Delta y_t}{y_{t-1}} \quad (2)$$

證明如下

- 落後運算元 (L)

- $Ly_t = y_{t-1}$
- $L^k y_t = y_{t-k}$
- $Lc = c$
- $(L^k + L^j)y_t = L^k y_t + L^j y_t$
- $L^k L^j y_t = L^k y_{t-j} = y_{t-k-j}$
- $L^0 y_t = y_t$
- $L^{-k} y_t = y_{t+k}$
- $\forall |\phi| < 1$

$$(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \cdots)y_t = \left(\frac{1}{1 - \phi L}\right)y_t \quad (5)$$

- 有限期落後運算元多項式 (polynomial in the lag operator)

$$\phi_p(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \cdots - \phi_p L^p = \sum_{j=0}^p \phi_j L^j \quad (6)$$

- 無窮期落後運算元多項式

- $\phi_\infty(L)$ 定義如下:

$$\phi_\infty(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \cdots = \sum_{j=0}^{\infty} \phi_j L^j \quad (7)$$

- 百分點(pct)和基點 (bp;basic point)

- ex: $0.01 = 1(\text{percent})=100 \text{ bp}$

- 指數衡量 (index)

- 兩種大小不一的指數如何比較?

- 動差

$$\begin{aligned}\mu_t &= E(y_t) \\ \sigma^2 &= Var(y_t)\end{aligned}\tag{8}$$

- k階自我相關係數

$$\rho(t, k) = \left(\frac{cov(y_t, y_{t-k})}{\sqrt{Var(y_t)}\sqrt{Var(y_{t-k})}} \right) y_t \tag{9}$$

- Remark: 我們通常關注1階自我相關 $\rho(t, 1)$

2.3 定態 stationary

- 弱定態 Weak Stationary

- 定義: $\{y_t : t \in (-\infty, \infty)\}$ 滿足下列條件:

- $E(y_t) = E(y_{t-k}) = \mu$
- $Var(y_t) < \infty$
- $Cov(y_t, y_{t-k}) = E(y_t - \mu)(y_{t-k} - \mu) = \gamma(k)$

⇒ 我們稱 $\{y_t\}$ 為弱定態或簡稱定態

- Remark:

- 隨時間改變，其結構是穩定的
- 具有穩定結構才是可預測的
 - 可用歷史預測未來
- 給定 $\{y_t\}$ 定態，可得以下性質:
 - $\gamma(0) = Var(y_t) = Var(y_{t-k})$
 - $\rho(j) = \frac{cov(y_t, y_{t-j})}{\sqrt{Var(y_t)}\sqrt{Var(y_{t-j})}} = \frac{\gamma(j)}{\gamma(0)}$
 - $\gamma(j) = \gamma(-j), \quad \rho(j) = \rho(-j)$

- 定義: 嚴格定態 Strong Stationary

$$\forall k \text{ and } (t_1, t_2, \dots, t_n), \quad (y_1, y_2, \dots, y_{in}) \stackrel{d}{=} (y_{t_1+k}, y_{t_2+k}, \dots, y_{t_n+k}) \tag{10}$$

→ 我們稱 $\{y_t\}$ 為強定態，但實際上難以驗證。

- Prop: 若 $\{y_t\}$ 為強定態且 $E(y_t^2) < \infty$ ，則 $\{y_t\}$ 為弱定態。

- 白噪音 (White Noise)

- 定義: 若 $\{\varepsilon\}$ 有下列性質:

- $E(\varepsilon_t) = 0 \quad \forall t$

- $E(\varepsilon_t^2) = \sigma^2 \quad \forall t$

- $E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-k}) = 0 \quad \forall t, k$

\Rightarrow 則稱 $\{\varepsilon_t\}$ 為白噪音, $\varepsilon_t \sim WN(0, \sigma^2)$

2.4 樣本動差

- 利用實際資料估計動差

- 定義:

1. $\hat{\gamma}(k) = \frac{1}{T} \sum (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})$

2. $\hat{\rho}(k) = \frac{\hat{\gamma}(k)}{\hat{\gamma}(0)} = \frac{\frac{1}{T} \sum (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\frac{1}{T} \sum (y_t - \bar{y})(y_t - \bar{y})}$

*當 $\hat{\rho}$ (或 $\hat{\rho}(1)$) 越高, 持續性越大。

- Ljung-Box Q-stat

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$$

$$where \quad Q(k) = T(T+2) \sum_{j=1}^k \frac{(\hat{\rho}(j))^2}{T-j} \sim \chi^2(k) \quad (11)$$

■

2.5 固定趨勢

- 我們可以用以下式子來表達固定趨勢

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 Time_t + \varepsilon_t \quad (12)$$

- 假設 $Time_t = t$

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \varepsilon_t \quad (13)$$

其中 β_1 =時間趨勢(固定趨勢)

若考慮非線性

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \varepsilon_t \quad (14)$$

2.6 季節性

- 1990 Q1 → 1991 Q1 的大幅成長

= 季節性趨勢 + 成長

$$D1 = \begin{cases} 1 & , if \ Q_1 \\ 0 & , \ o, w \end{cases} \quad D2 = \begin{cases} 1 & , if \ Q_2 \\ 0 & , \ o, w \end{cases} \quad D3 = \begin{cases} 1 & , if \ Q_3 \\ 0 & , \ o, w \end{cases} \quad (15)$$

2.7 收集真實資料

2.8 Python 使用簡介