

時間序列分析

第三章：平穩時間序列分析

主講老師：江愷瑤

第三章：平穩時間序列分析

第2講：AR模型的平穩性



目錄

- 隨機時間序列模型
- AR模型
- AR模型平穩性判別
- AR模型平穩性判別：特徵根判別
- AR模型平穩性判別：平穩域判別

隨機時間序列模型

ARMA模型

- **隨機時間序列模型**是指僅用它的過去值及隨機擾動項所建立起來的模型，其一般形式為

$$x_t = f(x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, \mu_t)$$

- 建立具體的時間序列模型需解決如下三個問題
 1. 模型的具體形式
 2. 時序變量的滯後期
 3. 隨機擾動項的結構

ARMA模型

- 例如：
- 銀行的存款與利率關係，取綫性方程、一期滯後以及白噪聲隨機擾動($\mu_t = \varepsilon_t$)，模型將是一個**1階自回歸過程AR(1)**：

$$x_t = \varphi x_{t-1} + \varepsilon_t$$

- 其中， ε_t 指白噪聲。

ARMA模型

- 在時間序列的統計分析中，平穩序列是一類重要的隨機序列。在這方面已經有了比較成熟的理論知識，最常用的是 ARMA (Autoregressive Moving Average) 序列。
- 用 ARMA 模型去近似地描述動態數據在實際應用中有許多優點：
 1. 它是綫性模型，只要給出少量參數就可完全確定模型形式
 2. 便于分析數據的結構和內在性質
 3. 便于在最小方差意義下進行最佳預測和控制

ARMA模型

○AR 模型 (Autoregressive)

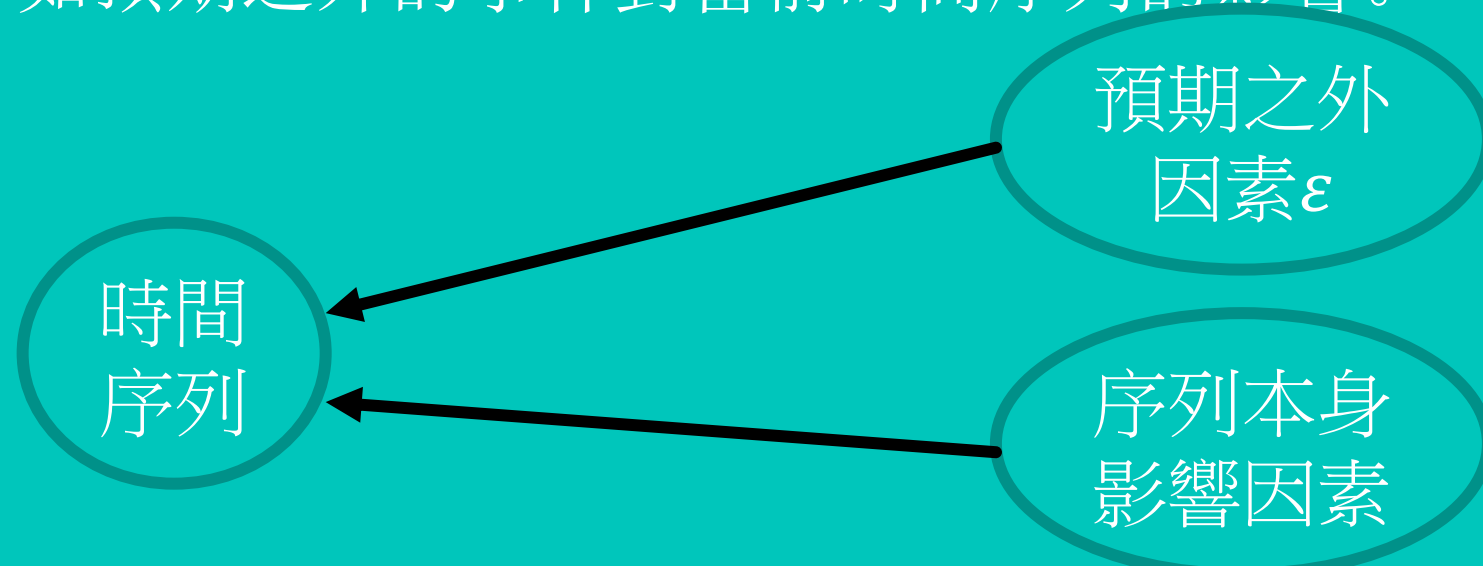
2

○MA 模型 (Moving Average)

○ARMA 模型 (Autoregressive Moving Average)

$$x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \epsilon_t$$

在金融領域當中有很多衝擊效應現象存在，例如預期之外的事件對當前時間序列的影響。



突發事件影響導致時間序列主要受到預期之外因素的影響。比如：疫情導致澳門出入境人數的波動情況。

AR模型

AR模型

○ 具有以下結構的模型稱為 **p** 階自回歸模型 **AR(p)**

$$\left\{ \begin{array}{l} x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \cdots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t \\ \phi_p \neq 0 \\ E(\varepsilon_t) = 0, Var(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2, E(\varepsilon_t \varepsilon_s) = 0, s \neq t \\ E(x_s \varepsilon_t) = 0, \forall s < t \end{array} \right.$$

○ 三個限制條件：

- ✓ 2式保證模型最高階數為p
- ✓ 3式保證隨機干擾序列 $\{\varepsilon_t\}$ 為零均值白噪聲序列
- ✓ 4式保證了當前隨機干擾與過去序列值無關

書寫時一般會缺省限制條件，只寫1式。

AR模型

- 當 $\phi_0 = 0$ 時，稱為中心化AR(p)模型。

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \cdots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t$$

- 非中心化AR(p)模型可透過下面變換轉化為**中心化AR(p)**模型：

$$\mu = \frac{\phi_0}{1 - \phi_1 - \cdots - \phi_p}, y_t = x_t - \mu$$

- 則 $\{y_t\}$ 為 $\{x_t\}$ 的中心化序列。
- 今後在分析AR(p)模型的性質時，一般會簡化為中心化模型再進行分析。

AR模型

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \cdots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t$$

○ 引入延遲算子B，中心化AR(p)模型可以簡記為：

$$\Phi(B)x_t = \varepsilon_t$$

○ 其中 $\Phi(B)$ 稱p階自回歸系數多項式：

$$\Phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p$$

AR模型平穩性判別



AR模型平穩性判別

○模型平穩性的定義

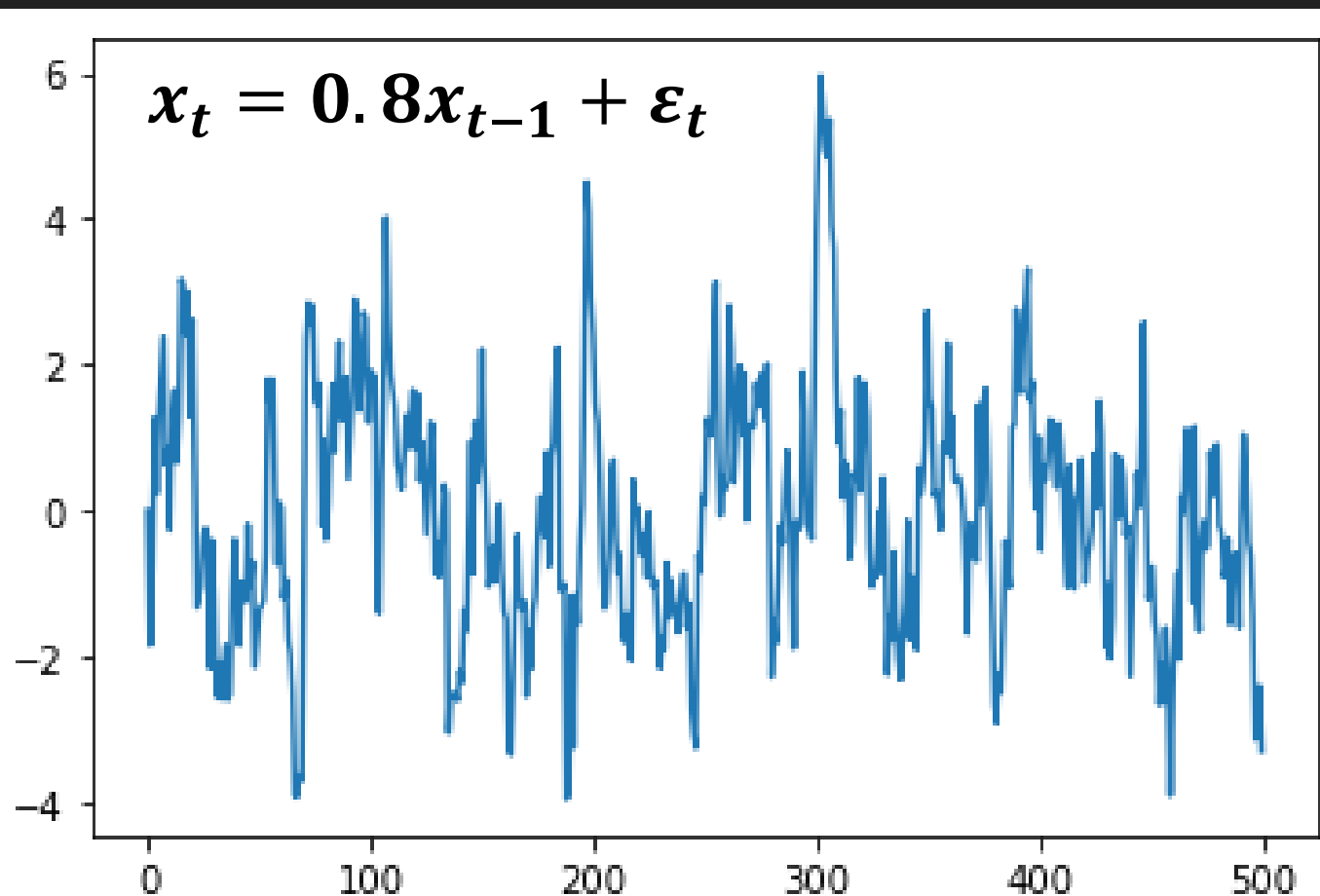
如果模型生成的時間序列是平穩的，就說該模型是平穩的否則，就說該模型是非平穩的。

○模型平穩性的判定

隨機時間序列模型的平穩性
平穩性來判斷。

○模型平穩性和時間序列平穩

模型平穩則對應的滿足模型



AR模型平穩性判別

判別原因

- 目的是找到一個合理的模型來分析平穩時間序列數據。
- AR、MA 及 ARMA 模型都是常用的平穩序列的擬合模型，但并非所有 **AR**、**MA** 及 **ARMA** 模型都是平穩的。
- 模型平穩，其生成序列也平穩。

討論

○ AR模型是常用的平穩序列擬合模型之一，但並非所有AR模型都是平穩的。

○ 以下**AR**模型是否平穩？

① $x_t = 0.8x_{t-1} + \varepsilon_t$

② $x_t = -1.1x_{t-1} + \varepsilon_t$

③ $x_t = x_{t-1} - 0.5x_{t-2} + \varepsilon_t$

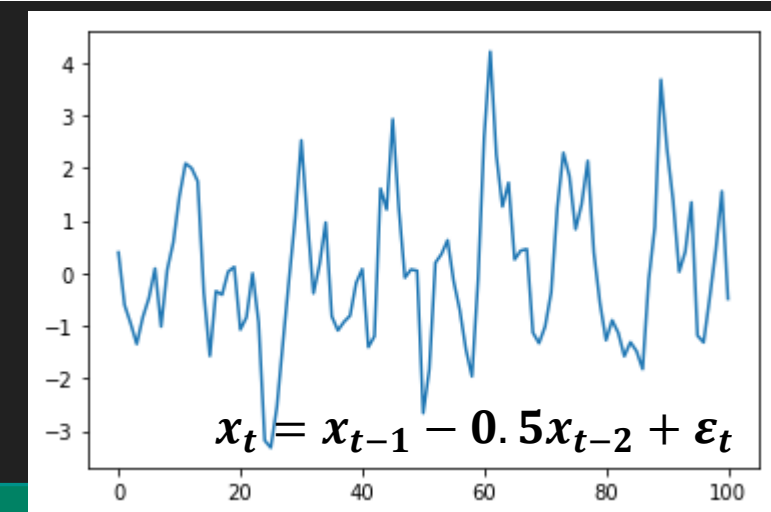
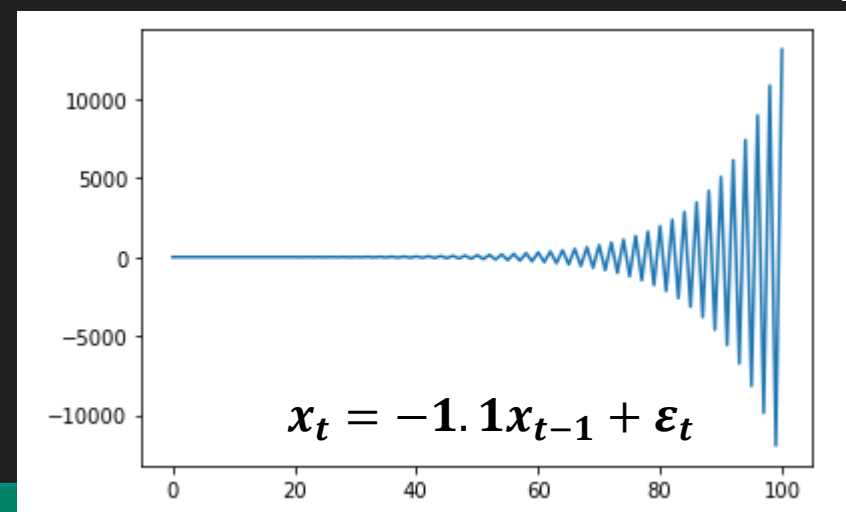
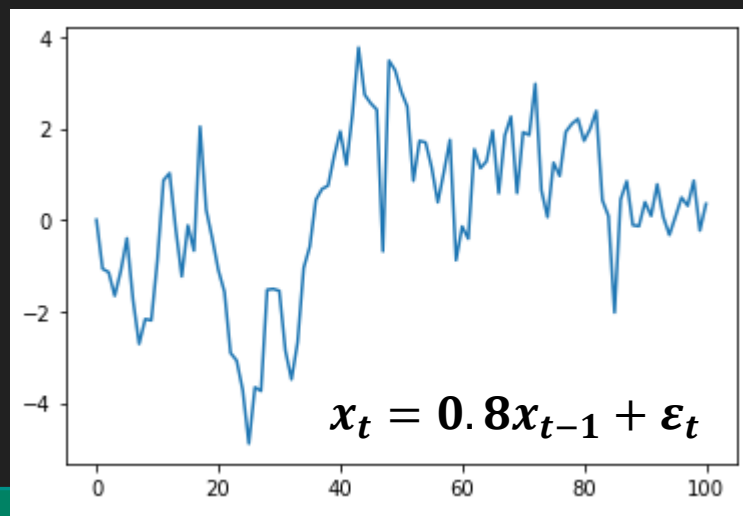
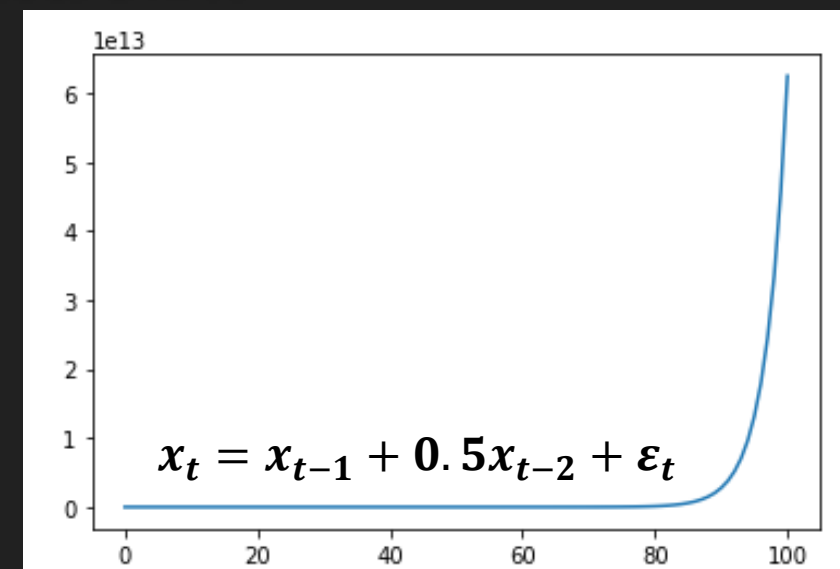
④ $x_t = x_{t-1} + 0.5x_{t-2} + \varepsilon_t$



討論ARstationary_example.ipynb

○圖示法：時序圖、自相關圖（粗糙直觀的判別方法）

○準確的判別方法：特徵根判別和平穩域判別



AR模型平穩性判別：特徵根判別

特徵根判別

- 任一中心化AR(p)模型 $\Phi(B)x_t = \varepsilon_t$ 都可視一個非齊次線性差分方程：

$$x_t - \phi_1 x_{t-1} - \cdots - \phi_p x_{t-p} = \varepsilon_t$$

- 其通解為 $x_t = x'_t + x''_t$

澳門城市大學
Universidade da Cidade de Macau
City University of Macau

線性差分方程定義

- 以下形式的方程為序列 $\{z_t, t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$ 的線性差分方程：

$$z_t + a_1 z_{t-1} + a_2 z_{t-2} + \cdots + a_p z_{t-p} = h(t)$$

式中， $p \geq 1$ ， a_1, a_2, \dots, a_p 為實數， $h(t)$ 為 t 的已函數。

CH3-
1課件

特徵根判別

○齊次線性差分方程通解 x'_t

$\lambda_1 = \dots = \lambda_d$ 為 d 個相等實根

$\lambda_{d+1}, \dots, \lambda_{p-2m}$ 為 $p-d-2m$ 個互不等實根

$\lambda_{j1} = r_j e^{i\omega_j}, \lambda_{j2} = r_j e^{-i\omega_j} (j = 1, \dots, m)$ 為 m 對共軛複根

則

$$x'_t = \sum_{j=1}^d c_j t^{j-1} \lambda_1^t + \sum_{j=d+1}^{p-2m} c_j \lambda_j^t + \sum_{j=1}^m r_j^t (c_{1j} \cos \omega_j t + c_{2j} \sin \omega_j t)$$

其中 $c_1, \dots, c_p, c_{1j}, c_{2j} (j = 1, \dots, m)$ 為任意實數。

齊次線性差分方程的解

○特徵根取值不同，齊次線性差分方程解會有不同形式。

○ $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 為 p 個不同的實數，解為

$$z_t = c_1 \lambda_1^t + c_2 \lambda_2^t + \dots + c_p \lambda_p^t$$

其中， c_1, c_2, \dots, c_p 為任意實數。

○ $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 有相同實根，解為

$$z_t = (c_1 + c_2 t + \dots + c_d t^{d-1}) \lambda_1 + c_{d+1} \lambda_{d+1}^t + \dots + c_p \lambda_p^t$$

其中， c_1, c_2, \dots, c_p 為任意實數。

齊次線性差分方程的解

○ $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 中有複根時，由於差分方程的係數 a_1, a_2, \dots, a_p 為實數，所以其複根必呈共軛出現。假定共軛複根為：

$$\lambda_1 = a + bi = r e^{i\omega}, \quad \lambda_2 = a - bi = r e^{-i\omega}$$

其中 $r = \sqrt{a^2 + b^2}$, $\omega = \arccos \frac{a}{r}$ ，而 $\lambda_3, \lambda_4, \dots, \lambda_p$ 為互不相同實根。

○則齊次線性差分方程解為：

$$\begin{aligned} z_t &= c_1 \lambda_1^t + c_2 \lambda_2^t + \dots + c_p \lambda_p^t \\ &= r^t (c_1 e^{i\omega t} + c_2 e^{-i\omega t}) + c_3 \lambda_3^t + \dots + c_p \lambda_p^t \end{aligned}$$

其中， c_1, c_2, \dots, c_p 為任意實數。

CH3-
1課件

特徵根判別

CH3-1 課件

$$z_t + a_1 z_{t-1} + a_2 z_{t-2} + \cdots + a_p z_{t-p} = 0$$

- 齊次線性差分方程求解需要借助特徵方程和特徵根
- 特徵方程：

$$\lambda^p + a_1 \lambda^{p-1} + a_2 \lambda^{p-2} + \cdots + a_p = 0$$

- 非齊次線性差分方程特解 x_t''

可證明AR(p)模型的自回歸系數多項式 $\Phi(u) = 0$ 的根是齊次線性差分方程 $\Phi(B)x_t = 0$ 的特徵根的倒數。

$$x_t - \phi_1 x_{t-1} - \cdots - \phi_p x_{t-p} = \varepsilon_t$$

設 $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ 是 $\Phi(B)x_t = 0$ 的 p 個特徵根，任取 $\lambda_i (i \in (1, 2, \dots, p))$ 代入特徵方程有：

$$\lambda_i^p - \phi_1 \lambda_i^{p-1} - \cdots - \phi_p = 0$$

令 $u_i = \frac{1}{\lambda_i}$ 代入 $\Phi(u) = 0$ 有：

$$\Phi(u_i) = 1 - \phi_1 \frac{1}{\lambda_i} - \cdots - \phi_p \frac{1}{\lambda_i^p} = \frac{1}{\lambda_i^p} [\lambda_i^p - \phi_1 \lambda_i^{p-1} - \cdots - \phi_p] = 0$$

證畢。

特徵根判別

任找一個 x_t'' 使得
 $\Phi(B)x_t'' = \varepsilon_t$

○ 非齊次線性差分方程特解 x_t''

AR(p)模型的自回歸系數多項式 $\Phi(u) = 0$ 的根是齊次線性差分方程 $\Phi(B)x_t = 0$ 的特徵根的倒數。因此， $\Phi(B)$ 可以因子分解成

$$\Phi(B) = \prod_{i=1}^p (1 - \lambda_i B)$$

由此得到

$$x_t'' = \frac{\varepsilon_t}{\Phi(B)} = \frac{\varepsilon_t}{\prod_{i=1}^p (1 - \lambda_i B)} = \sum_{i=1}^p \frac{k_i}{1 - \lambda_i B} \varepsilon_t$$

$k_i (i = 1, 2, \dots, p)$ 為常數。

$$\begin{aligned} & \frac{1}{(1+x)(2-x)} \\ &= \frac{1/3}{1+x} + \frac{1/3}{2-x} \\ & \frac{1}{\prod_{i=1}^p (1 - \lambda_i B)} \\ &= \sum_{i=1}^p \frac{k_i}{1 - \lambda_i B} \end{aligned}$$

特徵根判別

○ 非齊次線性差分方程通解 x_t

$$x_t = x'_t + x''_t =$$

$$\sum_{j=1}^d c_j t^{j-1} \lambda_1^t + \sum_{j=d+1}^{p-2m} c_j \lambda_j^t + \sum_{j=1}^m r_j^t (c_{1j} \cos \omega_j t + c_{2j} \sin \omega_j t) + \sum_{i=1}^p \frac{k_i}{1 - \lambda_i B} \varepsilon_t$$

特徵根判別

○ 非齊次線性差分方程通解 $x_t =$

$$\sum_{j=1}^d c_j t^{j-1} \lambda_1^t + \sum_{j=d+1}^{p-2m} c_j \lambda_j^t + \sum_{j=1}^m r_j^t (c_{1j} \cos \omega_j t + c_{2j} \sin \omega_j t) + \sum_{i=1}^p \frac{k_i}{1 - \lambda_i B} \varepsilon_t$$

○ 要得到中心化AR(p)模型平穩，要求對任意實數 $c_1, \dots, c_p, c_{1j}, c_{2j} (j = 1, \dots, m)$ 有 $\lim_{t \rightarrow \infty} x_t = 0$ ，成立時有

$$|\lambda_i| < 1, i = 1, 2, \dots, p - 2m$$

$$|r_i| < 1, i = 1, 2, \dots, m$$

○ AR(p)模型平穩充要條件是AR(p)的p個特徵根都在單位圓內。

特徵根判別

- AR(p)模型的自回歸系數多項式 $\Phi(u) = 0$ 的根 u_i 是齊次線性差分方程 $\Phi(B)x_t = 0$ 的特徵根 λ_i 的倒數。即 $u_i = \frac{1}{\lambda_i}$



- AR(p)模型平穩充要條件是AR(p)的p個**特徵根 λ_i 都在單位圓內**。
- AR(p)模型平穩充要條件是AR(p)模型的**自回歸系數多項式 $\Phi(u) = 0$ 的根 u_i 都在單位圓外**。

AR模型平穩性判別：平穩域判別

特徵根判別

λ_i, r_i 取值受
 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ 影響著

$$x_t - \phi_1 x_{t-1} - \dots - \phi_p x_{t-p} = \varepsilon_t$$

○ 非齊次線性差分方程通解 $x_t =$

$$\sum_{j=1}^d c_j t^{j-1} \lambda_1^t + \sum_{j=d+1}^{p-2m} c_j \lambda_j^t + \sum_{j=1}^m r_j^t (c_{1j} \cos \omega_j t + c_{2j} \sin \omega_j t) + \sum_{i=1}^p \frac{k_i}{1 - \lambda_i B} \varepsilon_t$$

○ 中心化AR(p)模型平穩，有

$$|\lambda_i| < 1, i = 1, 2, \dots, p - 2m$$

$$|r_i| < 1, i = 1, 2, \dots, m$$

○ AR(p)模型平穩充要條件是AR(p)的p個特徵根 λ_i 都在單位圓內。

○ AR(p)模型平穩充要條件是AR(p)模型的自回歸系數多項式 $\Phi(u) = 0$ 的根 u_i 都在單位圓外。

平穩域判別

○ 對一個AR(p)模型而言，若沒有平穩性要求，那麼參數向量 $(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p)'$ 沒有限制，它們可取遍p維歐氏空間任意一點。

○ 但如果**有平穩性限制**，那 $(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p)'$ 就只可取p維歐氏空間的一個子集，使得特徵根都在單位圓內的系數集合

$$\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p \mid \text{特徵根都在單位圓內}\}$$

○ 它被稱為**AR(p)模型的平穩域**。

練習

求AR(1)模型平穩域

AR(1)模型 $x_t = \phi_1 x_{t-1} + \varepsilon_t$

特徵方程 $\lambda - \phi_1 = 0$

特徵根 $\lambda = \phi_1$

平穩充要條件：特徵根在單位圓內，即 $|\phi_1| < 1$

平穩域為 $\{\phi_1 | -1 < \phi_1 < 1\}$

練習

求AR(2)模型平穩域

$$\text{AR}(2)\text{模型 } x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \varepsilon_t$$

$$\text{特徵方程 } \lambda^2 - \phi_1 \lambda - \phi_2 = 0$$

$$\text{特徵根 } \lambda_1 = \frac{\phi_1 + \sqrt{\phi_1^2 + 4\phi_2}}{2}, \lambda_2 = \frac{\phi_1 - \sqrt{\phi_1^2 + 4\phi_2}}{2}$$

平穩充要條件：特徵根在單位圓內，即 $|\lambda_1| < 1$ 且 $|\lambda_2| < 1$

平穩域為 $\{\phi_1, \phi_2 \mid |\phi_2| < 1 \text{ 且 } \phi_2 \pm \phi_1 < 1\}$

練習

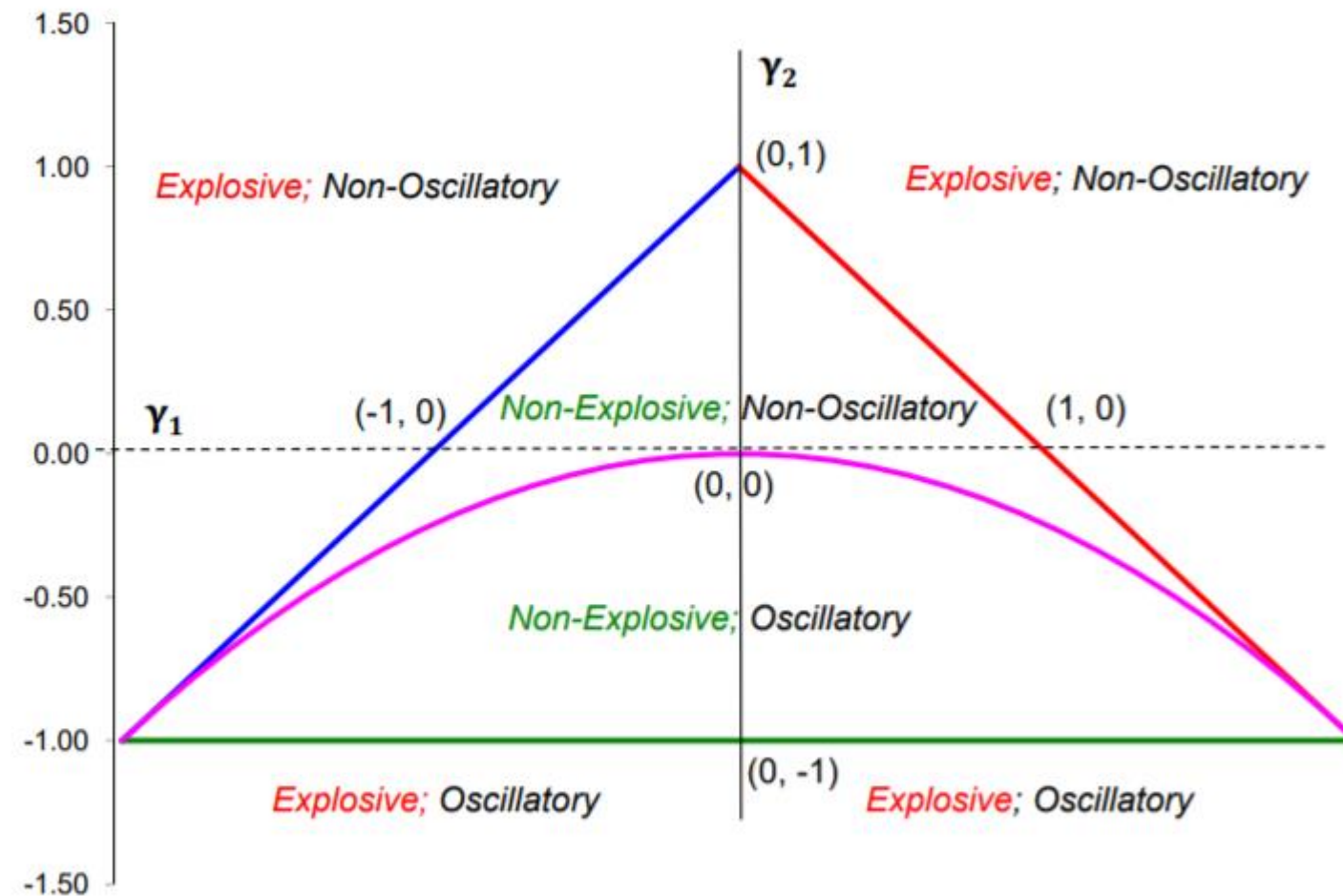
- (i) $[\gamma_1 + \sqrt{\gamma_1^2 + 4\gamma_2}]/2 < 1$, which implies that $\sqrt{\gamma_1^2 + 4\gamma_2} < 2 - \gamma_1$. This in turn implies that $\gamma_1^2 + 4\gamma_2 < 4 + \gamma_1^2 - 4\gamma_1$, or $\gamma_1 + \gamma_2 < 1$.
- (ii) $[\gamma_1 - \sqrt{\gamma_1^2 + 4\gamma_2}]/2 > -1$, which implies that $\gamma_1 - \sqrt{\gamma_1^2 + 4\gamma_2} > -2$. This in turn implies that $(\gamma_1 + 2)^2 > \gamma_1^2 + 4\gamma_2$, or $\gamma_1^2 + 4 + 4\gamma_1 > \gamma_1^2 + 4\gamma_2$, or $\gamma_2 - \gamma_1 < 1$.

Stationarity requires that $|\lambda_i| < 1$; $i = 1, 2$. So, equating coefficients, we have:

$$\gamma_1 = (\lambda_1 + \lambda_2), \text{ and } \gamma_2 = -\lambda_1\lambda_2.$$

Now, if $|\lambda_1| < 1$ and $|\lambda_2| < 1$, then $|\lambda_1\lambda_2| < 1$, which implies that $|\gamma_2| < 1$.

練習



Source: This diagram is based on Figure 7.1, on p.196 of A. Zellner, *An Introduction to Bayesian Inference in Econometrics*, Wiley, New York, 1971.

總結

本節內容

○ 具有以下結構的模型稱為 **p** 階自回歸模型 **AR(p)**

$$\left\{ \begin{array}{l} x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \cdots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t \\ \phi_p \neq 0 \\ E(\varepsilon_t) = 0, Var(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2, E(\varepsilon_t \varepsilon_s) = 0, s \neq t \\ E(x_s \varepsilon_t) = 0, \forall s < t \end{array} \right.$$

○ （如何轉變為中心化？）中心化 **AR(p)** 模型：

$$\Phi(B)x_t = \varepsilon_t$$

○ **p** 階自回歸系數多項式：

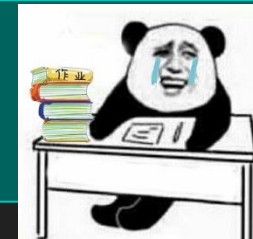
$$\Phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p$$

本節內容

- 特徵根判別：
- $AR(p)$ 模型平穩充要條件是 $AR(p)$ 的 p 個特徵根 λ_i 都在單位圓內。
- $AR(p)$ 模型平穩充要條件是 $AR(p)$ 模型的自回歸系數多項式 $\Phi(u) = 0$ 的根 u_i 都在單位圓外。
- 平穩域判別：
- $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p \mid \text{特徵根都在單位圓內}\}$

作業3-2

作業3-2A

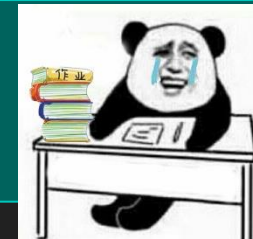


作業

○ 常數 c 取何值時，以下AR(3)序列一定是非平穩序列？

$$x_t = x_{t-1} + cx_{t-2} - cx_{t-3} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim WN(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

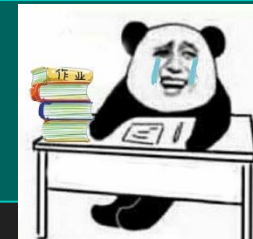
作業3-2B



作業

- 已知AR(2)序列為 $x_t = x_{t-1} + cx_{t-2} + \varepsilon_t$ ，其中 $\{\varepsilon_t\}$ 為白噪聲序列。
確定 c 取值範圍，以保證 $\{x_t\}$ 為平穩序列。

作業3-2C



作業

對於以下AR模型，畫出時序圖（參考ARstationary_example.ipynb，生成101個 x_t 即足夠）和白相關圖（參考CH2-1的drawts(y,pname)）。

利用特徵根判別法、平穩域判別法，判斷以下AR模型是否平穩？

① $x_t = 0.8x_{t-1} + \varepsilon_t$

② $x_t = -1.1x_{t-1} + \varepsilon_t$

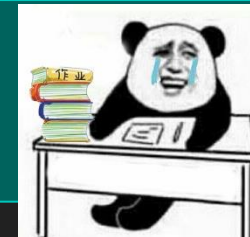
③ $x_t = x_{t-1} - 0.5x_{t-2} + \varepsilon_t$

④ $x_t = x_{t-1} + 0.5x_{t-2} + \varepsilon_t$

⑤ $x_t = -0.9x_{t-1} + \varepsilon_t$

⑥ $x_t = 0.9x_{t-1} - 0.2x_{t-2} + \varepsilon_t$

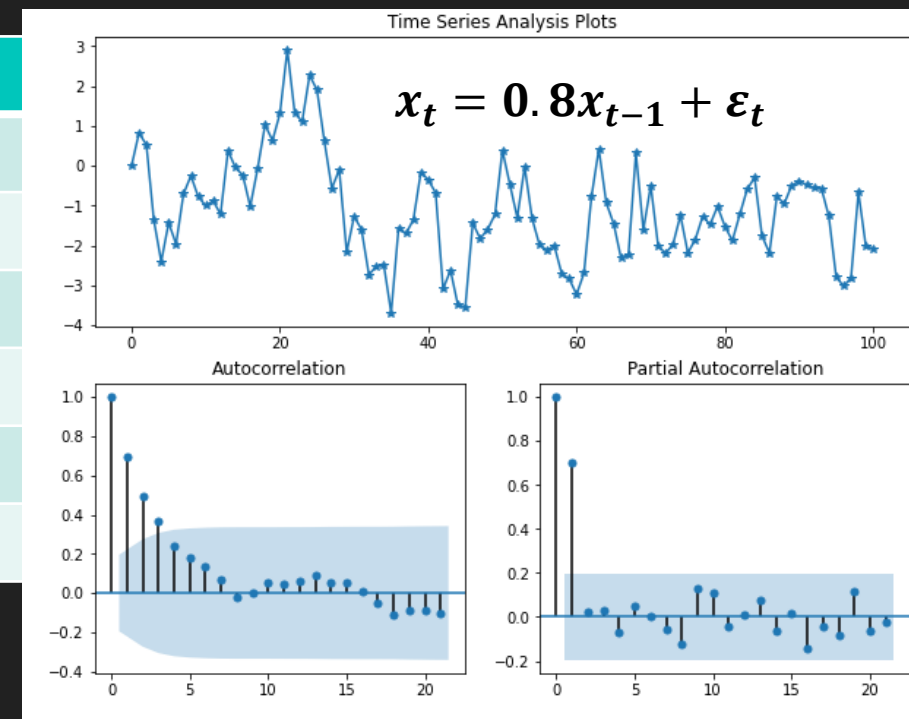
作業3-2C



作業

○ 參考做法

模型	特徵根判別	平穩域判別	結論
1	$\lambda_1 = 0.8$	$\phi_1 = 0.8$	平穩
2	$\lambda_1 =$	$\phi_1 =$	
3	$\lambda_1 = , \lambda_2 =$	$ \phi_2 = , \phi_2 + \phi_1 = , \phi_2 - \phi_1 =$	
4	$\lambda_1 = , \lambda_2 =$	$ \phi_2 = , \phi_2 + \phi_1 = , \phi_2 - \phi_1 =$	
5	$\lambda_1 =$	$\phi_1 =$	
6	$\lambda_1 = , \lambda_2 =$	$ \phi_2 = , \phi_2 + \phi_1 = , \phi_2 - \phi_1 =$	



提交文件：word文件(參考HW2-1.docx)和ipynb文件（命名為hw3-2c_question.ipynb）

截止日期：待定