

行政院所屬各機關因公出國人員出國報告書

(出國類別：實習)

參加東南亞國家中央銀行研訓中心
(SEACEN Centre) 舉辦之
「建立經濟模型與預測之 SEACEN 中階課程」研習出國報告書

服務機關：中央銀行

姓名職稱：鄭雅蔚/辦事員

派赴國家：尼泊爾

出國期間：103 年 3 月 29 日至 4 月 6 日

報告日期：103 年 6 月

目 錄

壹、前言.....	2
貳、時間序列分析.....	3
一、一般最小平方法.....	3
二、時間序列分析.....	8
參、向量自我迴歸模型.....	13
一、自我迴歸模型.....	13
二、自我迴歸暨移動平均模型.....	14
三、向量自我迴歸模型.....	14
肆、一般化動差法.....	16
一、動差法.....	16
二、一般化動差法.....	17
伍、結語與建議.....	18
一、央行應將金融穩定納入考量.....	18
二、南韓央行之預測模型可作為本行改善經濟預測模型之參考	19
參考資料.....	20

參加東南亞國家中央銀行研訓中心 (SEACEN Centre) 舉辦之 「建立經濟模型與預測之 SEACEN 中階課程」研習出國報告書

壹、前言

職奉 准於民國 103 年 3 月 29 日至 4 月 6 日參加東南亞國家中央銀行研訓中心 (SEACEN Centre)，於尼泊爾舉辦為期 6 日之「建立經濟模型與預測之 SEACEN 中階課程」(SEACEN Intermediate Course on Economic Modeling and Forecasting)。本次參加成員除本行外，尚包括來自孟加拉、汶萊、柬埔寨、印度、印尼、南韓、寮國、馬來西亞、尼泊爾、菲律賓、斯里蘭卡、泰國與越南貨幣當局共 27 位學員。

本次課程之目標為建構經濟模型與預測，介紹分析貨幣政策常用之各項計量方法，如時間序列分析 (Time Series Analysis)、自我迴歸暨移動平均模型 (Autoregressive Moving Average Model, ARMA)、向量自我迴歸模式 (Vector Autoregressive Model, VAR) 及一般化動差法 (General Method Of Moment, GMM)，並安排學員分享各國經濟預測經驗，且以小組實作方式，利用上述模型練習預測通膨。

本報告共分為五個部分，除前言外，第二部分為時間序列分析，第三部分為 VAR，第四部分為 GMM，最後則就課程內容與學習心得，提出結語與建議。

貳、時間序列分析

一、一般最小平方法

(一) 高斯-馬可夫定理

迴歸分析 (Regression Analysis) 為分析變數之間關係的方法之一，可依據結果檢定經濟理論、進行推論及預測。估計解釋變數之係數時，最常用的方法為一般最小平方法 (Ordinary Least Squares, OLS)，根據高斯-馬可夫定理 (Gauss-Markov Theorem)，若殘差 (residual) 符合一定假設，則 OLS 估計出的係數具有「最佳線性不偏估計量」(Best Linear Unbiased Estimator, BLUE) 的性質。

OLS 可用來估計下述複迴歸中，解釋變數 x 與被解釋變數 y 的關係：

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i$$

若殘差 ε_i 符合以下假設，使用 OLS 估計 β_k 將具有 BLUE 的性質。

- 殘差期望值為零 (zero mean)，即 $E[\varepsilon_i] = 0$ ；
- 解釋變數與殘差無相關 (orthogonality)，即 $\text{cov}(x_{ki}, \varepsilon_i) = 0$ ；
- 殘差無序列相關 (non-autocorrelation)，即 $\text{cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0$ ；
- 殘差具均質變異 (homoskedasticity)，即 $\text{var}(\varepsilon_i) = \sigma^2$ 。

文獻上，常將符合上述要求的殘差稱為獨立相同分配 (independently identical distribution, iid)。此外，若殘差屬於常態分配 (normal distribution)，則 OLS 估計所得之係數亦具有常態分配的性質。但若樣本數夠大，即使殘差不屬於常態分配，OLS 估計所得之

係數亦可漸進為常態分配，故此假設的重要性在樣本數大時相對較不重要。

若殘差不符合高斯-馬可夫定理的要求，則 OLS 估計出的係數將不一定具有 BLUE 的性質，據此進行推論及預測易造成偏誤。因此，在使用 OLS 進行估計時，應先檢查殘差是否符合高斯-馬可夫定理之要求，再進行統計推論，方為正確。

(二) 進行統計分析時應注意之事項

1. 模型設定

為選擇較適當的模型，除了比較迴歸模型解釋能力 (r^2) 之大小以外，尚可使用 Ramsey(1969) 的迴歸設定誤差檢定 (Regression Specification Error Test, RESET) 檢定設定錯誤 (specification error)。此檢定的虛無假設 (null hypothesis) 是模型設定正確，拒絕虛無假設則表示模型設定有誤，惟此檢定無法告訴使用者正確的模型為何，應盡可能依照經濟意義選擇模型。常用於檢視被解釋變數與解釋變數是否為非線性關係，例如將平方項加入模型中，再以 RESET 檢定檢視線性與包含平方項的模型何者方為正確。

2. 內生性

若違反解釋變數與殘差無相關的假設，將發生內生性 (endogeneity) 的問題。若解釋變數與殘差為正相關，則估計係數將高估。可透過描繪殘差與解釋變數的散布圖，或是計算殘差與解釋變數的相關係數，檢視是否具內生性。Hausman 檢定可用來檢定變數是否具內生性，其虛無假設為變數不具內生性。若拒絕虛無假設，表示

變數具內生性，OLS 估計式不一致者，應採用 2 階段最小平方法 (Two Stage Least Squares, 2SLS) 或一般化動差法 (Generalized Method of Moment, GMM) 等方式，以獲得一致性估計式。

2SLS 的作法，首先找到一組工具變數 (Instrumental Variable, IV)，將解釋變數拆解成 2 部分，與殘差相關的部分及與殘差無關的部分，再以與殘差無關的部分估計參數。

工具變數乃是用來將解釋變數與殘差無關的部分，分離出來，用以建立一致性的估計式。假設 z 是一個工具變數， z 應符合 2 項條件：

- $\text{cov}(z, \varepsilon) = 0$ ，工具變數需與殘差無關，亦即工具變數應為外生 (exogenous)；
- $\text{cov}(z, x) \neq 0$ ，工具變數需與解釋變數相關。

通常會根據常識、經濟理論等找尋工具變數，接著進行第一階段迴歸，如下：

$$x_i = \pi_0 + \pi_1 z_i + v_i$$

若 π_1 不顯著，則表示 $\text{cov}(z, x) \neq 0$ 的條件可能不成立，應找尋其他工具變數。若 π_1 顯著，則進行第二階段迴歸，如下：

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 \hat{x}_i + \varepsilon_i$$

其中， $\hat{x}_i = \hat{\pi}_0 + \hat{\pi}_1 z_i$ ，表示 x 中與殘差無關的部分。

在大樣本的情況下，2SLS 可獲得一致的估計式，且為常態分配，但標準誤 (standard error) 較大。若欲降低標準誤，可找尋與解釋變數相關性較高的工具變數。值得注意的是，若所選擇的工具變數與解釋變數僅存在些許相關，甚至無關時，此法所得之估計式是不一致

的。基本上，工具變數至少需要與內生的解釋變數一樣多，若工具變數個數大於內生變數個數，稱為過度判別（over identified），若等於，稱為恰好判別（just identified），若小於，稱為不可判別（under identified）。當過度判別時，可進行過度判別限制檢定，檢定某些工具變數是否與誤差項相關。

3. 序列相關

若殘差之間具相關性，亦即 $\text{cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) \neq 0$ ，稱之為序列相關（serial correlation）或自我相關（autocorrelation），使 OLS 估計式不具有有效性，通常容易造成標準誤低估，使得 t 統計量偏高，假設檢定的結果不可信。

Durbin-Watson 檢定（Durbin-Watson test, DW test）常用於檢定殘差是否存在序列相關。DW 值介於 0~4 之間，DW 值接近 2 時，表示不存在序列相關，小於 2 則為正的序列相關，大於 2 則為負的序列相關。使用 DW 檢定有 3 項前提：解釋變數中不得包含被解釋變數的落後項、僅能檢驗一階序列相關，以及迴歸式中必須包含常數項。

遺漏重要變數或模型設定錯誤時，可能造成非純粹的序列相關（impure serial correlation），此時 OLS 估計式不僅不具有有效性，甚至不具不偏性，因此發現序列相關時，應先檢查是否有遺漏變數或模型設定錯誤的問題，並加以排除。排除遺漏變數或模型設定錯誤的可能性後，利用 OLS 進行估計，再使用 Newey-West HAC 標準誤修正估計式的標準誤，惟 Newey-West HAC 標準誤適用於大樣本的情況，小樣本可能有所偏誤。另外，亦可使用一般化最小平方法（Generalized Least Square Method, GLS）估計。值得注意的是，時間序列因具有時

間上的順序性，誤差項常呈現序列相關，進行分析時需特別注意。

4. 異質性

若殘差之變異數不為常數，隨著 X 改變而改變，即 $\text{var}(\varepsilon_i) = \sigma_i^2$ ，稱為異質性 (heteroskedasticity)。違反同質性假設時，OLS 估計式仍具有不偏性及一致性，但標準誤有偏誤。通常導致標準誤低估，使得 t 統計量偏高，假設檢定的結果不可信。

最直觀的檢驗方法為圖示法，觀察解釋變數 X 與殘差 ε_i 的散布圖，若發生 X 增加， ε_i 發生逐漸增加、減少或是不規則變化時，便可能存在異質性。另一個常用來檢定異質性的方法為 White 檢定 (White test)。White 檢定的虛無假設為不具異質性，若拒絕虛無假設表示存在異質性。

遺漏變數或模型設定錯誤時，將造成非純粹的異質性 (impure serial heteroskedasticity)，此時 OLS 估計式不僅不具有有效性，甚至不具不偏性，因此發現異質性時，應先檢查是否有遺漏變數或模型設定錯誤的問題。排除遺漏變數或模型設定錯誤的可能性後，因 OLS 估計式仍具不偏性，故可採用穩健異質性 (heteroskedasticity-robust) 標準誤修正標準誤，常用的有 White 穩健標準誤或 Newey-West HAC 標準誤。亦可使用加權最小平方估計法 (Weighted Least Squares, WLS)，其概念為將模型轉換為均質變異的模型，再加以估計。

異質變異的特徵在某些序列中非常常見且重要，例如資產報酬序列，學者以特殊模型捕捉此一特性，詳見自我迴歸條件異質變異模型 (AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity Model, ARCH)。

二、時間序列分析

(一) 時間序列資料

資料可分為橫斷面資料(cross-sectional data)、時間序列資料(time series data)，以及縱橫面資料(panel data)。橫斷面資料係指同一時間點所紀錄的不同個體資料，時間序列資料則為同一個體在不同時間所紀錄的資料，縱橫面資料則為兩者的混合。上述三種資料都可使用OLS估計，惟時間序列資料與橫斷面資料需要額外的調整。以時間序列為例，時間序列具有時間上的順序性，因此誤差項常呈現序列相關。

在處理時間序列資料時，應考量的重點如下：

- 經濟效果多半延遲，因此模型應包含落後項(lagged value)，選擇適當的落後期數相當重要；
- 分析時需將資料的頻率(frequency)調整至一致，惟資料頻率有其限制，如部分資料僅為月資料甚至年資料；
- 因資料獲取方式、衡量方式改變可能導致時間序列的不一致；
- 時間序列常有季節性、循環性、趨勢性、短期波動，或結構變化等，需進行調整，才能獲得正確的分析結果。

(二) 時間序列模型

1. 靜態模型

靜態模型係探討被解釋變數與解釋變數之間「當期」的影響，不包含落後期於模型中，適用於探討變數之間的抵換(trade-off)關係時。模型如下：

$$y_t = \alpha_0 + \beta_0 x_t + \varepsilon_t$$

2. 動態模型

由於經濟體系中，經濟政策的傳導、經濟行為的相互影響與傳播需要一定時間，表現在模型中，則應在解釋變數中包含落後變數，此時模型中包含了變數跨時期之間的影響，稱之為動態模型（dynamic model），其與靜態模型的最大差異，便是模型中解釋變數與被解釋變數有跨期影響，亦即 x 的變動對 y 的影響有遞延效果（lagged effects）。

以落後分配模型（distributed lag model）為例：

$$y_t = \alpha_0 + \beta_0 x_t + \beta_1 x_{t-1} + \dots + \beta_p x_{t-p} + \varepsilon_t$$

β_0 反映了 x_t 變動後， y_t 立即的變動。而 x 永久的變動 1 單位，對 y 的影響則為 $\beta_0 + \beta_1 + \dots + \beta_p$ 。

在進行 OLS 估計時，由於迴歸模型中包含解釋變數的當期與落後期，可能會造成序列相關、線性重合（multicollinear）與自由度（degree of freedom）減少等問題。

若將模型中的解釋變數的落後期換成被解釋變數的落後期，如下：

$$y_t = \alpha_0 + \beta_0 x_t + \lambda y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$y_{t-1} = \alpha_0 + \beta_0 x_{t-1} + \lambda y_{t-2} + \varepsilon_{t-1}$$

$$\rightarrow y_t = \alpha_0 + \beta_0 x_t + \lambda(\alpha_0 + \beta_0 x_{t-1} + \lambda y_{t-2} + \varepsilon_{t-1}) + \varepsilon_t$$

如此可使自由度增加、線性重合問題消失，改善落後分配模型可能造成的問題，但對於樣本數的要求更高，至少要 50 個樣本數以上，

低於 25 個樣本可能導致假設檢定不可信，且序列相關的問題更為嚴重。有時落後項係數的符號常出現正負交錯的情況，難以解釋這些係數的意義，因此必須採用其他估計方式，如 Almon 所提出的多項式落後分配 (Polynomial Distributed Lag, PDL) 模型，或 Jorgenson 所提出的自我迴歸落後分布 (Autoregressive Distributed Lag, ADL) 模型。

(三) ARCH/GARCH 模型

某些序列擁有隨著時間而改變的異質變異數的特徵，具有波動的群聚現象 (volatility clustering)，例如資產報酬序列，為補捉此一重大特徵，Engle 於 1982 年 提出自我迴歸條件異質變異模型 (ARCH)，Bollerslev 於 1986 年將 ARCH 擴充為一般化自我迴歸條件異質變異模型 (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity Model, GARCH)。ARCH 模型的基本概念為令誤差項 ε_t 的條件變異數 σ_t^2 與前期報酬率平方有正相關，最簡單的 ARCH 由均數方程式 (mean equation) 與變異數方程式 (variance equation) 組成，如下：

$$\text{均數方程式： } y_t = \mu + \varepsilon_t$$

$$\text{變異數方程式： } \sigma_t^2 = c + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + u_t$$

ARCH/GARCH 模型經過二十多年的發展，透過均數方程式與變異數方程式的變化，ARCH/GARCH 模型已有許多變化與擴充，例如 GARCH-M 模型、IGARCH 模型以及 EGARCH 模型等。

(四) 定態時間序列與非定態時間序列

時間序列資料可分為 2 種，定態 (stationarity) 與非定態 (non-stationarity)，外來衝擊對定態時間序列只會造成暫時性的影響，對非

定態時間序列則會造成持續且長期的影響。

定態時間序列，意味著隨著時間演變，時間序列仍有穩定的結構，因此才能以過去的歷史資料預測未來。一個時間序列 y_t 為弱定態（weak stationarity）的條件，包括：

- 該時間序列的均數為常數，不隨時間變動而改變，即 $E[y_t] = E[y_{t-k}] = \mu$ ；
- 該時間序列的變異數有限，即 $\text{Var}(y_t) < \infty$ ；
- 該時間序列的自我共變數為 k 的函數與時間 t 無關，即 $\text{cov}(y_t, y_{t-k}) = \gamma(k)$ 。

嚴格定態則要求時間序列 y_t 的聯合機率分配不因時點改變而改變，即 $F(y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-k}) = F(y_\tau, y_{\tau-1}, \dots, y_{\tau-k}) \quad \forall t, \tau, k$ 。

非定態時間序列可能有 2 種原因，一是固定趨勢（deterministic trend）與隨機趨勢（stochastic trend）。

一個簡單的固定趨勢模型如下：

$$y_t = \beta_0 + \beta_0 t + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim \text{WN}(0, \sigma^2)$$

則 $E[y_t] \neq E[y_{t+s}]$ ， y_t 非定態。這類時間序列稱為去除固定趨勢後定態（trend stationary），一般除去固定趨勢的方法為估計固定趨勢模型後，所得之殘差序列即為定態。

隨機趨勢則是時間序列資料持續而長期性的隨機移動，當經濟體發生一次隨機衝擊，便將對時間序列資料造成持續而長期性的改變。時間序列未除去隨機趨勢，其統計分析可能具有的問題如下：

- 以自我迴歸模型 (autoregressive models, AR) 進行估計，其係數有小樣本向下偏誤 (small-sample downward bias) 的問題，其係數之 t 統計量的極限分配並非標準常態；
- 可能發生虛假迴歸 (spurious regression)。所謂虛假迴歸係指，2 個獨立的時間序列，可能因皆具有隨機趨勢，而估計出一個不存在的相關性。

若忽略總體經濟變數具有隨機趨勢的問題，統計推論的結果恐不可信。

單根 (unit root) 與隨機趨勢通常被視為相同的概念，單根亦是造成時間序列非定態的原因。為確保統計推論結果的正確性，在進行分析前，需進行單根檢定檢驗單根是否存在。最常使用的單根檢定為 ADF 檢定，其虛無假設為序列具單根，拒絕虛無假設表示序列不具單根。然而，ADF 檢定在 $AR(1)$ 係數不為 1 但相當接近 1 時，檢定力較低，導致實際上為定態時間序列，卻無法拒絕虛無假設的情況發生。

尚有其他單根檢定，如 PP 檢定、KPSS 檢定、DF-GLS 檢定、ERS 檢定及 NP 檢定等。PP 檢定亦為較常用的單根檢定，惟其亦有類似 ADF 檢定的問題。KPSS 檢定的虛無假設為序列不具單根，部分學者認為 KPSS 檢定可作為 ADF/PP 檢定的確認，如 2 種虛無假設相反的單根檢定具有一致結果時，方能確認序列是否具單根結論的正確性。DF-GLS 檢定、ERS 檢定及 NP 檢定等，則為近年來為修正 ADF/PP 檢定的問題所提出的新檢定方式，惟亦有其缺失，但仍可作為 ADF/PP 檢定結果之參考。

某些具有單根的時間序列，取一階差分後，可去除隨機趨勢，成為定態的時間序列，稱為差分後定態（difference stationary），常以 $y_t \sim I(1)$ 表示，意指一階自積（integrated of degree one），若經過 d 階差分後為定態，則以 $y_t \sim I(d)$ 。若 $y_t \sim I(0)$ 則表示序列本就為定態序列。

參、向量自我迴歸模型

一、自我迴歸模型

定態時間序列模型中，自我迴歸模型為最常使用的一種，其概念為將時間序列過去的歷史資料作為解釋變數，若僅將前一期資料作為解釋變數，則稱之為一階自我迴歸模型，簡稱為 AR(1) 模型，模型如下：

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

其中 $\varepsilon_t \sim WN(0, \sigma^2)$ 且 $E[\varepsilon_t y_{t-j}] = 0, \forall j > 0$

若此模型為定態，則 $|\beta_1| < 1$ 。

AR(p) 模型則是將 AR(1) 模型擴充成落後期數為 p 期的模型，模型如下：

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \cdots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

其定態條件為 $\beta(z) = 1 - \beta_1 z - \beta_2 z^2 - \cdots - \beta_p z^p = 0$ 之根的範數（modulus）大於 1，亦即落在單位圓之外。

為選擇最適的落後期數，可使用 Akaike 資訊評選準則（Akaike Information Criteria, AIC）或是貝式資訊評選準則（Bayes Information Criteria, BIC）決定。自我迴歸模型的優點在於簡單，僅需一組時間序列資料即可，而缺點在於未考慮其他解釋變數、未根據經濟模型設

定，且易有序列相關發生。

二、自我迴歸暨移動平均模型

在介紹自我迴歸暨移動平均模型 (ARMA) 前，先介紹移動平均模型 (Moving Average Model, MA)，MA(q) 的模型如下：

$$y_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

ARMA(p,q) 模型為 AR 與 MA 模型的結合，其模型如下：

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

在經濟理論尚不清楚或十分複雜時，可利用 ARMA 進行估計，ARMA 有助於短期預測。在進行估計前，應確認變數是否為定態，若為非定態則 ARMA 估計結果可能有誤。估計 ARMA 模型的步驟，首先，利用自我相關函數與偏自我相關函數初步判斷落後期數 p 與 q。接著使用 OLS 作初步估計，刪去不顯著的落後變數，再利用 LM 統計量或 Q 統計量檢查殘差中是否有自我相關，及利用 JB 統計量檢查殘差是否符合常態性。最後若有數種 p、q 組合皆符合上述步驟，則用 AIC 或 BIC 選擇最適當的模型。

三、向量自我迴歸模型

多變數時間序列模型以線性迴歸式表示時，其實隱含著變數之間存在因果關係的假設，而為簡化分析，必須將某些變數視為被解釋變數，某些視為解釋變數。然而，可能所有的變數皆為內生變數，因此這樣的認定恐過於武斷。例如依據貨幣需求是物價、所得和利率的函數，然而根據理論，貨幣供給的改變亦可能影響利率、物價和所得，換言之，此時所有的變數皆為內生變數。

Sims 於 1980 年提出向量自我迴歸 (VAR) 模型，VAR 模型將所有變數皆視為內生變數，可避免任意設定總體經濟變數關係的問題。多變數 VAR 模型與單一變數 AR 模型最大的差異，在於 VAR 模型考慮體系內跨變數的動態行為。

首先介紹縮減式 (reduced-form) VAR，模型如下：

$$Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

由於 VAR 模型要求序列需為定態，因此在進行估計前，應先進行單根檢定，確認各序列是否為定態，若不為定態，則應取差分至定態為止。然而，若過度取差分恐造成經濟意義的喪失，此時可考慮序列間是否具共整合關係 (cointegration)，改採向量誤差修正模型 (Vector Error Correction Model, VECM)。

此外，為避免出現虛假相關 (spurious relationship)，應先確認變數間的因果關係。Granger 因果關係檢定 (Granger causality test) 為一種檢驗變數 x 與變數 y 的因果關係的方法，若變數 x 可提供預測變數 y 的資訊，則稱之為變數 x Granger 影響 (Granger cause) 變數 y ，但 Granger 因果關係並不一定是經濟理論所描繪的因果關係，當影響發生的時間不一致時，推論可能會發生錯誤。Granger 因果關係檢定可用於檢視 VAR 模型中，變數之間的關係。

若變數之間不僅落後項互有影響，亦存在同期影響時，採用縮減式 VAR 模型則不適當，因縮減式 VAR 模型實際上將同期影響包含至誤差項 (error term) ε_{jt} 中，此時應採用結構式向量自我迴歸模型 (Structural VAR, SVAR)，模型如下：

$$BY_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + e_t$$

當 VAR 模型中需估計的參數過多時，將無法使用 OLS 或最大似然法（Method of Maximum Likelihood, MLE）進行估計，因此必須在參數空間加入限制條件，以減少所需估計的參數，可加入短期或長期限制。短期限制通常施加在係數矩陣 B，反映同期間各變數的關係。最簡單的限制方式，是令係數矩陣 B 為下三角矩陣，其概念為越不受體系內其他變數影響者，其順序越前面。另一種方式，則是根據經濟理論設定係數矩陣 B。

在 VAR 分析中，常見「衝擊反應函數」(impulse response function) 與變異數分解 (variance decomposition)。衝擊反應函數係研究在 VAR 體系內，在其他衝擊不變下，特定衝擊對於內生變數動態的影響。變異數分解則是將預測誤差的變異數，分解成不同外生衝擊所能解釋的比例。

肆、一般化動差法

一、動差法

動差法 (Method of Moments, MM) 由來已久，為 Pearson 於 1984 年發明。動差法的概念為，在一些條件下，根據大數法則，樣本動差會在機率上趨近於母體動差，又因為動差是參數的函數，所以可利用反函數及 Slutsky 定理來求得參數估計式。若樣本服從 iid，由中央極限定理 (Central Limit Theorem, CLT) 可知動差法估計式之極限分配為常態分配。

令 $\{y_t\}$ 為一組 iid 的隨機樣本，假設其第 r 階動差存在，即

$$m_r = E[y^r] < \infty$$

根據大數法則，可知其樣本平均在機率上會趨近於母體動差：

$$\widehat{m}_r = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_t^r \xrightarrow{p} m_r$$

動差法估計式為母體參數的一致估計式，但通常不具漸近有效性。因此 Hansen 於 1982 年提出 GMM 來改進此一缺點。

二、一般化動差法

GMM 為 Hansen 於 1982 年所提出，GMM 為動差法的一般化，放寬了以下 3 點：

- GMM 將動差條件放寬到任意的期望值關係，如：

$$E[g(y_t, x_t | \theta)] = 0$$

- GMM 允許動差條件的數目多於參數數目。Hansen 係利用類似 WLS 的概念，找到一最適加權矩陣，加權動差條件以獲得最適的估計式；
- 樣本可不服從 iid，只要穩定性足以適用大數法則與中央極限定理之要求即可。

在 1990 年代以後，GMM 的應用越來越廣，因 GMM 不需很強的假設，便可得到估計值，且 GMM 亦允許資料具序列相關、異質變異或內生性，因此應用甚廣。OLS、動差法、最大概似法、工具變數估計法及非線性最小平方法（Non-Linear Least Squares, NLS）等皆可視為 GMM 的特例。值得注意的是，GMM 在小樣本的情況下，常常是不可靠的，需多其他檢定驗證其堅韌性（robustness）。

伍、結語與建議

本次課程講師經驗豐富，授課內容非常充實，雖時間有限，亦提供相當多的參考資料供課後研讀。課程設計讓學員分享各國之經濟預測經驗，參與此課程除了獲得基礎計量知識外，更得以瞭解經濟預測之實務經驗。本次參與該研討會之心得與建議如下：

一、央行應將金融穩定納入考量

全球金融危機使得各界發現，央行追求穩定的低通膨是必要的，但非唯一目標，金融穩定一樣重要。過去學者認為，金融市場有效率且內建穩定機制，因此政府在金融部門可扮演的角色有限，應減少管制與監督較佳。然而，金融危機使我們發現事實並非如此，單獨採取個體審慎措施並無法確保金融穩定，需搭配總體審慎措施才可能達到目的。此外，在危機發生時，傳統貨幣政策工具可能無法有效解決危機，應採取非傳統貨幣政策且搭配財政政策以恢復經濟穩定。

全球金融危機凸顯金融穩定的重要性，故央行應考慮未來如何將金融穩定納入貨幣政策中。例如，歐洲央行（ECB）的雙支柱模式（two-pillar approach）中的經濟分析（economic analysis），除了經濟變數以外，亦將資產價格與金融收益率納入分析中。或是如瑞典銀行，透過關注貨幣政策與總體審慎政策對放款行為的影響，建立兩者之間的關聯。央行並應考慮採取逆勢而行的貨幣政策，以避免資產價格泡沫。此外，應改善央行的總體經濟模型，以更佳反映總體金融間之連結。例如，挪威銀行的貨幣政策分析模型（Norwegian Economy Model, NEMO）便將信用市場納入。在模型中，家計單位與企業可向銀行借貸，若房價上升，家計單位可借款更多，使得債務增加，銀行

則面對資本限制。本行或可參酌挪威銀行的經驗，擴充總體經濟模型，將金融穩定納入考量。

二、南韓央行之預測模型可作為本行改善經濟預測模型之參考

本次學員除職與南韓學員外，多來自開發中國家，課程內容偏向基礎計量課程，且多以歐美資料為例介紹模型的使用。例如，依照 Clarida R., Gali J. and Gertler M. (2000) 一文的作法，介紹如何使用 EViews 進行 GMM 估計。因此，課程內容較難直接用以提升本行之預測模型。

各國分享經濟預測模型中，以南韓之動態隨機一般均衡 (Dynamic Stochastic General Equilibrium, DSGE) 模型最具參考性。南韓央行之預測模型為「南韓央行動態預測模型」(BOK Dynamic Projection Model, BOKDPM)，屬於混合模式動態隨機一般均衡模型 (Hybrid Type DSGE Model)。為正確反映全球經濟對南韓經濟的影響，BOKDPM 設計成兩國開放經濟模型，包含美國與南韓。且模型中納入金融與實體經濟之多重關係，可觀察全球金融市場對南韓經濟之影響，並引用現代計量技術，如隨機趨勢模型與貝式估計 (Bayesian Estimation)，以避免短期預測力下滑。未來南韓央行將擴展此模型至多國版本，包含與美國、日本、歐盟及中國大陸等。DSGE 模型為目前各國央行常採用之模型，建議本行似可參酌南韓經驗建立 DSGE 模型預測經濟。

參考資料

Bank of Korea (2009) ,“The Bank of Korea's Developments of a DSGE Model (BOKDPM) for Forecasting the Korean Economy ,” 2 February.

Clarida R., Gali J. and Gertler M. (2000), “Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability: Evidence and Some Theory,” *Quarterly Journal of Economics*, Vol. CXV, issue 1, pp.147-180.

Fadjar, Majardi (2014), “An Introduction on Generalized Method of Moment,” SEACEN Intermediate Course on Economic Modeling and Forecasting, Nepal Kathmandu, 3 April.

Greene, William H. (2007) ,「計量經濟分析 (費劍平譯)」, 偉碩文化 (原著出版於 2003 年)。

Rhu, Hookyu (2014), “The Evolution of Monetary Policy Regimes and New Thinking Post-Crisis,” Keynote Presentation at SEACEN Intermediate Course on Economic Modeling and Forecasting, Nepal Kathmandu, 31 March.

Kang, Jeong and Kim (2014), “ Results of BOKGPM Development,” Bank of Korea, 20 March.

Juko, Sonja (2014), “Overview of Time Series Models,” SEACEN Intermediate Course on Economic Modeling and Forecasting, Nepal Kathmandu, 1 April.

Thawornkaiwong, Supachoke (2014), “Overview of VAR Models,” SEACEN Intermediate Course on Economic Modeling and Forecasting, Nepal Kathmandu, 2 April.

陳旭昇 (2013) ,「時間序列分析--總體經濟與財務金融之應用」, 東華書局。

楊奕農 (2009) ,「時間序列分析--經濟與財務上之應用」, 雙葉書廊。

高鐵梅 (2009), 「計量經濟分析方法與建模：EViews 應用與實例」, 清華大學出版社。

易丹輝 (2008), 「數據分析與 EViews 應用」, 中國人民大學出版社。

周賓鳳 (2010), 「計量經濟學：理論、觀念與應用」, 智勝文化。