

行政院及所屬各機關出國報告

(出國類別：研討會)

**參加 EcoMod 研討會
「Using Bayesian Methods to Estimate Small
Global Projection Models (GPMs) with
Dynare」出國報告書**

服務機關：中央銀行

姓名職稱：繆維正/經濟研究處/副研究員

出國地區：比利時

出國期間：98年7月10日至7月19日

報告日期：民國98年10月

摘要

本報告主要介紹 IMF 近年發展之季預測模型 (Quarterly Projection Model, 簡稱 QPM) 與其應用。QPM 係一包含總體經濟變數作為內生變數的聯立迴歸方程組 (Simultaneous Equations), 並以貝氏統計方法 (Bayesian Method) 進行參數估計。央行可用 QPM 瞭解經濟體其中一內生變數受衝擊時, 其他內生變數的反應, 並可以該模型做經濟預測。由於 QPM 模型結構較 DSGE 模型簡單, 且有良好的實證表現, 許多央行與 IMF 都已開始使用這些技術。

目 錄

壹、前言	2
貳、社會科學模型建構概論	2
參、貝式統計方法	4
一、貝氏定理.....	4
二、貝氏統計方法.....	5
肆、IMF 建構之 QPM 模型與 DSGE 模型	7
一、基準模型.....	7
二、加入實質與金融部門連結之模型.....	9
三、多國模型.....	10
四、加入利率期間結構與私部門利率.....	10
五、未來可能發展方向.....	11
伍、QPM 模型在臺灣經濟體的應用	11
一、一國模型之建立.....	11
二、兩國模型之建立.....	14
陸、結語與未來研究方向	15
柒、參考文獻	16
捌、附錄	16

壹、前言

職奉 派於 98 年 7 月 13 日至 17 日參加 EcoMod 在 Brussels 舉辦之訓練課程「Using Bayesian Methods to Estimate Small Global Projection Models (GPMs) with Dynare」，是 DSGE 模型建構的初階課程。在該課程中，IMF 的研究人員介紹其近年來發展，作為經濟預測與政策分析的模型，參加者來自世界各地之央行、政府機關與大學的博士班，其中包括 European Central Bank 與瑞典央行 Riksbank 的成員。EcoMod 在當週與前一週提供許多訓練課程，都與經濟或政策分析的模型建構相關。

本次研習課程內容包括社會科學模型建構概論、IMF 建立之季預測模型、貝氏統計方法在計量經濟的應用、Dynare 軟體之實地操作等，課程邀請 IMF 的研究人員與布魯塞爾自由大學（ULB）的教授擔任講師。

本報告共分為八個部分，第一部分為前言，第二部分為社會科學模型建構概論，簡介社會科學模型建構近年的發展；第三部分介紹貝氏統計方法的基本原理，貝氏統計方法為 IMF 季預測模型與 DSGE 模型估計的主要估計方法；第四部分介紹 IMF 季預測模型的發展；第五部分嘗試將 IMF 季預測模型應用在台灣的經濟體上；第六部分為結語與未來研究方向；最後為參考文獻與附錄。

貳、社會科學模型建構概論

近年來，總體經濟與貨幣經濟的研究中，數量方法運用的深度與廣度都遠超過從前。其中，DSGE（Dynamic Stochastic General Equilibrium）模型已被許多國家央行採用，作為貨幣政策分析的工具。筆者參加的課程中，有一位來自 Riksbank 的學員提到，該行大

約有四百名員工，其中大部分的工作或多或少都與數量模型相關，大約有十人專職做 DSGE 模型，分析各種衝擊對經濟環境的影響。

除了貨幣政策以外，模型的使用在經濟學其他領域也愈來愈廣。舉例而言，布魯塞爾市政府對養狗的人徵「狗稅」。若要提高狗稅，對環境有何影響，應該要提高多少？歐盟曾經在稅務改革的過程中，因為數量模型得出的結果改變決策。有一位墨西哥籍，來自 OECD 的學員提到，當他們制定最適能源稅率時，使用大量數學模型做計算。然而，這一類政策制定的問題，與自然科學不同，無法重複實驗，只能從歷史資料中萃取出相關的訊息，提高模型建構的難度。

IMF 近年來發展 Quarterly Projection Model (QPM) 的過程，是由最簡單的模型開始，逐步考慮其他因素。首先考慮一國模型，假設該國為一封閉經濟體，使用實質 GDP、實質利率、失業率等資料建構模型。最簡單的模型建立後，加入 Federal Reserve 的 Bank Lending Tightening (BLT) 資料，作為實質與金融部門的連結 (Financial-Real Linkage)。接下來考慮匯率與外國利率，建立兩國模型。

經濟模型的建立工作中，有時包括資料的建立。舉例而言，IMF 的美國模型中，加入 Bank Lending Tightening 的資料能獲得更令人滿意的結果，若台灣能投入人力建立此一資料，必能增進分析與預測的準確性。

經濟模型的建立，是由簡入繁的過程。其中，寫電腦程式做運算是一個相當花人力、時間的步驟。當程式愈來愈龐大時，除錯 (Debugging) 與計算的時間都變得相當長，許多時候程式設計者必須將程式分割成很多部分，每一部份做測試，確定沒有問題才與其他部分連結做計算。有時花了很長的時間才能讓程式正常運作，有時候程式雖然能運作，出來的結果與直覺不合，就是模型建構本身的問

題，也可能是寫程式中的邏輯錯誤。一個好的模型設計者 (Modeler) 是一個好的數學家、程式設計者與經濟學家，並且需要團隊的配合。

參、貝式統計方法

在 DSGE 與 QPM 的模型建構中，參數估計多使用貝氏統計方法，其中一個重要的理由是，貝氏統計方法在小樣本的估計能力、準確性較古典的統計方法強。經濟的時間序列資料中，有時為了避免處理經濟結構改變（也就是模型參數的改變）的複雜問題，只能考慮小樣本資料。本章第一節介紹貝氏定理，第二節以一例子介紹貝氏統計方法的基本想法，關於貝氏統計方法的理論與運算過程可參照 Robert(2007)或 Berger(1993)等書。

一、貝氏定理

以下筆者將以一個例子說明貝氏定理。假設某國家的中央政府機關員工共有 10000 人（這 10000 人是本問題考慮的範圍），其中央行有 800 人。在這 10000 人中，有 2000 人大學主修經濟系；央行的 800 人中，有 400 人在大學主修經濟系。設 A 事件代表「此人是央行的員工」，B 事件代表「此人在大學主修經濟」。事件 B 的機率 $P(B) = 2000/10000=0.2$ ，然而在 A 成立的情形下，事件 B 的機率是 $P(B|A)=400/800=0.5$ 。 $P(B|A)$ 可稱為「條件機率」(conditional probability)，代表在某個「條件」或「前提」下，某事件發生的機率。中央政府機關包含內政、外交、教育、財政等等部門，央行是其中與經濟較相關的部門，因此， $P(B)$ （任抽一人，該人為經濟系畢業的機率） $<P(B|A)$ （從央行中任抽一人，該人為經濟系畢業的機率）。若我們要計算 $P(A|B)$ ，也就是「已知此人是經濟系畢業的前提下，此人來自央行的機率」，以古典機率的觀點，分母應是「考慮範圍中所有事

件總數」，也就是 2000 人；分子是「考慮範圍中發生該事件的個數」，也就是 400 人，因此， $P(A|B)=400/2000=0.2$ 。若是將分子分母的「個數」改寫成「機率」的形式，分母代表「任抽一人，此人在大學主修經濟」的「機率」，分子是「任抽一人，此人為央行員工且大學主修經濟」的「機率」， $P(A|B)=P(AB)/P(B)=0.04/0.2=0.2$ 。

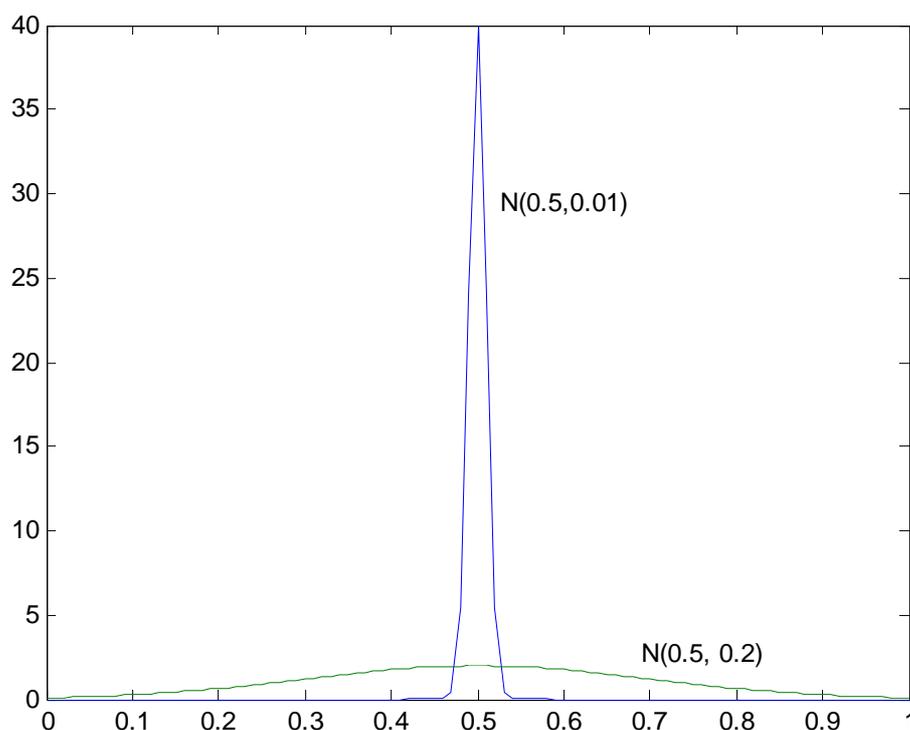
二、貝氏統計方法

假設某一國家的總統已經上任三年，國家統計局設法調查民眾對總統的滿意度。為簡化問題起見，我們將民眾的意見分為「滿意」與「不滿意」兩種，每一位民眾都是屬於兩種意見其中之一，沒有「不知道」或「沒意見」的選項。根據 A 研究員過去的經驗，總統的施政滿意度長期以來維持在 50% 的水準，也就是一半左右。一個月前總統推出一項新政，有些人滿意，有些人不滿意。A 研究員試著抽樣調查瞭解民眾的滿意度。假設此滿意度為 p 。

由於資源限制，A 研究員首先由全國抽出 20 人，發現對總統新政滿意者有 12 人。若完全不考慮 A 研究員過去的經驗，A 研究員認為總統的滿意度大約是 $12/20=60\%$ 。然而，由於 A 研究員過去的經驗，總統的施政滿意度約為 50%，A 研究員可能將此訊息加入，做出「總統的施政滿意度大約界在 50% 至 60% 之間」或「總統的施政滿意度大約為 54%」的結論。

什麼情形下，A 研究員會做出「總統的施政滿意度大約為 52%」？什麼情形下，A 研究員會做出「總統的施政滿意度大約為 58%」呢？主要視 A 研究員對「總統的施政滿意度 $p=50\%$ 」一陳述的信心決定。若 A 研究員對該陳述有相當的信心，可能做出 $p=52\%$ 的結論；反之，可能做出 $p=58\%$ 的結論。

在貝氏統計中，由 A 研究員過去的經驗，可以假定 p 為一隨機變數，而非 $p=0.5$ 。此一隨機變數的分配稱為「先驗分配」(prior distribution)。在本問題的架構中，取 p 為一平均值為 0.5 的隨機變數較合理。舉例而言，可假定 $p \sim N(0.5, 0.01)$ 或 $p \sim N(0.5, 0.2)$ ¹。N 代表常態分配，第一個參數表示平均數，第二個參數為標準差。若 A 研究員對「 $p=0.5$ 」有相當的信心，則取較低的標準差，也就是該先驗分配相當集中於 0.5 附近，例如 $p \sim N(0.5, 0.01)$ ；若 A 研究員對「 $p=0.5$ 」有的信心較小，則取較高的標準差，例如， $p \sim N(0.5, 0.2)$ ，也就是該先驗分配較為分散，但中心仍是 0.5（見圖一）。



圖一：參數 p 之先驗分配

如果 A 研究員有足夠的經費與時間，由全國抽出 20000 人做調

¹ 任一常態分配的範圍是正負無限大，惟此兩機率分配大部分落在 0 與 1 之間，尚可作為估計參數 p 的先驗分配。亦可將大於 1 與小於 0 的部分除去，再加大 0

查，對總統施政滿意的人有 12000 人，則 A 研究員可做出「總統的施政滿意度大約為 60%」的結論。12000/20000 與 12/20 的比值完全相同，但由於 20000 人是相當大的樣本，A 研究員傾向於相信抽樣的結果，過去的經驗對結論不再有重要的影響；20 人是相當小的樣本，其中 12 人對總統施政表示滿意，可能是出於抽樣的誤差，因此，加入過去的經驗對做判斷的影響較大。

以貝氏統計的術語而言，「以 A 研究員過去的經驗，總統施政滿意度大約為 50%」，是先驗分配。加入樣本後，評估總統的滿意度，是後驗分配 (posterior distribution)。若考慮的統計問題為小樣本，先驗分配對參數估計有一定程度的影響；若考慮的統計問題的樣本數愈大，先驗分配對參數估計的影響愈小。

在以上評估總統滿意度的問題中，取得大量的抽樣資料(大樣本)似乎不困難，不見得需要考慮先驗分配。有些統計問題不容易取得大樣本，使用貝氏方法做統計推論就變得相當重要。例如，總體經濟就長期而言，結構可能發生改變(模型參數改變)，因此只能以短期的資料估計參數。有一些醫學實驗成本相當高，只能以小樣本進行統計推論。

在貝氏統計方法中，先驗分配的選取可根據歷史經驗，也可根據研究者對問題的主觀判斷。

肆、IMF 建構之 QPM 模型與 DSGE 模型

一、基準模型

近年來，IMF 發展出兩種主要模型——動態隨機一般均衡(Dynamic Stochastic General Equilibrium, DSGE)模型與季預測模型(Quarterly

與 1 之間的機率密度，但結果不會有太大改變。

Projection Model, QPM) — 用以分析經濟行為與預測未來經濟發展。DSGE 模型有相當完整的個體經濟理論作為基礎，在分析結構改變與長期的財政赤字、經常帳赤字方面相當有用。QPM 則使用四到五個行為方程式 (Behavior Equations) 描述總體經濟結構，模型建構的過程較簡單，政策制訂者也易於瞭解。其中，主要的總體經濟變數包括產出、通貨膨脹率、短期利率、匯率與失業率。

許多國家都希望藉著預測瞭解本國經濟未來的走勢，但自身發展預測模型的能力相當有限。這些國家通常參考 IMF 的 World Economic Outlook (WEO) 或 OECD 的 Economic Outlook。然而，這些預測通常是每半年或每年發佈一次，頻率過低。有些央行因此仰賴投資銀行的預測報告，或是非官方機構的調查結果。將不同來源的預測結果結合在一起並不是一個合理的作法。此外，若沒有自己的模型，無法作情境分析。舉例而言，貨幣政策委員會的成員可能會提出一些假設性的問題，如「『如果美國經濟成長較預期差若干百分點』或『如果油價飆升至每桶 100 美元以上』，預測當如何調整？」若沒有自己的模型，便難以對這些情境做分析。IMF 發展 QPM 的重要目的，就是幫助各國能以模型做本國經濟預測，並且自行維護、調整模型。由於 QPM 模型較 DSGE 模型簡單，許多央行與 IMF 的 Country Desks 都已開始使用這些技術。過去，QPM 模型的參數都由研究該國家的專家校正 (Calibration) 而得。

IMF 在後續的研究中，做了兩項延伸。首先，貝氏 (Bayesian) 統計方法被運用在模型參數的估計。以往參數決定的方法，除了貝氏統計方法之外，可粗分為兩種。第一，「校正」的概念是以過去的經驗，以主觀判斷將某參數設定為一固定值，不考慮新的資料對模型的影響。這種方式能建立相當合理的模型，但主要的缺點在於主觀成分

過大。第二，古典的統計方法作參數估計是完全以資料作為估計參數的依據。貝氏方法界於以上兩種方法之間，允許研究者將個人對參數的主觀認識投入模型中（即先驗分配），同時加入資料中的訊息。由於經濟結構的改變，用以做參數估計的資料量不能太長，以傳統仰賴大樣本的估計方法無法獲得準確的結果。貝氏方法在處理小樣本能力則較強，取樣偏差對估計結果的影響較小。

第二項延伸是模型的擴大。IMF 除了考慮美國一國模型，也將其他經濟體加入，如歐元區、日本、新興亞洲、產油國家、加拿大、蘇俄等等。多國模型可用來評量一國家受到衝擊時對另一國家的影響。除此之外，IMF 也將這些國家與其餘國家結合成為一全球預測模型（Global Projection Model），使研究者能除了瞭解一國受衝擊時，對另一國的影響，也能瞭解全球受衝擊時，這些國家受到的影響。IMF 需要這一類的模型做全球預測，並且幫助央行的預測者評估外在環境對該國的影響。大規模的 DSGE 模型有潛力達到這目標，但完成這一模型需要相當長的時間。

二、加入實質與金融部門連結之模型

1950 年代至 1990 年代，景氣循環走入低點主要來自通貨膨脹壓力，促使中央銀行升息以應對。1990 年代以來的景氣循環卻不盡然如此，但金融部門對實體經濟仍有相當程度的影響。所以，在模型的設定中，除了中央銀行的利率政策外，尚須加入實質與金融部門連結的變數（Financial-Real Linkage）。

IMF 的研究中發現，在美國的模型中加入金融變數 Bank Lending Tightening（BLT）能改善模型的效能。BLT 是 Federal Reserve 針對資深放款人員對於銀行放款情形的調查（Senior Loan Officer Opinion Survey on Bank Lending Practices），每位受調者能回答「相當緊俏」、

「有些緊俏」、「有些寬鬆」、「相當寬鬆」等四種選擇其中之一。BLT 的變數是將回答「相當緊俏」、「有些緊俏」的比例減去「有些寬鬆」、「相當寬鬆」的比例，因此，BLT 愈高，表示資金市場愈緊俏。

三、多國模型

建立四國以上模型的過程則相當複雜。理論上，在模型中加入更多國家可建立多國模型，但估計模型的時間卻隨著國家的個數大幅增加。可以下列方法解決此一問題：

1. 可先固定三國模型的設定與參數，再估計第四國的模型參數。首先由最大的經濟體開始，然後將其他經濟體由大而小逐一加入。如此一來，小型經濟體對大型經濟體的影響不大，所以係數估計的準確程度會落在可接受的範圍內。

2. 另一個加入新國家的方法，允許新加入的國家影響原先在模型裡的國家，但仍然保持原先在模型的國家係數不變。舉例而言，吾人可允許新加入國家的需求影響大國的總和需求。

3. 若新加入的國家在某個意義上相當重要，比如說產油國家會影響原油市場，我們可以允許新加入的國家影響大國中某些部分的參數估計（如原油部門）。

截至目前為止，我們用第二種方法逐一加入五個拉丁美洲國家，也可以此方法將五國視為一體加入模型中。

四、加入利率期間結構與私部門利率

除了發展多國模型以外，尚可在模型中加入各種到期日的政府債券（如 90 天、一年、三年、十年等）與各種到期日的貸款利率（如一年、三年、十年等），用以探討量化寬鬆與信用寬鬆政策的效果。90 天的政府債券利率與聯邦資金利率相關，也與序列相關的風險貼水衝擊有關。一年以上的政府債券殖利率則與對期間結構的預期與期

間風險貼水相關。房屋貸款的利率，則可視為同一期間的政府殖利率再加上隨時間改變的風險貼水。

五、未來可能發展方向

除了上述的模型延伸外，IMF 也提出以下模型建構的發展方向：

1. 加入更多金融部門變數，例如，歐元區與日本的 BLT 變數、長短期債券利差、CDS 利差、新興市場的銀行貸款利差等，以解釋金融與實質部門連結與國家風險貼水。

2. 使用產能利用率 (capacity utilization) 變數以衡量潛在成長率。

3. 在模型中，加入財政部門。

4. 在模型中，同時使用 CPI 指數與核心 CPI 指數。

5. 更適切地解釋原油部門在經濟體的角色，並加入其他商品價格。

6. 加入更多國家或群體，例如中國、其他新興亞洲國家等等。

7. 連結不完全信用模型。

8. 將模型預測結果與其他模型做比較。

伍、QPM 模型在台灣經濟體的應用

在本章中，筆者以該研討會中習得的方法，嘗試建立台灣一國與台、美兩國之簡單 QPM 模型²。

一、一國模型之建立

首先考慮台灣的 GDP³ (以 Y_t 表示)、潛在產出 (以 \bar{Y}_t 表示)、產出缺口 (以 y_t 表示)、潛在成長率 (以 g_t 表示)、失業率⁴ (以 U_t 表示)、

² 本模型僅代表筆者個人觀點，並不代表中央銀行之觀點。

³ 本報告中提及之 GDP 增加率資料皆為季調後年率資料 (QoQ, SAAR)。

⁴ 本報告中提及之失業率資料皆為季調後資料 (SA)。

無加速通膨失業率（以 \bar{U}_t 表示）、失業率缺口（以 u_t 表示）等總體經濟變數。我們使用的資料為 1981Q1 至 2008Q4 的季資料。首先定義 Y 等於對 GDP 取 log 後乘一百倍， \bar{Y}_t 代表對潛在 GDP 取 log 後乘一百倍， $y_t = Y_t - \bar{Y}_t$ ，即產出缺口的百分比率。潛在成長率 g_t 遵循

$$\bar{Y}_t = \bar{Y}_{t-1} + g_t/4。$$

失業率缺口遵循 AR(1)過程：

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + \varepsilon_{y_t}。$$

同理，我們也定義失業率缺口為失業率與 NAIRU 的差值，即 $u_t = \bar{U}_t - U_t$ 。由於筆者考慮季資料，某一季的失業率為三個月失業率的平均值。此外，該模型中假設 NAIRU 遵循一隨機漫步過程 (random walk process)：

$$\bar{U}_t = \bar{U}_{t-1} + \varepsilon_{u_t}。$$

在模型中，假設潛在成長率與產出缺口都可能受到衝擊。潛在成長率為一平穩過程 (stationary process)，可能在經濟成長的過程中受到衝擊 (shock)，並有均值回歸 (mean-reverting) 的特性：

$$g_t = \tau g_0 + (1 - \tau) g_{t-1} + \varepsilon_{g_t}。$$

最後，加入描述產出對失業率的影響，即 Okun's law：

$$u_t = \alpha_1 u_{t-1} + \alpha_2 y_t + \varepsilon_{u_t}。$$

聯立以上七條方程式，可得：

$$y_t = Y_t - \bar{Y}_t；$$

$$\bar{Y}_t = \bar{Y}_{t-1} + g_t/4；$$

$$g_t = \tau g_0 + (1 - \tau) g_{t-1} + \varepsilon_{g_t}；$$

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + \varepsilon_{y_t}；$$

$$u_t = \alpha_1 u_{t-1} + \alpha_2 y_t + \varepsilon_{u_t}；$$

$$\bar{U}_t = \bar{U}_{t-1} + \varepsilon_{u_t}；$$

$$u_t = \overline{U}_t - U_t;$$

以上變數中，可觀察到的資料只有 GDP、失業率。筆者需以有限之資訊對參數作適當估計。在資訊有限的情形下，若以古典方法直接估計，可能會造成估計量無法收斂。筆者選擇以貝氏方法估計模型，先設定各參數的先驗分配。若先驗分配設定不適當，也會造成估計量無法收斂的結果。一般而言，先驗分配設定主要根據經濟專家對某一特定參數的瞭解，再加入其主觀判斷，惟在本報告中，筆者採取一較穩健的作法，降低主觀成分，適當地估計潛在產出與 NAIRU，獲得完整的資料後，對參數做一概略的估計，再選取先驗分配中的參數。筆者以 HP Filter(1600)找出兩者的趨勢，作為潛在 GDP 與無加速通膨失業率的值⁵。

筆者以簡單迴歸分析對參數做初步估計，然後將此估計值作為貝氏方法估計所採用之先驗分配之平均值。一般而言，一個機率分配中的參數未必代表該分配的平均數或標準差，但在 Dynare 軟體中，設定先驗分配時，若該分配只有單一參數，該參數就是此分配的平均數。若該分配有兩個參數，此兩參數就是該分配的平均數與標準差。貝氏統計方法中，先驗分配標準差的設定，在於研究者對該參數值信心的程度。如前所述，若研究者對該參數值的先驗平均值較有信心，則可選取較小的標準差。反之，若研究者對該參數先驗分配平均值的信心不夠，就選擇較大的標準差。然而，標準差太大時可能使估計量不收斂。

筆者選取先驗分配的方式簡述如後。

首先參照 IMF 的作法，選取各參數先驗分配的函數。

由於觀察到的數據只有 GDP 與失業率，筆者先以 HP Filter(1600)

⁵ 以 HP filter 找出趨勢是一較簡化的方法，我們亦可以生產函數計算潛在產出。

估計而得之潛在失業率與潛在產出作為觀察到之潛在失業率與潛在產出的值，然後計算失業率缺口與產出缺口。將以上的值皆視為觀察值，然後估計參數，將參數的估計值視為該參數的先驗分配平均值。先驗分配的標準差則視對先驗分配的信心主觀給定。筆者將選取各參數的先驗分配羅列如下：

$$\tau \sim \text{Beta}(0.95, 0.05);$$

$$g_0 \sim \text{Normal}(0.14, 0.05);$$

$$\beta_1 \sim \text{Beta}(0.7, 0.05);$$

$$\alpha_1 \sim \text{Beta}(0.7, 0.05);$$

$$\alpha_2 \sim \text{Gamma}(6.77, 0.8);$$

$$\text{Std}(\varepsilon_{gt}) \sim \text{IG}(0.015, \text{Inf});$$

$$\text{Std}(\varepsilon_{yt}) \sim \text{IG}(6.6, 0.003);$$

$$\text{Std}(\varepsilon_{ut}) \sim \text{IG}(0.1424, \text{Inf});$$

$$\text{Std}(\varepsilon_{Ut}) \sim \text{IG}(0.060, 0.05);$$

Dynare 軟體可計算各參數的後驗分配與各變數的衝擊反應 (impulse response)，並可預測未來各參數走勢。若參數的衝擊反應小於 10^{-10} ，Dynare 不會將此衝擊反應列出。圖二為潛在成長率 g 受 ε_{gt} 一個標準差的衝擊之後，各內生變數的反應。由結果可知，各內生變數的衝擊反應大致符合一般經濟直覺。

除了計算衝擊反應以外，我們可以此模型做預測。筆者將本模型做出的 GDP 成長率與失業率預測值置於圖三。由於近期 GDP 成長率波動相當大，往後數季預測的信賴區間相當寬，也就是預測結果存在高度不確定性。

二、兩國模型之建立

若吾人欲考慮一國經濟狀態改變對另一國的影響，則必須考慮兩國模型。以台灣與美國的兩國模型為例，由於美國的經濟體規模遠大於台灣，並且我們研究的對象主要是台灣，模型設定可由台灣的一國模型出發，再做簡單的擴充。若兩國經濟規模差異不大，吾人對雙方相互的影響都有興趣，則可複製一國模型的設定，作為另一國模型，再加入匯率、利差等描述兩國差異的變數。在本報告中，以一國模型為基礎，筆者加入匯率、潛在匯率、匯率預期等因素，建立台灣與美國的兩國模型：

$$X_t = \log(\text{Exchange Rate});$$

$$x_t = X_t - \bar{X}_t;$$

$$\bar{X}_t = \bar{X}_{t-1} + \varepsilon_{Xt};$$

$$xe_t = \phi X_{t+1} + (1 - \phi) X_{t-1};$$

其中 xe 為匯率預期，取 ϕ 之先驗分配為 $\text{Beta}(0.5, 0.2)$ 。

以類似方法，可求出潛在成長率受衝擊時，各內生變數的反應與 GDP 成長率的預測值，如圖四、五。在本報告中，一國模型與兩國模型的估計結果差異不大，主要是因為兩國模型較一國模型僅增加匯率變數。

陸、結語與未來研究方向

IMF 發展的季預測模型 (QPM)，在技術上的處理相當於 DSGE 模型取一階條件之後。相較於 DSGE 模型，QPM 較容易瞭解，也容易使用。

本報告中的模型設定與參數估計都相當簡單，欲將該模型應用於預測與貨幣政策分析上，則必須在以下方面多加強。首先，必須選取適當的先驗分配。本報告中的先驗分配是由 HP Filter 找出趨勢後估計

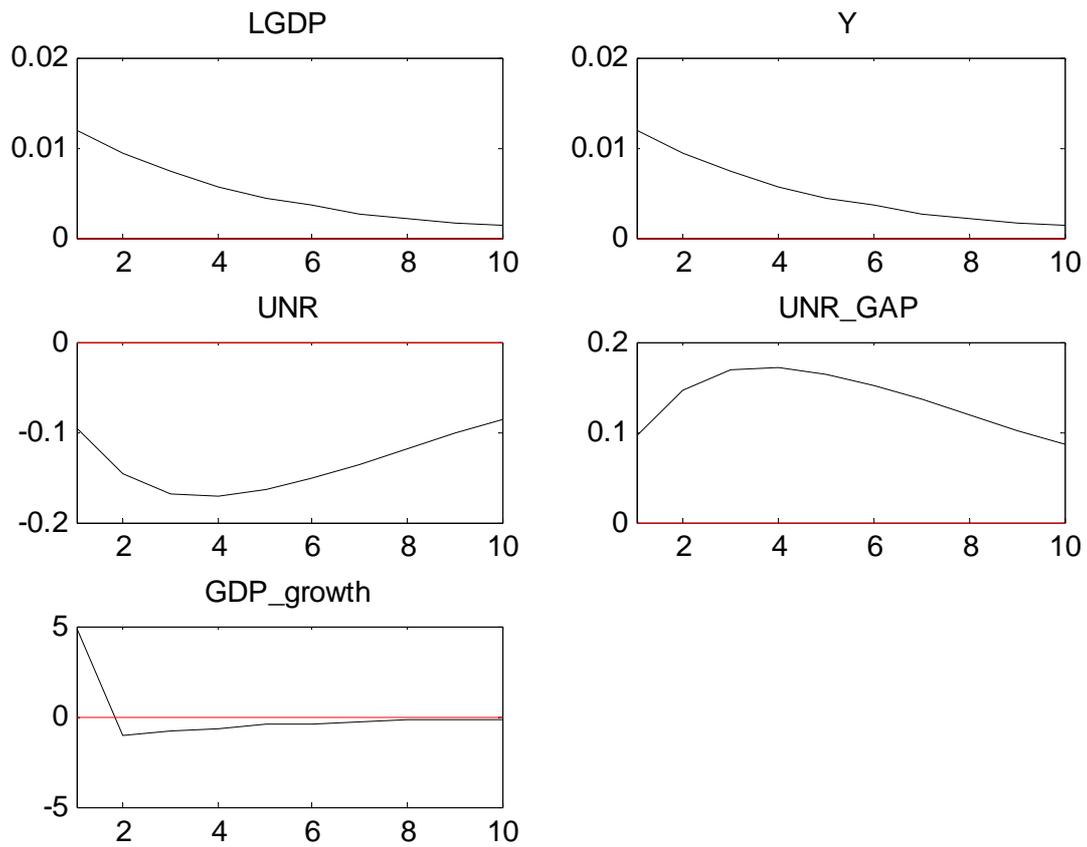
而得，未來可考慮以其他方式找出趨勢，或直接以經驗、主觀判斷設定先驗分配。在模型的設定方面，除了 GDP 與失業率，尚可加入 CPI、Phillips Curve、利率、貨幣供給等等。在模型中加入利率，能衡量貨幣政策對產出、物價的影響。兩國模型中，除了匯率以外，可加入外國利率、利差等等。央行可使用這一類的模型，評估貨幣政策對產出與物價的衝擊，以及預測各總體經濟變數的走勢。

柒、參考文獻

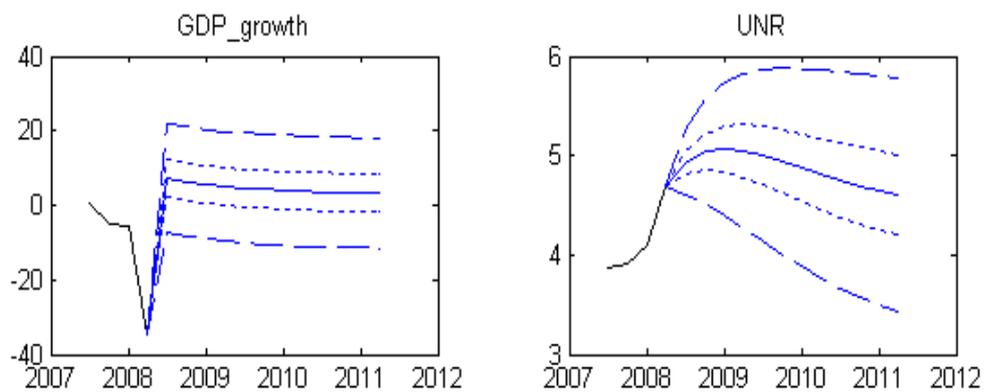
1. Berger, J.O., 1993, *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis*, Springer.
2. Carabenciov, I., I. Ermolaev, C. Freedman, M. Juillard, O. Kamenik, D. Korshunov and D. Laxton, 2008, “A Small Quarterly Projection Model of the US Economy”, IMF Working Paper.
3. Kamenik, O., D. Laxton, and T. Matheson, 2009, “An Overview of the Global Projection Model (GPM): Structure and Applications”, EcoMod Lecture Notes.
4. Robert, C. P., 2007, “The Bayesian Choice: From Decision-Theoretic Foundations to Computational Implementation”, Springer Texts in Statistics.

捌、附錄

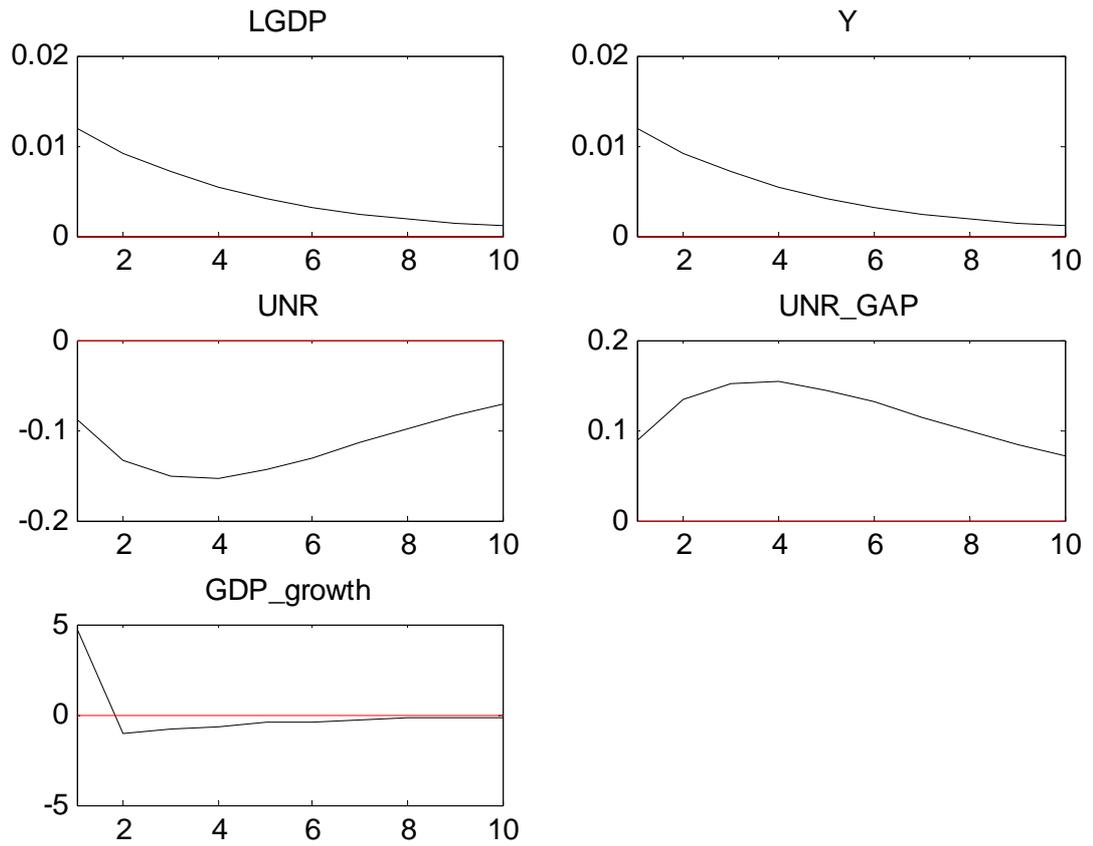
請見下頁。



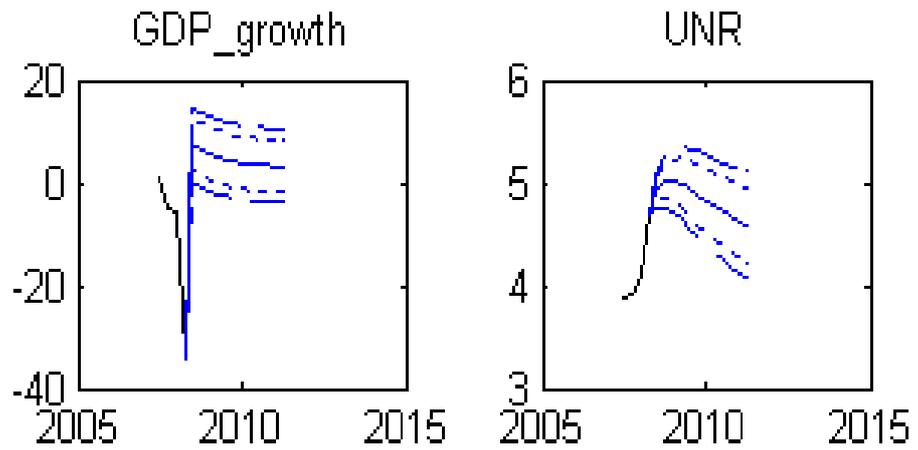
圖二：一國模型中，潛在成長率受衝擊時，各內生變數的反應。



圖三：一國模型中，實質 GDP 成長率預測值與失業率預測值。



圖四：兩國模型中，潛在成長率受衝擊時，各內生變數的反應。



圖五：兩國模型中，GDP 成長率與失業率的預測值。