

國立交通大學

統計學研究所
碩士論文

國際股票市場波動性與共整合之探討

A study on Volatility and Cointegration of
International Stock Market



研究生：蘇慶富

指導教授：周幼珍 博士

中華民國九十三年六月

國際股票市場波動性與共整合之探討

A study on Volatility and Cointegration of
International Stock Market

研究生：蘇慶富

Student : Ching-Fu Su

指導教授：周幼珍 博士

Advisor : Yow-Jen Jou



A Thesis
Submitted to Institute of Statistics
College of Science
National Chiao Tung University
in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master
in
Statistics
June 2004
Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十三年六月

國際股票市場波動性與共整合之探討

研究生：蘇慶富

指導教授：周幼珍 博士

國立交通大學統計學研究所



本論文是探討國際股票市場的波動性與相關性。波動性方面，利用對稱與不對稱 GARCH 族模型、波動模型中殘差項不同假設以及 ARCH-In-Mean 現象之與否來選取最佳之預測波動模型。相關性方面，利用共整合分析確認是否有共整合之現象存在，並探討其存在時之共整合模型及其相關性。綜合以上所述並搭配市場交易策略作正確的投資。

誌 謝

在統計所這兩年求學生涯中，不論在專業知識之學習或生活經驗之累積，皆使我獲益良多。本論文的完成，首先要感謝我的指導教授 周幼珍老師的悉心指導，以培養我獨立思考之研究能力，也感謝口試委員周若珍教授、徐南蓉教授以及李昭勝教授的參與指教，使我將論文修正的更加清楚完整。

在生活上，要感謝展玉及冠州在我學習低潮時，適時給予我精神上的鼓勵與關懷；同時，也感謝同學怡均、巧慧、淑珍、忠庭、文祥、欣妤、超毅、志浩、政輝、忠憲，在我學習研究過程中，給予我協助及關心，以及閒暇之餘一起運動娛樂，感謝你們豐富了這兩年的生活，留下了深刻美好的回憶。

最後，要感激父母親及家人這麼多年來的栽培與支持，你們的照顧及關心，才能讓我在毫無顧慮下順利的完成學業。在此，將以本篇論文獻給曾經給我鼓勵協助的家人、師長、朋友以及同學們，並致上我最誠摯的謝意。

慶富 謹誌于

國立交通大學統計學研究所
中華民國九十三年六月

目錄

目錄	V
表次	VII
圖次	IX
第一章 緒論	1
第一節 研究動機	1
第二節 研究目的	3
第三節 研究方法與步驟	4
第四節 研究對象與資料來源	5
第五節 論文架構	7
第二章 理論基礎與相關文獻回顧	8
第一節 ARCH 與 GARCH 模型理論	8
第二節 不對稱 GARCH 模型理論	11
第三節 VAR 與 VECM 模型理論	12
第三章 模式估計與檢定方法	15
第一節 單根檢定	15
第二節 模式估計方法	17
第三節 模式檢定方法	25
第四節 共整合向量的估計與檢定	27
第五節 共整合向量與其個數的檢定	30
第肆章 實證結果與分析	32
第一節 GARCH 族分析	32
第二節 共整合分析	63
第伍章 結論與建議	78
第一節 結論	78

第二節 建議	79
第三節 未來的研究方向	80
參考文獻	81



表次

第肆章 第一節 GARCH 族分析:

表 4-1 股價指數單根檢定	35
表 4-2 股價報酬率單根檢定	35
表 4-3 股價報酬率基本統計量	36
表 4-4 殘差相關性與 ARCH 效果檢定	47
表 4-5 GARCH 模型參數估計值(台灣)	55
表 4-6 EGARCH 模型參數估計值(台灣)	55
表 4-7 GJR-GARCH 模型參數估計值(台灣)	56
表 4-8 GARCH 模型參數估計值(美國)	56
表 4-9 EGARCH 模型參數估計值(美國)	57
表 4-10 GJR-GARCH 模型參數估計值(台灣)	57
表 4-11 台灣預測績效比較(1)	58
表 4-12 台灣預測績效比較(2)	58
表 4-13 美國預測績效比較(1)	59
表 4-14 美國預測績效比較(2)	59
表 4-15 模型合適檢定	62

第肆章 第二節 共整合分析:

表 4-16 股價指數取自然對數單根檢定	68
表 4-17 自然對數指數一次差分單根檢定	68
表 4-18 相關性矩陣	69
表 4-19 VAR 模型落後期之選取	70
表 4-20 VAR 模型誤差項檢定	71
表 4-21 共整合向量個數檢定	71
表 4-22 VECM 模型殘差項檢定	74

表 4-23 VECM 模型參數估計值	75
表 4-24 GARCH 模型參數估計值	76
表 4-25 因果關係	76



圖次

圖 1-1 研究流程	6
第肆章 第一節 GARCH 族分析:	
圖 4-1 台灣股價指數散佈圖	33
圖 4-2 美國股價指數散佈圖	33
圖 4-3 日本股價指數散佈圖	34
圖 4-4 香港股價指數散佈圖	34
圖 4-5 台灣股價報酬率散佈圖	37
圖 4-6 美國股價報酬率散佈圖	37
圖 4-7 日本股價報酬率散佈圖	38
圖 4-8 香港股價報酬率散佈圖	38
圖 4-9 台灣股價報酬率之 QQ-plot	40
圖 4-10 美國股價報酬率之 QQ-plot	40
圖 4-11 日本股價報酬率之 QQ-plot	41
圖 4-12 香港股價報酬率之 QQ-plot	41
圖 4-13 台灣股價報酬率之 ACF 與 PACF	43
圖 4-14 美國股價報酬率之 ACF 與 PACF	44
圖 4-15 日本股價報酬率之 ACF 與 PACF	45
圖 4-16 香港股價報酬率之 ACF 與 PACF	46
第肆章 第二節 共整合分析:	
圖 4-17 台灣股價指數散佈圖	64
圖 4-18 美國股價指數散佈圖	64
圖 4-19 日本股價指數散佈圖	65

圖 4-20 香港股價指數散佈圖	65
圖 4-21 台灣股價指數取自然對數散佈圖	66
圖 4-22 美國股價指數取自然對數散佈圖	66
圖 4-23 日本股價指數取自然對數散佈圖	67
圖 4-24 香港股價指數取自然對數散佈圖	67



第壹章 緒論

第一節 研究動機

近年來在國際化與自由化潮流的趨勢下，全球經濟由過去的封閉型態轉為開放經營體系。多國籍企業的成立、海外證券發行及國際投資管道增加，加上各國政府在自由化的浪潮下逐步解除對外匯及資本市場的法令管制，促使市場機能較能自由運作，國際政治與經濟活動日趨活絡促使國際資本與資本移動急速增加，皆使國際金融關聯性大增，也使國際股市產生共移效果(effect of co-movement)。

由於證券市場日趨健全、活絡的情況下，台灣的證券市場的自由化與國際化乃成為另一重要課題。政府為因應金融自由化、證券國際化的世界潮流，於民國80年核准外國機構投資者直接投資我國股市，使得國內外資金移動日趨自由與頻繁，各種國際投資的機會亦伴隨出現。而在面對有較多投資機會之時，是否能透過股市進行國際多角化投資來提高投資效益，就必須瞭解國際市場間的共移關係及股市間股價報酬波動的遞移效果(effect of transmission)。

環顧各國股票市場，往往受到公司消息面、外匯市場、全球景氣及經濟、國際股市之影響，股市股價變動之波動性(volatility)普遍具有高度變異性與不易事先或無法事先預測之特性。本質上，股價波動具有波動群聚(cluster)或資訊不對稱(asymmetry)效果，因而建立能夠反應上述波動群聚與波動不對稱現象波動模型，才能增進波動預測之準確性，以提供資產組合之選擇、衍生性金融資產之定價、

動態避險策略以及資產期間風險之估計...等之運用。這也是本文研究股市行為之重要研究課題。

爲了正確捕捉股市股價在時間上的波動性變化，預測其波動效果或波動行爲，在經濟計量方法中，一般包含有傳統時間序列假設股價符合常態分配，平均數維持某一水準，且變異數固定爲常數下之自我迴歸(AR)模型、移動平均(MA)模型，以及自我迴歸移動平均(ARMA)模型。Engle(1982)提出自我迴歸條件異質變異數(auto-regressive conditional heteroskedasticity ; ARCH)模型，主要假設股價之平均數維持某一水準，且允許變異數具有異質性，其模型能夠偵測捕捉到股市股價條件變動之效應:大變動之後常跟隨著大變動，小變動之後跟隨著小變動;亦即股價波動有聚集之現象，反映出股價報酬之變異數是隨時間而改變。以及 Bollerslev(1986)提出之一般化自我迴歸條件異質變異數(generalized autoregressive condition heteroskedasticity ;GARCH)模型:認爲 ARCH 應該將前期之條件變異數加入模型中作爲解釋變數才能夠解決 ARCH 模型須較長之落後項(lag)以及條件變異數恆爲正之條件下，以建立 GARCH 模型，其優點有：1.能夠藉過去之未預期變動與波動之資訊來預測未來條件變異數波動模型以及 2.容易對模型加以擴充或改善(例如:引進外生變數)，探討對條件變異數波動之影響。對於 GARCH 模型之運用與時間序列模式之測定，一些學者發現對於利多(殘差項符號爲正)之波動變化不同於利空(殘差項符號爲負)之波動變化，對於波動有不對稱現象存在，這些學者例如:Nelson(1991)、Gloseten，Jagannathan 與 Runkle(1993)...等提出不對稱

GARCH 模型，其差異在於傳統之 GARCH 模型對於利多所以引發之波動會高估，利空所引發之波動會低估。因而，在預測方法中，建構不對稱 GARCH 模型消除對於利多所引發之波動會高估，利空所引發之波動會低估以進行預測，也成為本文研究之重要動機之一所在。

本文研究之另一重要動機為利用 Engle and Granger(1987)所提出之共整合 (cointegration)分析去檢定市場間是否隱含了長期的均衡關係，藉由這個長期的均衡關係更能了解不同國家的股市如何互相影響。

依據上述可知，投資者進行國際投資時，通常必須關心國際資本市場的動態及國際政治、經濟局勢的變化。因此，又基於台灣、美國、日本與香港在投資、貿易及資本流動都有密切關係。本文針對這四個股票市場股價指數報酬率之波動率預測及是否具有共整合現象作一探討與分析以了解預測的準確與否及彼此間的互動關係，同時也可對國際股票市場之間的關聯有更完整的了解。

第二節 研究目的

基於上一節研究動機，以台灣、美國、日本與香港等四個國家的股票市場為研究對象，探討波動之預測及彼此互動關係，其目的如下：

- (一) 蒐集文獻並探討描述波動對稱與不對稱之各種模型以作為後續相關模式之參考，並提出相關估計與檢定方法來有效建立預測模式。
- (二) 利用共整合分析探討四個國家股價報酬率是否會相互影響及其因果關係。
- (三) 綜合上述實證結果與分析及預測績效之評估，提出建議，提供投資者作投資

組合之選擇、風險之估計衍生性金融資產之定價、動態避險策略以及資產期間風險之估計…等之決策，作為投資者投資、政府機關及學術研究者研究相關決策之參考。

第三節 研究方法與步驟

一、研究方法

本文在研究時間數列資料前以 DF 單根檢定法進行台灣、美國、日本與香港等四個國家股價指數之穩定性(stationary)檢定，使得到穩定的時間序列資料，分別以對稱及不對稱 GARCH 模型作預測評估及利用共整合模型研究這四個國家股價指數的共整合關係，觀察四個變數間長期均衡關係。

二、研究步驟

本文依照上述研究方法擬定研究步驟如下：

- (一) 蒐集對稱與不對稱 GARCH 模型之相關文獻，並探討其基本理論以進行文獻回顧。
- (二) 建立對稱與不對稱 GARCH 模型，並探討其特性。
- (三) 建立估計與檢定方法。

建立各種模型所須之相關估計與檢定。例如:單根檢定，GARCH 模型、不對稱 GARCH 模型之估計方法、共整合分析、向量自我迴歸模型(VAR)、向量誤差修正模型(VECM)，以建立正確模型。

其中，VAR(Vector Autoregressive)，VECM(Vector Error Correction Model)。

- (四) 依據四個國家股價基本統計資料測定是否有變異數異質現象。主要在瞭解大變動之後是否跟隨著大變動，小變動之後是否跟隨著小變動;亦即股價波動有聚集之現象，反映出股價報酬之變異是否隨時間而改變。
- (五) 建立文獻上所述之對稱與不對稱 GARCH 模型進行模型之建立，依據預測績效指標評估何者模型最佳。
- (六) 就所建立的 VECM 模型，探討其特性並分析實證結果。
- (七) 針對實證結果與分析作結論與建議。

本研究之流程大綱繪於圖 1-1。

第四節 研究對象與資料來源

一、 研究對象

以台灣加權指數、美國那斯達克指數、日本東京 225 指數與香港恆生指數從 1986.1.1~2004.3.31 之月指數來探討對稱與不對稱 GARCH 模型的波動預測比較。

以台灣加權指數、美國那斯達克指數、日本東京 225 指數與香港恆生指數從 1997.7.1~2003.12.31 之週指數進行共整合分析。

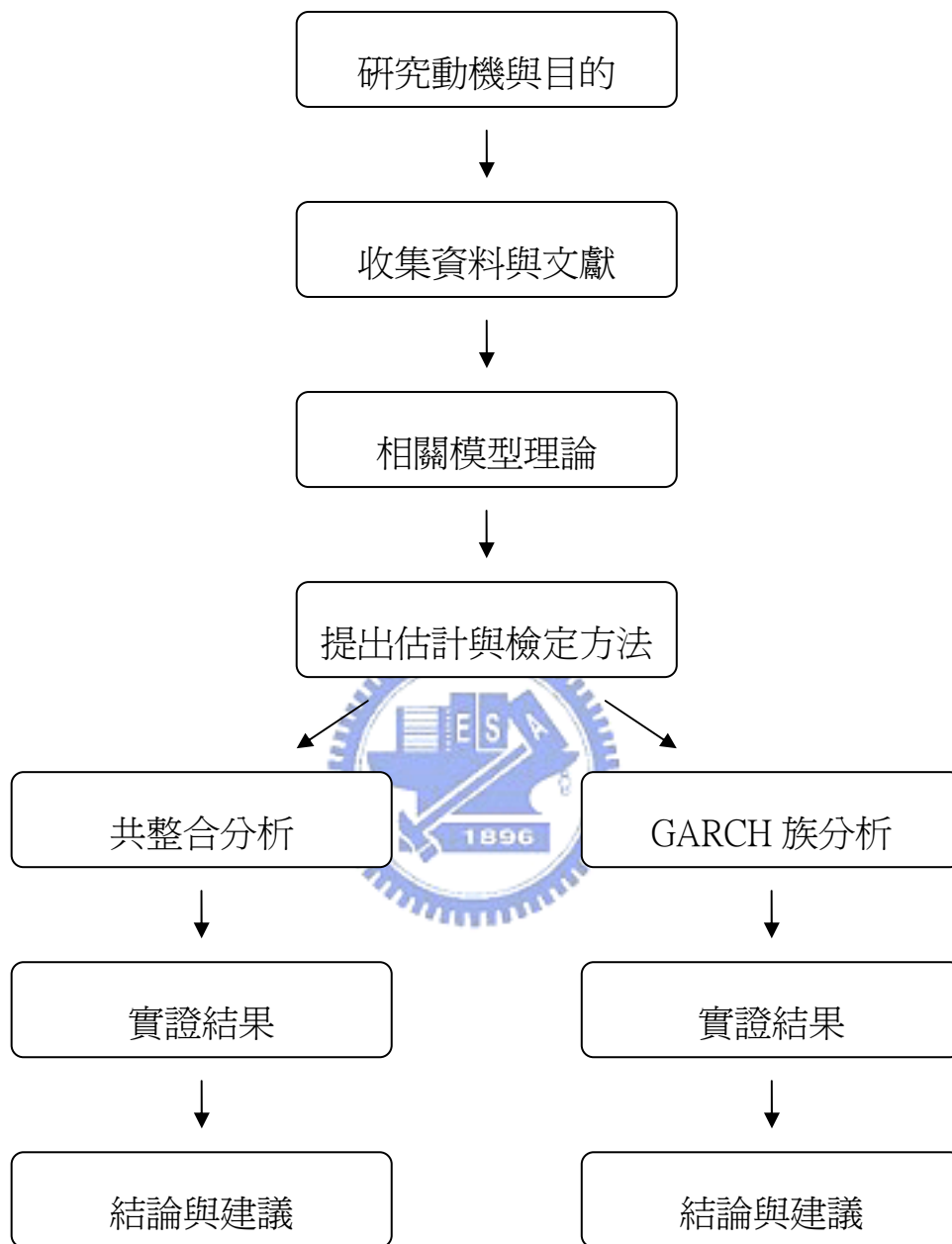


圖 1-1 研究流程

二、資料來源

台灣股市股價資料取自台灣經濟新報，美國那斯達克、日本東京 225 指數與香港恆生指數取自<http://finance.yahoo.tw>之網站。

第五節 論文架構

本論文共分五章，各章研究內容如下：

第壹章 緒論：

說明研究動機與目的、研究方法與步驟、研究對象、資料來源與論文假構。

第貳章 理論基礎與相關文獻回顧：

探討 1980 年以後 ARCH、GARCH、不對稱 GARCH、VAR 與 VECM 模型之應用與發展。

第參章 模式估計與檢定方法

介紹在建立對稱與不對稱 GARCH 模型時所採用的估計與檢定方法，以及在共整合分析中採用的估計與檢定方法。

第肆章 實證結果與分析

針對研究方法所產生的實證結果加以分析。

第伍章 結論與建議

歸納本研究實證結果的結論，並提出建議，作為後續研究者之參考。



第貳章 理論基礎與相關文獻回顧

第一節 ARCH 與 GARCH 模型理論

對於金融資產的價格調整行爲，通常假設其報酬波動是對稱的且條件變異數爲固定值，可進行多元迴歸或時間序列模型建立。

然而學者 Engle(1982)發現股價大的變動之後常跟隨著大變動，小的變動之後跟隨著小變動，也就是股價的波動具有聚集現象，反映出股價報酬的變異數是隨著時間而改變。因此，發展自我迴歸異質條件變異數(auto-regressive condition heteroskedasticity;ARCH)模型，認爲時間序列資料之條件變異數受前期殘差項平方的影響，在隨機過程中允許條件變異數具有隨時間的改變而變動的特性。亦即模型建構中，除了多元迴歸(條件平均方程式:mean equation)，還須加入殘差項平方的自我迴歸移動平均模型(ARMA)(條件變異方程式:volatility equation)中，才能增加未來波動預測的準確性。以下述及 Engle(1982)的 ARCH 模型理論。

(一) 自我迴歸條件異質變異數模型(ARCH)

ARCH 模型乃是修正傳統迴歸模式變異數爲固定的假設，提出時間序列資料之條件變異數受過去 m 期殘差項平方影響，也就是條件變異數可隨著時間改變。

ARCH(m)過程如下:

$$y_t = \gamma x_t + a_t, a_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i a_{t-i}^2 \quad (2-1)$$

$$\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m, \sum_{i=1}^m \alpha_i < 1$$

其中， y_t :符合 ARCH 模型之時間序列資料

Ω_{t-1} :代表在 t-1 期時，所有可收集到的已知資訊

γx_t : y_t 的條件平均數，是落後期內生變數與外生變數之線性組合

m:為 ARCH 過程的階數

σ_t^2 :為條件變異數，會受到過去 m 期殘差項的干擾

在 ARCH 模型中，由於假設條件變異數為前期殘差項平方之函數，所以當前期產生大幅度變動時將伴隨著下期也呈同方向大幅度變動;前期小幅度變動將伴隨著下期也產生同方向小幅度變動，因此與傳統的時間序列方法相比，ARCH 分析確實較能符合實際經濟資料的特性。

(二) 一般化自我迴歸條件異質變異數模型(GARCH)

一般而言，ARCH 模型在估計條件變異數時，通常假設在條件變異數方程式中有一固定的線性遞延(lag)結構，且為了避免係數為負，通常會被要求有較長的遞延。為解決此問題，Bollerslev(1986)提出一般化 ARCH 模型。

Bollerslev 依據 ARMA 模型的認定方式，即受自我迴歸影響也受移動平均影響;也就是使條件變異數不僅受前期預測殘差的影響，也受前期條件變異數的影響

響，而形成 GARCH 模型。

GARCH(m,s)模型如下:

$$y_t = \gamma x_t + a_t, a_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2-2)$$

$$\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m, \beta_j > 0, j = 1, 2, \dots, s, \sum_{i=1}^m \alpha_i + \sum_{j=1}^s \beta_j < 1$$

其中， y_t :符合 GARCH 模型之時間序列資料

Ω_{t-1} :代表在 t-1 期時，所有可收集到的已知資訊

γx_t : y_t 的條件平均數，是落後期內生變數與外生變數之線性組合

m:為 ARCH 過程的階數

s:為 GARCH 過程的階數

但較常用的為 GARCH(1,1)，即

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

$$\alpha_0 > 0, \alpha_1 \geq 0, \beta_1 \geq 0, \alpha_1 + \beta_1 < 1$$

$$\text{峰態係數(kurtosis)} = \frac{6\alpha_1^2}{1 - 2\alpha_1^2 - (\alpha_1 + \beta_1)^2}$$

由於 GARCH 模型不但能掌握 ARCH 模型的特性，且在條件變異數的落後結構(lag structure)設定上更具彈性;另外，更能符合參數精簡的原則，高階的 ARCH 模型可由低階 GARCH 模型來表示。

第二節 不對稱 GARCH 模型理論

一些學者發現股票的非預期報酬變動與未來報酬變動之間呈現負相關，即股票報酬對利空的反應較大，對利多的反應較小，也就是利多與利空對於未來條件波動的預測是不相同的。然而 Bollerslev(1986)所提的 GARCH 模型對條件波動變化，亦即未來的條件變異數只會隨著殘差項的大小值而變化，並不會隨著殘差項的正負號而改變。因此，GARCH 模型無法反映正向資訊與負向資訊對波動有不同的預測能力，導致預測波動的能力降低。為精確評估股價波動情形，一些學者發展可以反映波動不對稱的模型，例如:Nelson(1991)提出的 EGARCH 模型及 Glosten, Jagannathan and Runkle(1993)提出的 GJR-GARCH 模型，以下介紹這兩種不對稱模型如下:



(一) EGARCH(exponential garch)模型

$$y_t = \gamma x_t + a_t, \quad a_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \ln(\sigma_t^2) = (1 - \alpha_1) \alpha_0 + \alpha_1 \ln(\sigma_{t-1}^2) + g(\varepsilon_{t-1}) \quad (2-3)$$

$$g(\varepsilon_{t-1}) = \phi \varepsilon_{t-1} + \theta (|\varepsilon_{t-1}| - \sqrt{2/\pi})$$

(2-3)兩邊取指數可得

$$a_{t-1} \geq 0, \quad \sigma_t^2 = A \times \exp[(\phi + \theta) \frac{a_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}}]$$

$$a_{t-1} < 0, \quad \sigma_t^2 = A \times \exp[(\phi - \theta) \frac{a_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}}]$$

$$\text{其中, } A = \sigma^{2\alpha_1} \times \exp[(1 - \alpha_1) \alpha_0 - \theta \sqrt{2/\pi}]$$

ϕ 為反應波動不對稱性之參數， θ 為反應非預期變動之規模參數。若 $\phi < 0$ ，則負向非期望變動所引起之波動大於正向非期望變動所引發之波動，若 $\phi > 0$ 則反之。

(二) GJR-GARCH 模型

$$y_t = \gamma x_t + a_t, a_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + (\beta_1 + \beta_2 S_{t-1}) a_{t-1}^2 \quad (2-4)$$

where $S_{t-1} = 1$ if $a_{t-1} < 0$, otherwise $S_{t-1} = 0$

$$\alpha_0 > 0, \alpha_1 \geq 0, \beta_1 \geq 0, \beta_1 + \beta_2 \geq 0$$

β_2 為反應波動不對稱性之參數，假如模型中之參數 $\beta_2 > 0$ 時，則負向之非預期報酬對於波動性之影響大於正向之非預期報酬對於波動性之影響。

第三節 VAR 與 VECM 模型理論

(一) 向量自我迴歸模型(VAR)

假設 \mathbf{X}_t 為一(Px1)的向量，則其落後 k 期的 VAR 模型的表現式如下：

$$\mathbf{X}_t = \Pi_1 \mathbf{X}_{t-1} + \Pi_2 \mathbf{X}_{t-2} + \dots + \Pi_k \mathbf{X}_{t-k} + \mathbf{u} + \varepsilon_t \quad (2-5)$$

其中， $\varepsilon_t \sim \text{iid } N(0, \Lambda)$ Λ 為變異數矩陣

$\Pi_i (i = 1, \dots, k)$ 為 PxP 係數矩陣

\mathbf{u} 為(Px1)常數向量

k 為落後期數

(二) 向量誤差修正模型(1987)

根據 Granger(1987)所提出的 Granger 表現式定理(representation theorem)，令 L 為落後運算子(lag operator)， $\Delta = 1-L$ 為差分運算子，(2-5)經一階差分運算後，所對應的向量誤差修正模型(VECM)為:

$$\Delta \mathbf{X}_t = \Gamma_1 \Delta \mathbf{X}_{t-1} + \Gamma_2 \Delta \mathbf{X}_{t-2} + \dots + \Gamma_k \Delta \mathbf{X}_{t-k} + \Pi \mathbf{X}_{t-k} + \mathbf{u} + \varepsilon_t \quad (2-6)$$

其中， $\Gamma_i = -(\mathbf{I} - \Pi_1 - \dots - \Pi_i)$, $i = 1, \dots, k-1$
 $\Pi = -(\mathbf{I} - \Pi_1 - \dots - \Pi_k)$

$\Pi \mathbf{X}_{t-k}$ 為誤差修正項，描繪了各變數間的長期均衡關係，其目的是將系統中由於各序列本身經取一階差分而喪失的長期關係引導回來。

Π 為所有落後項係數的線性組合，稱為衝擊矩陣(impact matrix)，可利用來檢定變數間是否有長期均衡關係。 Π 的秩(rank)決定 \mathbf{X}_t 存在幾個共整合向量，亦即決定變數間存在幾個長期關係， Π 有三種可能情況:

1. 若 $\text{rank}(\Pi) = p$ ， Π 為全秩(full rank)矩陣，則表示向量所有的數列均為定態(stationary)數列。
2. 若 $\text{rank}(\Pi) = 0$ ， Π 為零矩陣(null matrix)，則 \mathbf{X}_t 之間沒有任何的共整合向量，表示變數間不存在著長期關係，則(2-6)式為傳統的一階差分自我向量迴歸模型(VAR)。
3. 若 $0 < \text{rank}(\Pi) = r < p$ ，則隱含 \mathbf{X}_t 之間存在 r 個共整合向量。根據 Granger 表現式定理，可將 Π 分解成 $\Pi = \alpha\beta'$ ，其中 α 與 β 均為一 $(p \times r)$ 矩陣，因此即使 \mathbf{X}_t 之中的變數不是定態，其可透過 r 個共整合向量 β ，使 $\beta \mathbf{X}_t$ 為一定態的線性組合。而 α 為調整速度，衡量誤差修正項反饋機能的大小。

相較於 Π 表現了變數間的長期關係， Γ_i 則表示 \mathbf{X}_i 中各變數的短期動態關係，亦即表現出當體系受到干擾以致脫離均衡時，各變數將會如何變動。而上述所提的 Π 為 Johansen 的最大概似估計法的核心，這部份將於第三章會詳細說明。



第參章 模式估計與檢定方法

第一節 單根檢定

一、定態數列(stationary series)

數列若為弱勢定態(weak stationary)方面須先符合以下兩條件：

$$E(x_t) = \mu$$

$$COV(x_t, x_{t-k}) = \gamma_k$$

其中 μ 為一常數， γ_k 為 k 的函數，亦即與時間 t 無關。

上述二式表示隨機變數機率分配其平均值為固定值，且不隨時間變動。其次，隨機變數與落後 k 期之值其相關係數與時間無關，僅與 k 值有關。

我們在處理時間序列資料時，若直接將非定態的時間序列資料做迴歸時，得到的殘差項可能是非定態的，因非定態的時間序列殘差項彼此間存在高度的自我相關(autocorrelation)，即使統計結果為：二時間序列資料彼此間無關連，也因為易於拒絕虛無假設而得到錯誤的認定，此稱為假性迴歸(spurious regression)。

因此，在進行實證分析之前，要先檢定資料為定態或是非定態的屬性。要檢定時間序列是否為定態，可將其圖形畫出來，若其走勢在一平均值上下波動，且波動並未隨時間移動而有所變更，則此時間序列為定態，若時間序列有明顯的趨勢(trend)，則其為非定態的時間序列。除了圖形判斷以外也可以由單根檢定來判

別其是否為定態的時間序列。

二、單根檢定的方式

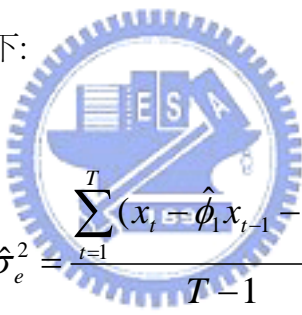
以下介紹本文所使用的單根檢定：Dickey-Fuller(DF)(1979)

這裡採用含截距項的模型： $x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + e_t$ ， $e_t \sim WN(0, \sigma_e^2)$

$$H_0 : \phi_1 = 1$$

$$H_1 : \phi_1 < 1$$

ϕ_1 與 σ_e^2 的 LSE 分別如下：


$$\hat{\phi}_1 = \frac{\sum_{t=1}^T x_{t-1} x_t}{\sum_{t=1}^T x_{t-1}^2}, \quad \hat{\sigma}_e^2 = \frac{\sum_{t=1}^T (x_t - \hat{\phi}_1 x_{t-1} - \hat{\phi}_0)^2}{T-1}$$

其中， $x_0 = 0$ 、 T 為樣本數。

Dickey and Fuller 建議之檢定統計量為：

$$DF \equiv t\text{-ratio} = \frac{\hat{\phi}_1 - 1}{std(\hat{\phi}_1)} = \frac{\sum_{t=1}^T x_{t-1} e_t}{\hat{\sigma}_e \sqrt{\sum_{t=1}^T x_{t-1}^2}}$$

假如 $\phi_0 \neq 0$ 且 T 為大樣本，則 DF 統計量會漸近為常態分配。

第二節 模式估計方法

在建立對稱或不對稱 GARCH 模型之前，除通過單根檢定外，尚須探討在建立條件平均方程式殘差項後是否符合白噪音過程。本研究在建立條件平均方程式時，採取自我迴歸移動平均 ARMA(p,q)模型，探討平均方程式的好壞。

一、條件平均方程式 ARMA(p,q)模型建立

Akaike(1974)提出 AIC(akaikelnformation criteria,AIC)準則及在 Akaike(1978)發展 AIC 的貝式延伸準則為 BIC，本節利用這兩個準則決定 ARMA(p,q)模型。

(一) ARMA 模型

定態時間數列 x_t 為 ARMA(p,q)過程：

$$x_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} + a_t - \sum_{i=1}^q \theta_i a_{t-i}$$

其中， $\{a_t\}$ 為白噪音過程(white noise)

p 與 q 為非負整數

(二) AIC 準則

依 Akaike(1974)提出，選取方法為 AIC 愈小之 p+q 愈佳。

$$AIC(M) = T \ln(\hat{\sigma}_a^2) + 2M$$

其中，M 為模型的參數個數

T 為樣本數

$\hat{\sigma}_a^2$ 為殘差變異數 σ_a^2 之最大概似法估計值

(三) BIC 準則

依 Akaike(1978)發展出 AIC 的貝式延伸準則為 BIC，選取方法為 BIC 最小之 p+q 愈佳。

$$\text{BIC}(M) = T \ln(\hat{\sigma}_a^2) - (T - M) \ln\left(1 - \frac{M}{T}\right) + M \ln(T) + M \ln\left[\frac{\hat{\sigma}_z^2}{\hat{\sigma}_a^2} - 1\right] / M$$

其中，M 為模型的參數個數

T 為樣本數

$\hat{\sigma}_a^2$ 為殘差變異數 σ_a^2 之最大概似法估計值

$\hat{\sigma}_z^2$ 為數列的樣本變異數



二、條件變異數方程式之建立

若資料存在大波動後跟隨著大波動，小波動後跟隨著小波動，則條件平均方程式將會隨著報酬率變異數不穩定而降低精確性。因此，Engle(1982)提出自我迴歸條件異質變異模型(ARCH)簡稱一般化自我迴歸條件變異數模型，將落後期條件變異數加入 ARCH 模型。

(一) ARCH 模型

Engle(1982)建議以最大概似估計法(maximum likelihood estimation,簡稱 MLE) , 來得到較有效率之參數估計值。

首先, Engle 將 ARCH(m)模型設定如下:

$$y_t = x_t' \beta + a_t \quad t = 1, 2, \dots, T$$

$$a_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = E(a_t^2 | \Omega_{t-1}) = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m a_{t-m}^2 + o_t$$

爲使條件變異數恆爲正, 須加上 $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0 \quad i=1, 2, \dots, m$ 。

其中, x_t 爲一 $K \times T$ 之解釋變數向量

β 爲解釋變數之係數向量

$a_t^2 | \Omega_{t-1}$ 爲給定前期訊息之條件殘差項平方

Ω_{t-1} 表示在 $t-1$ 期中所有可利用訊息的集合

條件變異數 σ_t^2 之設定爲一個條件殘差平方之 AR(m)模型(意義爲條件變異數受到過去 m 期已實現之干擾項及當期或前期之外生變數 x 之影響), 此模型之設定仍必須使 o_t 白噪化, 即通過 Ljung-Box 之 $Q(n)$ 值檢定, 使 o_t 無序列相關性。

Ljung-Box 檢定將於此章之第三節詳細說明。

另外，Engle 證明此線性 ARCH(m)要滿足弱性定態之充分條件為其相關特徵方程式之根皆落於單位圓之外，非條件變異恆固定且為正，非條件變異限制如下：

$$\sigma^2 = \frac{\alpha_0}{(1 - \sum_{i=1}^m \alpha_i)}$$

即為使非條件變異恆正且不發散，須滿足 $1 - \sum_{i=1}^m \alpha_i > 0$

(二) ARCH 模型之估計方法

1. 作對數概數之微分

Engle(1982)利用最大概似估計法(Maximum Likelihood Estimation，簡稱 MLE)

估計參數其程序如下：

令 L 為對數概似函數，即

$$L_t = -\frac{y_t^2}{2\sigma_t^2} - \frac{1}{2}\ln(2\pi) - \ln(\sigma_t^2)$$

$$L = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T L_t$$

其中， L_t 為第 t 個觀察值之對數概似函數

T 為樣本個數



對於估計 ARCH 模型之條件平均方程式之參數 β 與條件變異方程式之參數

α_i , $i=1\sim m$, 先作對數概似函數之微分 , 再經一反覆程序(iterative algorithm)求根

而得。以下分別述及:

A. 對參數 α 求其第一階導數 ; 與第二階偏微分

$$\frac{\partial L_t}{\partial \alpha} = \frac{1}{2\sigma_t^2} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \alpha} \left(\frac{a_t^2}{\sigma_t^2} - 1 \right) , \text{ 其中 } \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \alpha} = z_t$$

$$\frac{\partial^2 L_t}{\partial \alpha \partial \alpha'} = -\frac{1}{2\sigma_t^4} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \alpha} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \alpha'} \left[\frac{a_t^2}{\sigma_t^2} \right] + \left[\frac{a_t^2}{\sigma_t^2} - 1 \right] \frac{\partial}{\partial \alpha'} \left\{ \frac{1}{2\sigma_t^2} \left(\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \alpha} \right) \right\}$$

B. 對參數 β 求其第一階導數 ; 與第二階偏微分

$$\frac{\partial L_t}{\partial \beta} = -\frac{1}{2} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta} - \frac{1}{2\sigma_t^2} \left[\sigma_t^2 \frac{\partial a_t^2}{\partial \beta} - \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta} a_t^2 \right] = \frac{a_t x_t'}{\sigma_t^2} + \frac{1}{2} \frac{1}{\sigma_t^2} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta} \left[\frac{a_t^2}{\sigma_t^2} - 1 \right]$$

其中 , $\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta} = -2 \sum_{j=1}^m \alpha_j x_{t-j}' a_{t-j}$

$$\frac{\partial^2 L_t}{\partial \beta \partial \beta'} = \frac{x_t' x_t}{\sigma_t^2} - \frac{1}{2\sigma_t^4} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta'} \left[\frac{a_t^2}{\sigma_t^2} \right] - \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta'} \frac{2a_t x_t'}{\sigma_t^4} + \left[\frac{a_t^2}{\sigma_t^2} - 1 \right] \frac{\partial}{\partial \beta'} \left(\frac{1}{2\sigma_t^2} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta} \right)$$

2. 訊息矩陣

A. α 之訊息矩陣(Information Matrix)

α 之訊息矩陣為是概似函數對 α 二階微分取負之期望值 , 可解讀為在常態分

配及異質變異 ARCH(m)假設下之平均報酬率函數

$$I_{\alpha\alpha} = \sum \frac{1}{2T} E\left(\frac{1}{\sigma_t^2} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \alpha} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \alpha'}\right) = \frac{1}{2T} \sum_{t=1}^T E\left(\frac{z_t' z_t}{\sigma_t^2}\right)$$

B. β 之訊息矩陣(Information Matrix)

是對 β 二階微分取負之期望值，可解讀為在常態分配及異質變異 ARCH(m)

假設下之平均報酬率函數

$$I_{\beta\beta} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T E\left(\frac{x_t' x_t}{\sigma_t^2} + \frac{1}{2\sigma_t^2} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta'}\right)$$

C. α 、 β 之聯合訊息矩陣

$$I_{\beta\alpha} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \{-E[E(\frac{\partial^2 L_t}{\partial \beta \partial \alpha} | I_{t-1})]\} = 0 = I_{\alpha\beta}$$

由 A、B、C 結論，整個訊息矩陣之非對角區塊為 0 隱含 β 與 α 可以分解來

估計而不會影響漸進效率性。

3. 反覆程序(iterative algorithm)

由參數 α 與參數 β 之訊息矩陣發現，參數 α 訊息矩陣含有條件變異數 σ_t^2 ，

參數 β 訊息矩陣含有殘差 a_t^2 。

Engle(1982)在 ARCH(m)模型中可利用 Scoring 反覆估計運算法來達成。估計公式為

$$Q^{(i+1)} = Q^{(i)} + \lambda_i I^{-1}，其中，Q = (\alpha, \beta)'$$

A. α 和 β 之估計方法如下:

$$\alpha^{(i+1)} = \alpha^{(i)} + \lambda_i \left[\sum_{t=1}^T \frac{1}{2\sigma_t^2} \left(\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \alpha} \right) \left(\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \alpha'} \right) \right]^{-1} \left[\sum_{t=1}^T \frac{1}{2\sigma_t^2} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \alpha} \left(\frac{a_t^2}{\sigma_t^2} - 1 \right) \right]$$

$$\beta^{(i+1)} = \beta^{(i)} + \lambda_i \left[\sum_{t=1}^T \left(\sigma_t^{-2} x_t x_t' + \frac{1}{2\sigma_t^2} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta'} \right) \right]^{-1} \sum_{t=1}^T \left[\frac{x_t a_t}{\sigma_t^2} + \frac{1}{2\sigma_t^2} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \beta} \left(\frac{a_t^2}{\sigma_t^2} - 1 \right) \right]$$

根據 Crowder(1976)之條件，可以得到最大概似估計量 $\hat{\alpha}$ 和 $\hat{\beta}$ 之漸近常態分

配:

$$\sqrt{T}(\alpha - \hat{\alpha}) \xrightarrow{D} N(0, I_{\alpha\alpha}^{-1})$$

$$\sqrt{T}(\beta - \hat{\beta}) \xrightarrow{D} N(0, I_{\beta\beta}^{-1})$$

由於 ARCH 模型之參數估計必須經過非線性之反覆估計運算，其過程非常繁雜。因此，為確定該時間序列之資料是否符合 ARCH 效果，事先檢定是否有 ARCH 效果就成為重要之工作。

(三) GARCH 模型之估計方法

Engle 利用 ARCH 模型作實證分析發現條件變異方程式常需要相當長之落後期數以增加模型之解釋能力，在落後期數增加之後待估計之參數增加，也使模型自由度減低。因此，模型並不滿足參數精簡原則(parsimonious parameterization)。

Bollerslev(1986)認為應該將前期之條件變異數加入 ARCH 模型中作為解釋變數，表示某種調整學習能力。因此，提出了 GARCH(m,s)模型。

其模型設定如下:

$$y_t = x_t' \beta + a_t \quad t = 1, 2, \dots, T$$

$$a_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = E(a_t^2 | \Omega_{t-1}) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \delta_j \sigma_{t-j}^2$$

其中， x_t 為一 $K \times T$ 之解釋變數向量

β 為解釋變數之係數向量

$a_t^2 | \Omega_{t-1}$ 為給定前期訊息之條件殘差

Ω_{t-1} 表示在 $t-1$ 期中所有可利用訊息的集合



為使條件變異數恆為正，須加上 $\alpha_0 > 0$ ， $\alpha_i \geq 0$ ， $i = 1, 2, \dots, m$ 與 $\delta_j \geq 0$ ，

$j = 1, 2, \dots, s$ ， $\sum_{i=1}^m \alpha_i + \sum_{j=1}^s \delta_j < 1$ 之限制條件式。另外，GARCH 模型因較 ARCH

模型多了前期條件變異數之參數部份。因此，Bollerslev(1986)建議使用 BHHH 演算法求參數估計法。

$$\text{其公式為: } Q^{(i+1)} = Q^{(i)} + \lambda_i \left(\sum_{t=1}^T \frac{\partial L_t}{\partial Q} \frac{\partial L_t}{\partial Q'} \right)^{-1} \sum_{t=1}^T \frac{\partial L_t}{\partial Q}, \quad Q = (\alpha, \beta)'$$

其中， $\frac{\partial L_t}{\partial Q}$ 為在 $Q^{(i)}$ 之導數

在演算法部份是採用 WinRATS-32 5.11 版先使用 Simplex 法求參數起始值，求得起始值後再利用 BHHH 近似估計法估計參數。

第三節 模式檢定方法

一、Ljung-Box 序列相關檢定

前節述及條件平均方程式選取模型採用 AIC 及 BIC 準則選取落後項數 m 及 s ，然而在條件平均方程式中，殘差項 a_t 必須通過白噪音(white noise)，使能明確說明條件平均方程式之模型是適當的。Ljung-Box 統計檢定量 $Q(m)$ 為 Ljung-Box 所提出，以檢定序列是否有序列相關。以下介紹 Ljung-Box 檢定(1978):



$H_0 : a_t$ 是白噪音

$H_1 : a_t$ 不是白噪音

$$Q(m) = T(T+2) \sum_{i=1}^m \frac{\hat{\rho}_i^2}{T-i}$$

其中， $\hat{\rho}_i$ 為落後 i 期之樣本自我相關係數(autocorrelation function, 簡稱 ACF)

$Q(m)$ 為漸進卡方分配，其自由度為 m 。

$$\hat{\rho}_i = \frac{\sum_{t=i+1}^T (a_t - \bar{a})(a_{t-i} - \bar{a})}{\sum_{t=1}^T (a_t - \bar{a})^2}, \quad 0 \leq i < T-1$$

二、ARCH 效果檢定

Engle(1982)提出股市存在大之變動之後常跟隨著大變動，小之變動之後常跟隨著小變動，亦即股價波動有聚集現象，反映出股價報酬率之變異數是隨著時間而改變。若在建立模型前，忽略此效應，則條件平均方程式將無法精確預測未來。ARCH 模型檢定，主要探討是否需要加入股價報酬率之波動 ARMA(m,s)模型。

以下使用 Ljung-Box 之 $Q^2(m)$ 檢定下列假設

H_0 : 不具有 ARCH 效果

H_1 : 具有 ARCH 效果

檢定統計量採用



$$Q^2(m) = T(T+2) \sum_{i=1}^m \frac{\hat{\rho}_i^2(a_t^2)}{T-i}$$

其中， $Q^2(m)$ 為漸進卡方分配，自由度為 $m-(p+q)$ ， p 與 q 為 ARMA 部份之參數。

$\hat{\rho}_i^2(a_t^2)$ 為 a_t^2 之落後 i 期樣本自我相關係數。

三、ARCH 模型檢定

利用已作完參數估計的 ARCH 模型之標準化殘差項 $\tilde{a}_t = \frac{a_t}{\sigma_t}$ ，作 \tilde{a}_t^2 之

Ljung-Box 序列相關性檢定，其作法與前述序列相關性檢定相同。

第四節 共整合向量的估計與檢定

一、共整合向量的存在與估計

一般而言，多數經濟變數多為非定態，亦即這些基本統計特質會隨時間而變，因此在從事實證分析時，往往先將變數作一階差分處理，當我們將非定態的時間序列經由差分轉為定態的時間序列後，再進行參數的估計與檢定時，常數項會因差分而消失，使得變數之間的長期關係消失，而模型亦因缺乏長期資訊而造成模型誤設。Granger(1987)提出共整合的分析方式，使得模型不再因差分而漏失長期資訊。



Engle 與 Granger(1987)指出，兩個或兩個以上的非定態時間序列，其線性組合有可能是定態的，若此線性組合存在，則此兩個或兩個以上的非定態時間序列存在共整合(cointegration)關係，此線性組合稱為共整合方程式，其被視為是兩個或兩個以上非定態數列的長期均衡關係。其正式的定義如下：

若符合以下兩個條件，則向量 $\mathbf{X}_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{pt})'$ 中的變數具有共整合關係，則可表示成 $\mathbf{X}_t \sim CI(d, b)$ ：

1. 向量 \mathbf{X}_t 中所有的變數的整合級次皆為 d 。

2 若存在一向量 $\nu = (\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_p)$ ，使得線性組合 $\nu \mathbf{X}_t = \nu_1 x_{1t} + \dots + \nu_p x_{pt}$ 的整合級次為 $(d-b)$ ，其中 $b > 0$ ，向量 ν 稱為共整合向量(cointegration vector)。

由於一般經濟變數多為 $I(1)$ 的數列，代表當共整合關係存在時， \mathbf{X}_t 內各變數均為 $I(0)$ 數列，則其線性組合後均衡誤差 ε_t 則是 $I(0)$ 序列， ε_t 會隨著長期平均值波動，並且經常回到長期平均值。其中， $I(0)$ 與 $I(1)$ 代表經過零次差分與一次差分後為定態數列。

至於如何確定變數之間是否具有共整合關係，Engle 與 Granger(1987)針對雙變數提出二階段共整合分析:

- (一).先對共整合方程式作最小平方法估計。
- (二).由(一)得到之殘差值做單根檢定，若殘差拒絕虛無假設，則表示殘差為定態數列，二變數之間存在共整合關係。

此種估計方法極為簡便，但有相當大的限制；第一:此估計法只能針對雙變數且只能估計出一個共整合向量，在多變量模型中，共整合關係可能不只一個，故此分析方法並不適用；第二:此方式預先設定變數之間的因果關係，若設定錯誤將影響統計推論。第三:用二階段共整合分析無法得知共整合向量的極限分配。

因此 Johansen(1991)提出最大概似估計法，並利用概似比檢定檢定共整合向量的個數。Johansen 共整合檢定是一般學者認為用來判定共整合最具效率的方法。

故本文亦使用最大概似估計法作為確定共整合關係的工具。

二、Johansen 最大概似比檢定法

針對二階段共整合分析法的缺點。Johansen(1991)及 Johansen and Juselius(1992)提出的共整合分析法，以未具有共整合限制的高斯向量自我迴歸模型(VAR)為基礎，以最大概似法導出共整合向量的估計式，並以概似比統計量對共整合向量可能存在的個數進行檢定。

此一檢定法具有下列特點:

- 1.可估計出體系中所有獨立的共整合向量。
- 2.基於最大概似原則建立。
- 3.其建立一系列的統計檢定程序，可以對共整合向量可能存在的個數及對向量誤差修正模型的估計進行檢定。
- 4.此檢定方法具有良好且不變的極限分配。

以下述及 Johansen 最大概似法的過程:

- A. 首先，建立一個 VAR(k)模型，落後項數 k 由 AIC 或 BIC 決定，且殘差項必須通過白噪音之假設，VAR 模型在第二章已述及，在此不再詳細說明。
- B. 確定誤差修正模型 VECM 中 Π 的秩(rank)是很重要的。 Π 的求得可由下述方法得到，先將 $\Delta\mathbf{X}_t$ 與 \mathbf{X}_{t-k} 分別對 $\Delta\mathbf{X}_{t-1}, \Delta\mathbf{X}_{t-2}, \dots, \Delta\mathbf{X}_{t-k+1}, \mathbf{u}$ 作迴歸估計，得到殘差 R_{0t} 與 R_{kt} ，再將 R_{0t} 對 R_{kt} 作迴歸分析，其迴歸係數為 Π 。

亦即:

$$R_{0t} = \Pi R_{kt} + \varepsilon_t$$

C. 利用概似比檢定對 Π 做共整合向量個數之檢定，此於下節討論之。

第五節 共整合向量與其個數的檢定

至於如何檢定共整合向量之個數，Johansen 提出軌跡(trace)檢定與 λ_{\max} 最大特性根檢定，兩種統計量皆為概似比檢定，其意義為利用受限與未受限的概似函數值相比。

1. Trace 檢定

$$H_0 : \Pi(r) \leq q$$

$$H_1 : \Pi(r) > q$$



Trace test 的檢定統計量 = $-T \sum_{i=q+1}^p (1 - \hat{\lambda}_i)$ ， λ_i 為 Π 之特徵根(eigenvalue)，

漸進分配為 $tr\left\{\int_0^1 dBB' \left[\int_0^1 dBB' du\right]^{-1} \int_0^1 dBB'\right\}$ B 為 $p \times r$ 階布朗運動。

2. λ_{\max} 檢定

$$H_0 : \Pi(r) = q$$

$$H_1 : \Pi(r) = q + 1$$

$$\lambda \max \text{ test 的檢定統計量} = -T \sum_{i=q+1}^p (1 - \hat{\lambda}_i) ,$$

$$\text{漸進分配爲 } \lambda \max \left\{ \int_0^1 dBB' \left[\int_0^1 dBB' du \right]^{-1} \int_0^1 dBB' \right\} \text{ B 爲 } p \times r \text{ 階布朗運動。}$$

兩檢定統計量其漸進分配並非和傳統概似比統計量一樣呈卡方分配，而是以隨機布朗運動(Brownian motion)爲其漸進分配，至於軌跡檢定與最大特性根檢定的詳細臨界值則需參考 Johansen and Juselius(1992)。實證上是採用 CATS 軟體在 WinRATS-32 5.11 版軟體上的程式得到軌跡檢定的結果。



第肆章 實證結果與分析

本章以第二章理論基礎與相關文獻回顧及第三章模式估計與檢定方法，針對台灣、美國、日本與香港的股票市場為實證研究對象，本文分成兩部份去探討這四個國家股票市場的波動及關聯性。第一部份利用 GARCH 族針對這四個國家股價建立個別最佳預測波動模型，並給定結論與建議。第二部份利用共整合分析探討這四個國家股價的關聯性，並給定結論與建議。這兩部份的結論可以給市場投資者在作投資時的簡易參考。

第一節 GARCH 族分析

一、資料描述與特性



本節資料來源為台灣加權指數、美國那斯達克指數、日本東京 225 指數與香港恆生指數的每月收盤指數為主，資料範圍為 1986 年 1 月到 2004 年 3 月，其中香港為 1987 年 1 月到 2004 年 3 月，我們根據資料，會先介紹原始股價指數數列、單根檢定探討、股價指數報酬率與其基本統計量。

首先先定義：原始股價指數數列為 P_t

$$\text{股價指數報酬率(simple return)爲 } R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} - 1$$

其中， P_t 為第 t 個月的收盤指數， R_t 為第 t 個月的指數報酬率。

Monthly Index Of Taiwan

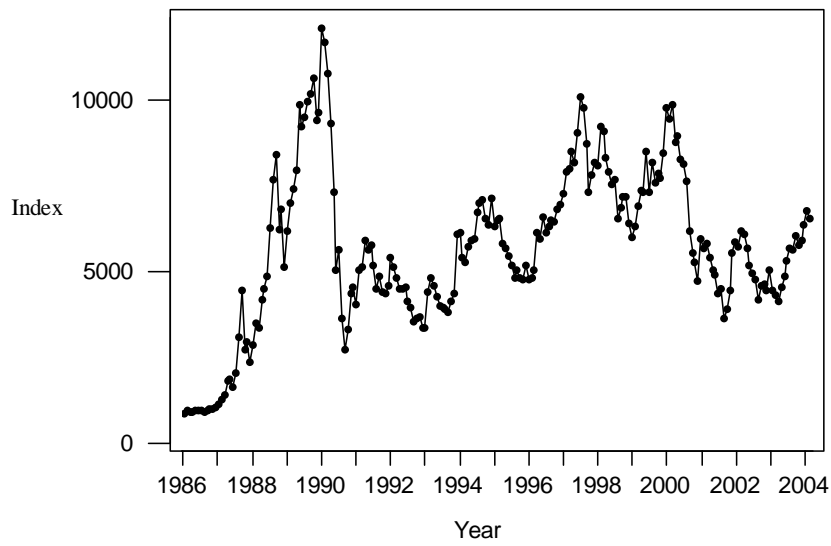


圖 4-1 台灣股價指數散佈圖

Monthly Index Of NASDAQ

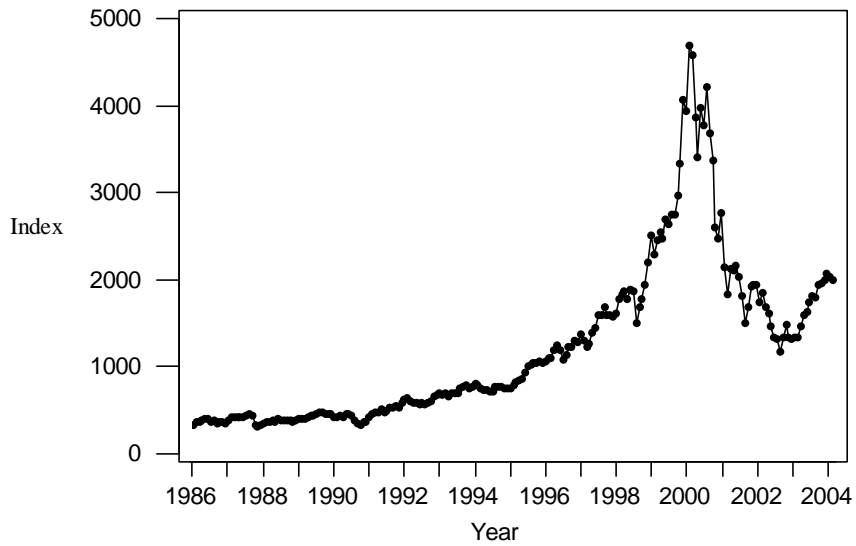


圖 4-2 美國股價指數散佈圖

Monthly Index Of Japan

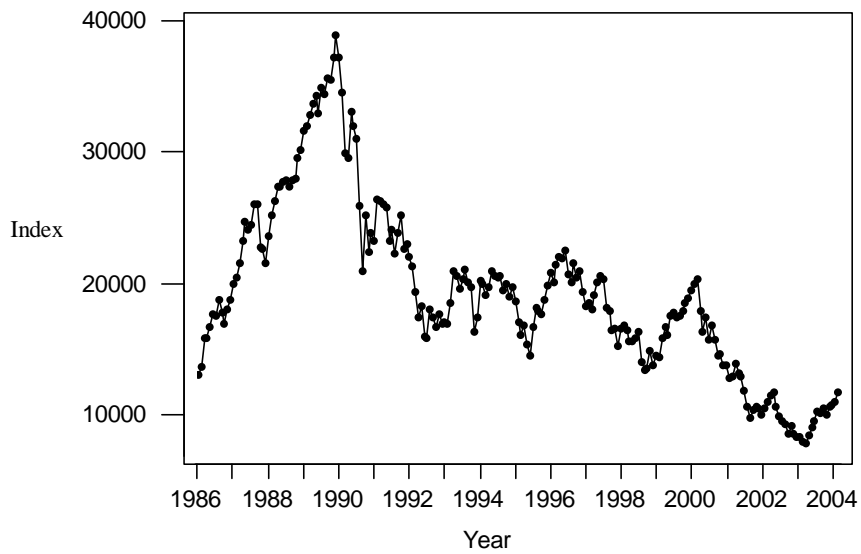


圖 4-3 日本股價指數散佈圖

Monthly Index Of Hong Kong

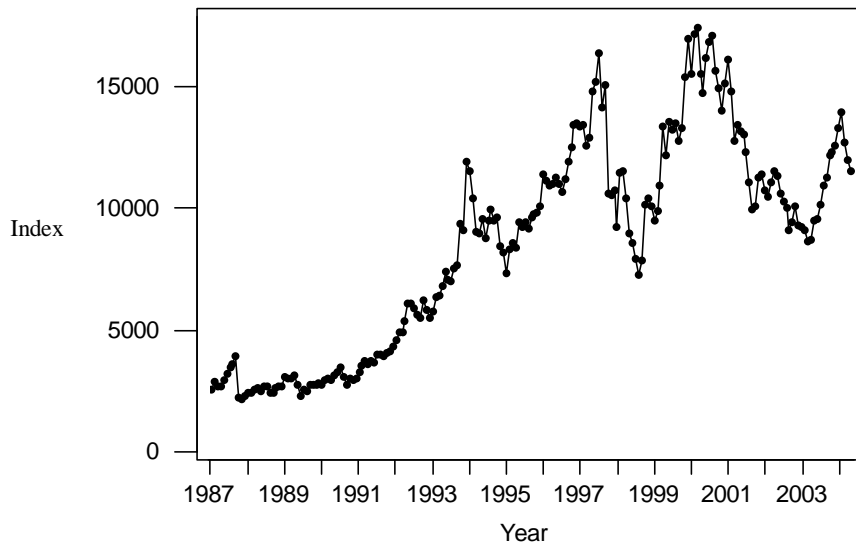


圖 4-4 香港股價指數散佈圖

由圖 4-1、圖 4-2、圖 4-3、圖 4-4 可看出台灣、日本、香港都歷經多次的多頭市場及空頭市場，只有那斯達客從 1986 年到 2000 年走了將近 14 年的多頭市場，到 2000 年泡沫化經濟來臨才正式進入空頭市場，當然台灣、日本、香港從 2000 年後也是進入空頭市場，而由這四張圖我們也可發現 2003 年初到 2004 年三月四個國家又都進入底部反轉向上的多頭市場，可見景氣都有復甦的現象，基於這些分析，本節探討這四個國家的每月波動情形，及如何建立模型對波動作正確的預測。本文使用在波動模型建立採用的資料範圍四個國家皆從 1986 年的 1 月到 2002 年的 12 月，而 2003 年 1 月到 2004 年的 3 月是當作預測比較樣本。

接下來在建立模式前我們利用 Dickey-Fuller 單根檢定去檢定股價指數是否有單根，若有單根存在，則必須差分或是經由報酬率的轉換為定態資料。



	台灣	美國	日本	香港
T-test 統計量	-2.58011	-1.37876	-1.19856	-1.52644

Critical values: 1%=-3.464 5%=-2.876 10%=-2.574

表 4-1 股價指數單根檢定

	台灣	美國	日本	香港
T-test 統計量	-12.79904	-12.73278	-14.26074	-13.93490

Critical values: 1%=-3.464 5%=-2.876 10%=-2.574

表 4-2 股價報酬率單根檢定

由表 4-1 及表 4-2 可發現表 4-1 股價指數四個國家皆接受單根的存在，所以為非定態時間數列，表 4-2 發現經由簡易報酬率(simple return)的轉換後的單根檢定皆拒絕單根的存在，所以為定態時間數列，本節也將探討股價報酬率的波動情形。

以下依報酬率轉換後一一介紹轉換後的股價報酬率散佈圖及報酬率的基本統計量。



	台灣	美國	日本	香港
平均值	0.0161	0.0069	0.0001	0.0108
變異數	0.0163	0.0057	0.0042	0.0077
偏態	0.4505	-0.97	-0.067	-0.47
峰態	4.9806	3.6924	3.249	3.295
最小值	-0.39	-0.32	-0.19	-0.44
最大值	0.501	0.198	0.2	0.302
中位數	0.007	0.018	0.004	0.0105
常態檢定	No	No	Yes	Yes

表 4-3 股價報酬率基本統計量

Monthly Return of Taiwan Index

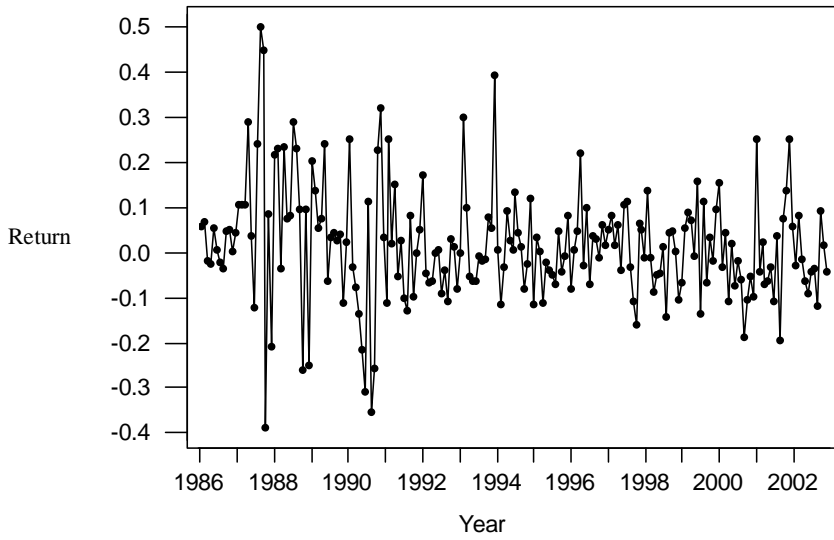


圖 4-5 台灣股價報酬率散佈圖

Monthly Return Of NASDAQ Index

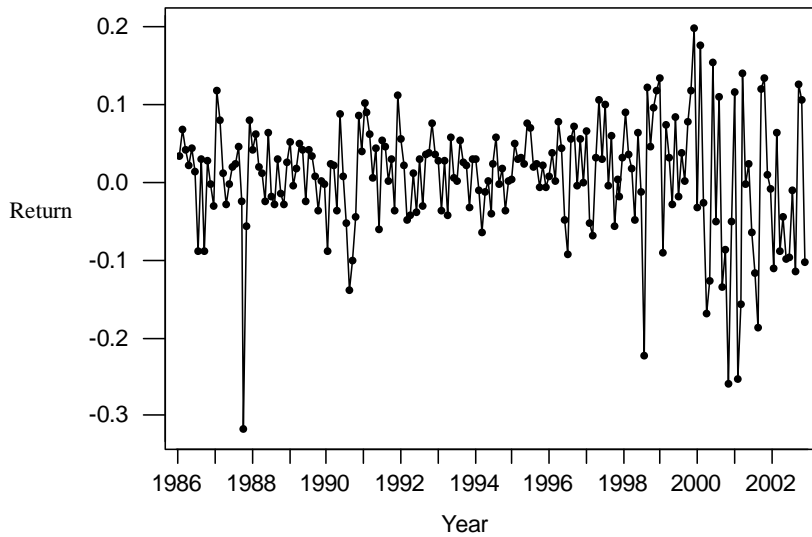


圖 4-6 美國股價報酬率散佈圖

Monthly Return Of Japan Index

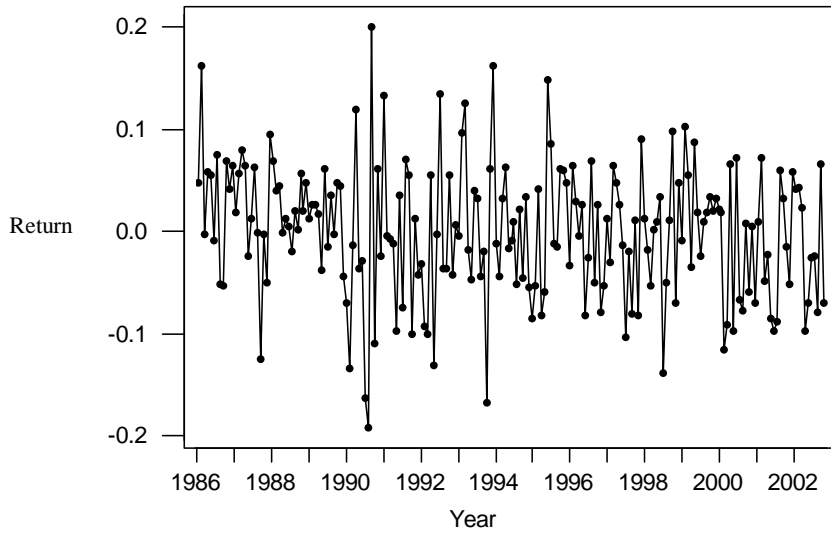


圖 4-7 日本股價報酬率散佈圖

Monthly Return Of Hong Kong Index

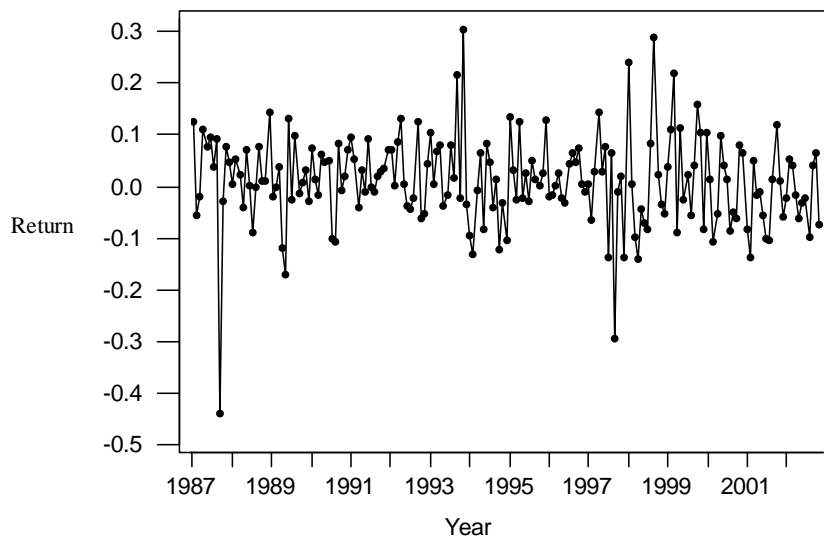


圖 4-8 香港股價報酬率散佈圖

由圖 4-5、圖 4-6、圖 4-7、圖 4-8 可看出四個國家的股價報酬率相當穩定，配合單根檢定可確定四個國家股價報酬率並無單根存在。

由表 4-3 股價報酬率基本統計量可看出台灣 17 年來每個月的股價平均值為最高 1.61% 最低為日本的 0.01%，而在變異數方面台灣股價報酬率變異數為最高 0.0163 最低為日本的 0.0042，可看出台灣股價報酬率的波動比其他國家都來的大，偏態方面台灣為右偏，其他三個國家皆為左偏，表示台灣股價報酬率多分佈在左邊，也就是下跌月份比上跌月份來的多。峰態方面台灣 4.9806 也比其它三個國家來的高，代表股價報酬率的極端值較多，亦即有大漲大跌之現象。而最大值、最小值方面台灣曾一個月上漲將近 50% 為最高，香港曾一個月下跌了 44% 為最低。中位數方面則都相當接近 0。常態檢定方面是使用 KS 檢定發現，台灣、美國股價報酬率都不符合常態分配，而日本、香港股價報酬率則符合常態分配。以下圖由 Minitab 軟體中的 KS 檢定常態分配的 QQ-plot。

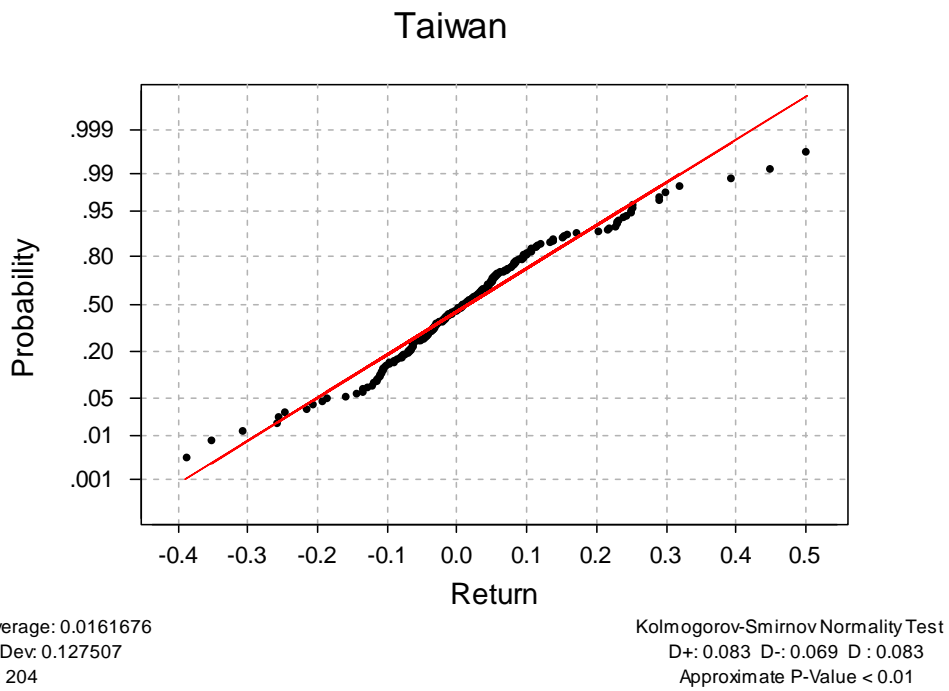


圖 4-9 台灣股價報酬率之 QQ-plot

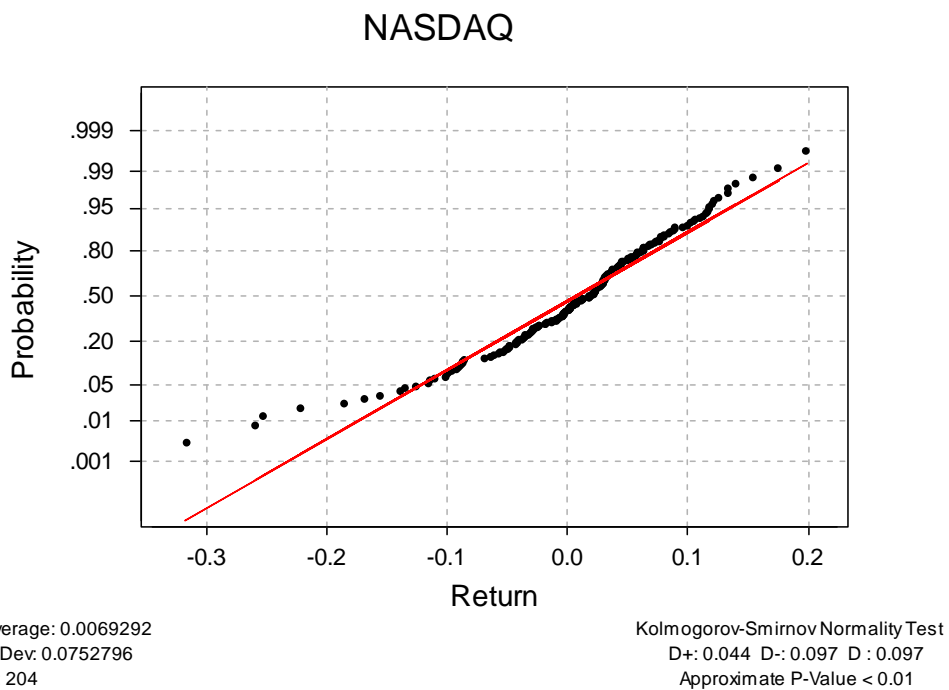


圖 4-10 美國股價報酬率之 QQ-plot

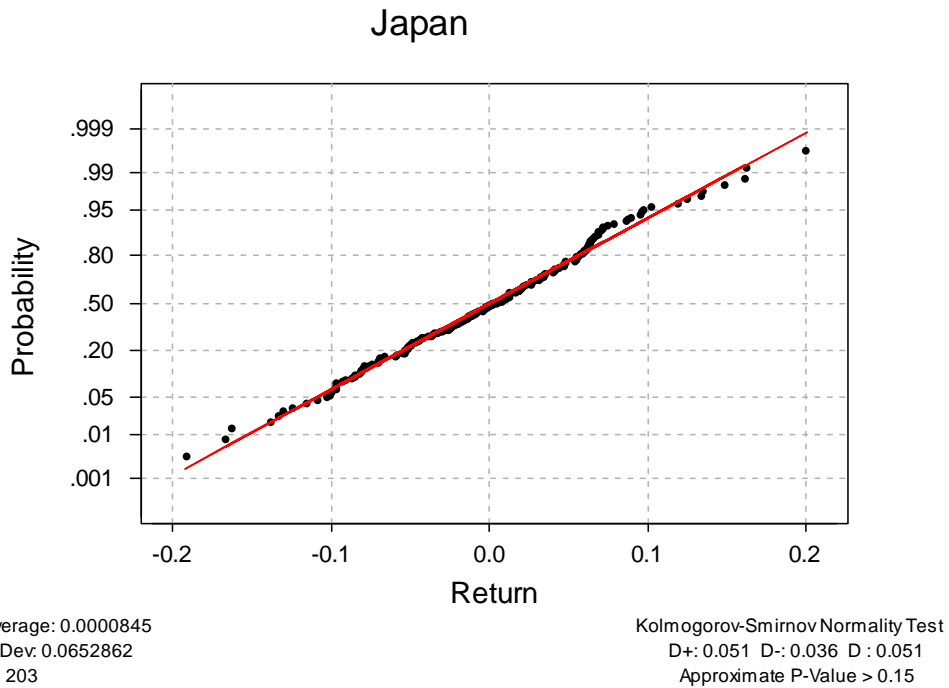


圖 4-11 日本股價報酬率之 QQ-plot

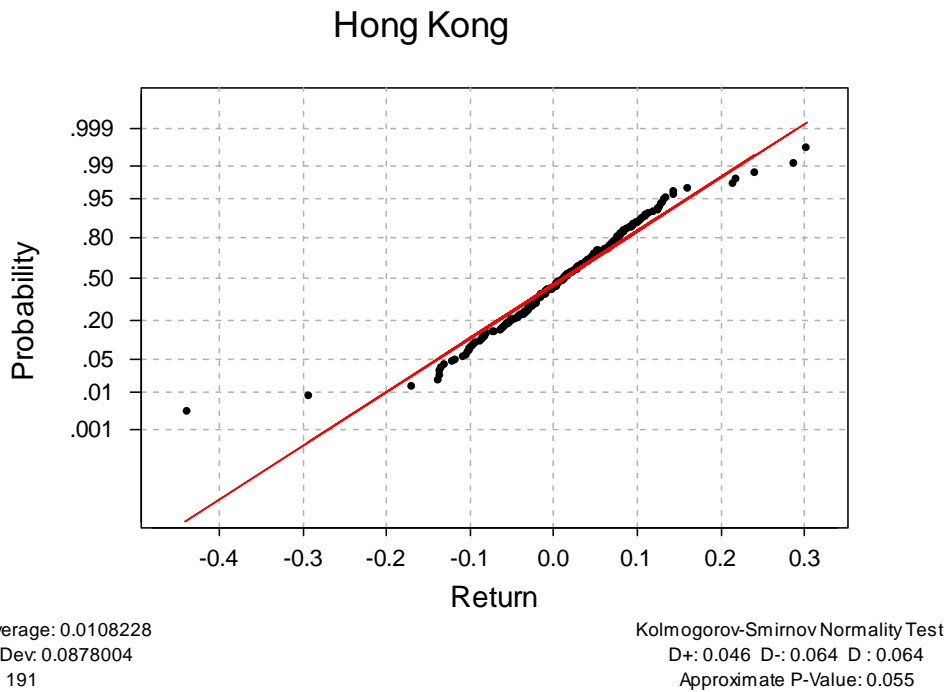


圖 4-12 香港股價報酬率之 QQ-plot

二、條件平均方程式 ARMA(p,q)之建立及 ARCH 效果檢定

在第參章第二節提及條件平均方程式 ARMA(p,q)模型及落後項數 p 與 q 之決定可由 AIC 或 BIC 來判定，使用 AIC 或 BIC 決定 p 與 q 之前也可由時間序列分析之 ACF 圖與 PACF 圖來決定 p 與 q 的大概起始值，再利用 AIC 與 BIC 得到最佳之 ARMA(p,q)模型。

建立完 ARMA(p,q)模型後，須對此模型的殘差項作自我相關性檢定及殘差項平方之 ARCH 效果檢定，此兩種檢定皆利用 Ljung-Box 序列相關檢定來檢定條件平均方程式是否適當及是否具有 ARCH 效果。此理論部份於第參章時已詳細說明，本文在此不再多加介紹。

其步驟大致為先對四個國家股價報酬率個別建立最佳之 ARMA(p,q)模型，再對此建立好的 ARMA(p,q)模型作殘差項自我相關性檢定，若 ARMA(p,q)模型無法通過殘差項自我相關性檢定，則再重新建立條件平均方程式模型及作殘差項自我相關性檢定，若 ARMA(p,q)通過殘差項自我相關性檢定，則對其殘差項平方作 ARCH 效果檢定，若無 ARCH 效果檢定，本文將不再對其資料建立 GARCH 族模型，因為其波動可由殘差項的變異數取代之，若通過 ARCH 效果檢定，代表其資料有波動聚集現象，本文將為其資料建立預測最佳之 GARCH 族模型。

以下會說明四個國家股價報酬率之 ACF 圖、PACF 圖及實證的最佳條件平均方程式模型及是否通過殘差項自我相關性檢定及 ARCH 效果檢定。

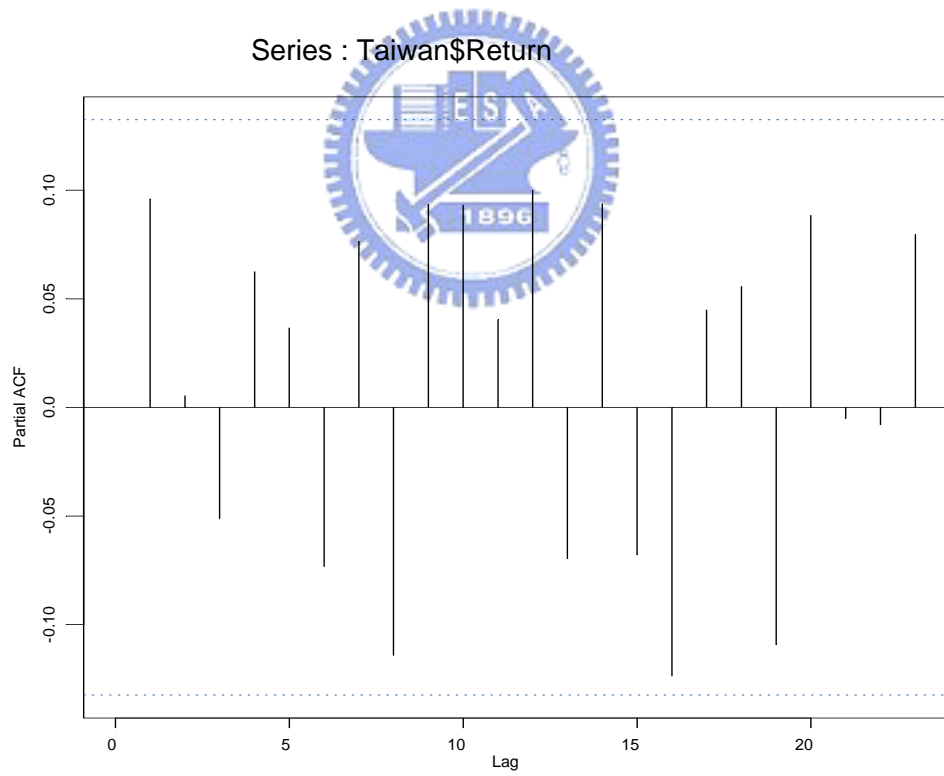
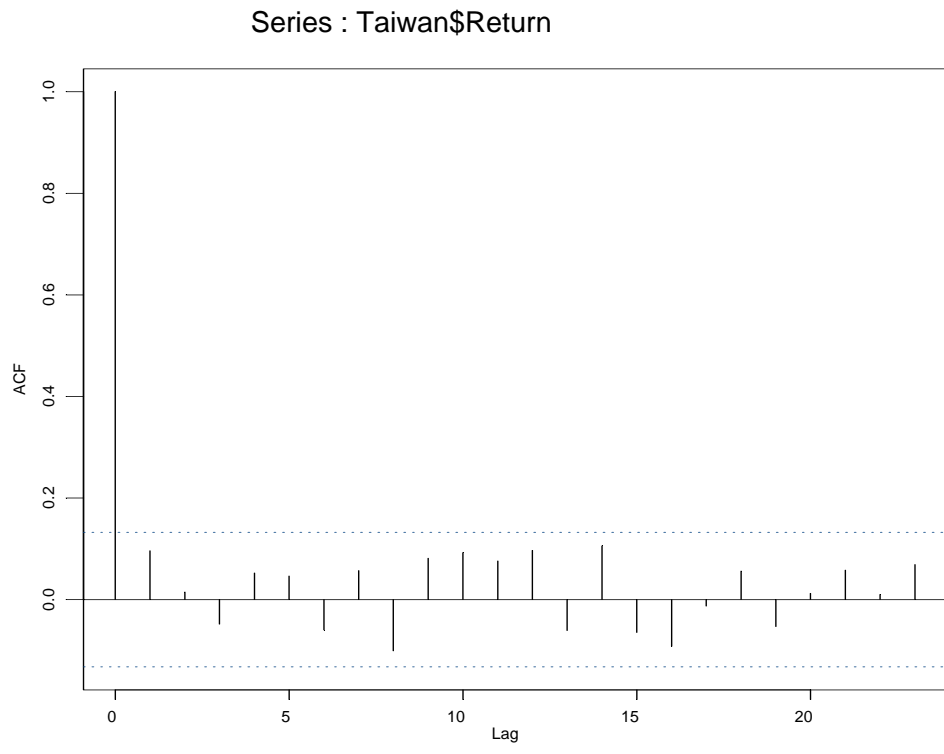
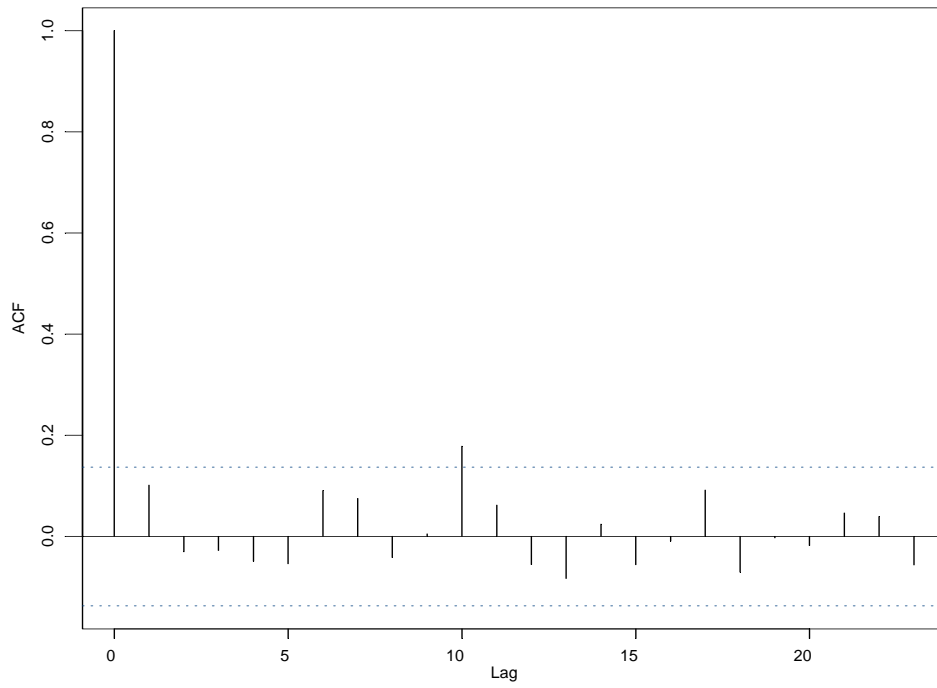


圖 4-13 台灣股價報酬率之 ACF 與 PACF

Series : NASDAQ\$Return



Series : NASDAQ\$Return

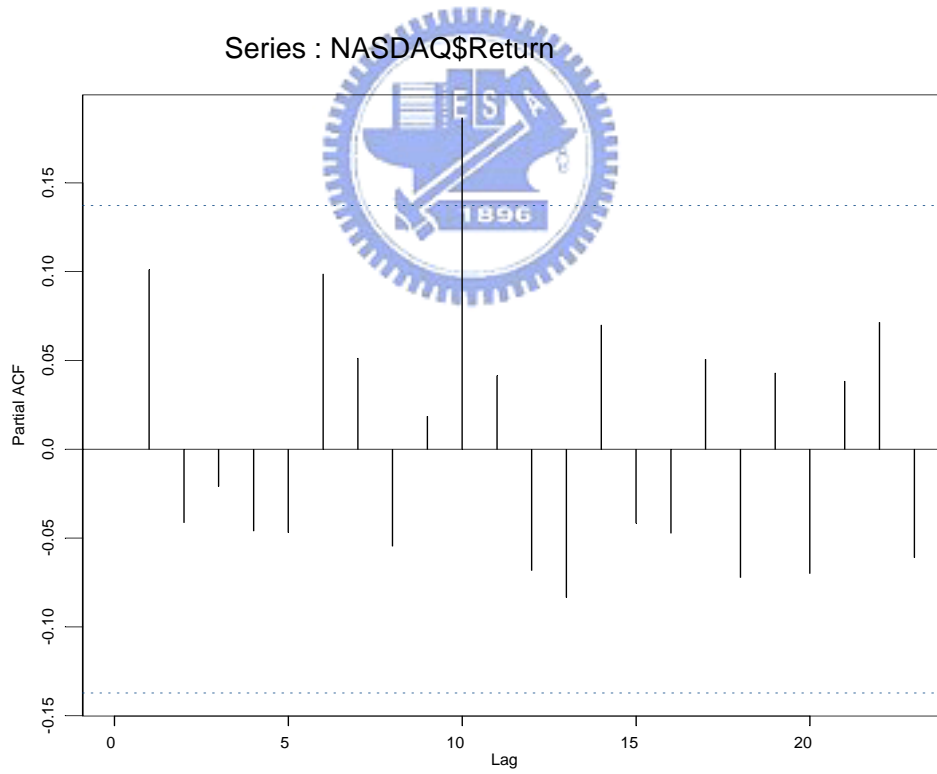
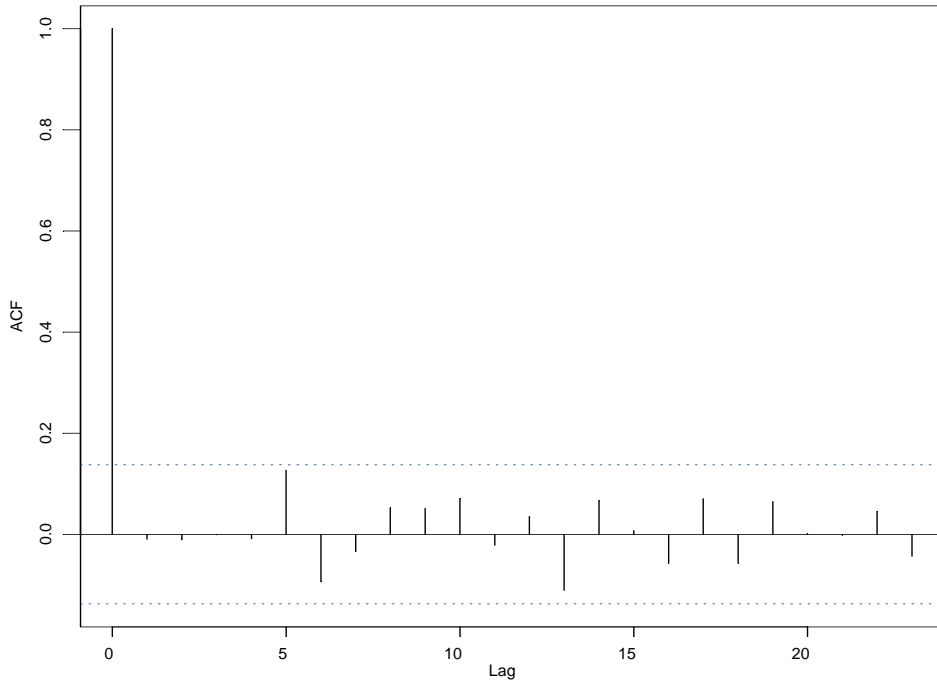


圖 4-14 美國股價報酬率之 ACF 與 PACF

Series : Japan\$Return



Series : Japan\$Return

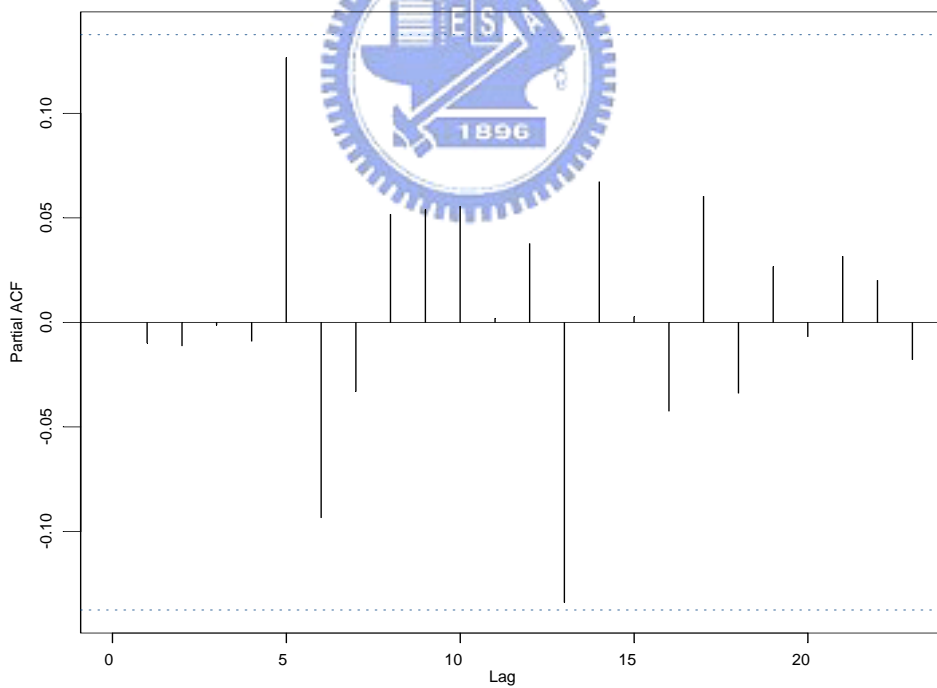


圖 4-15 日本股價報酬率之 ACF 與 PACF

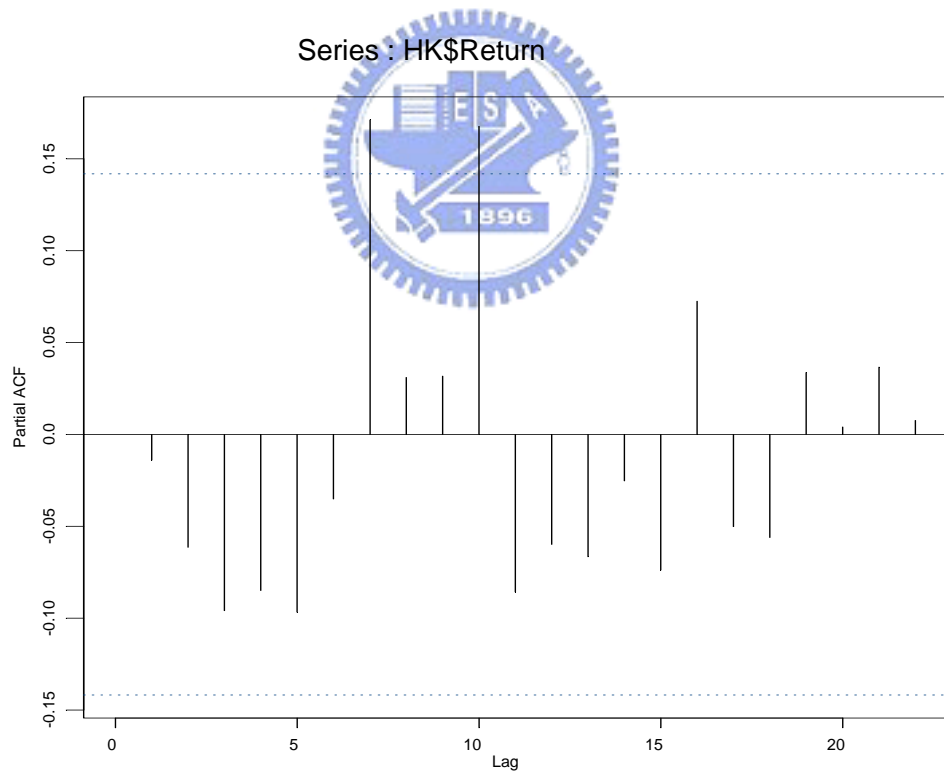
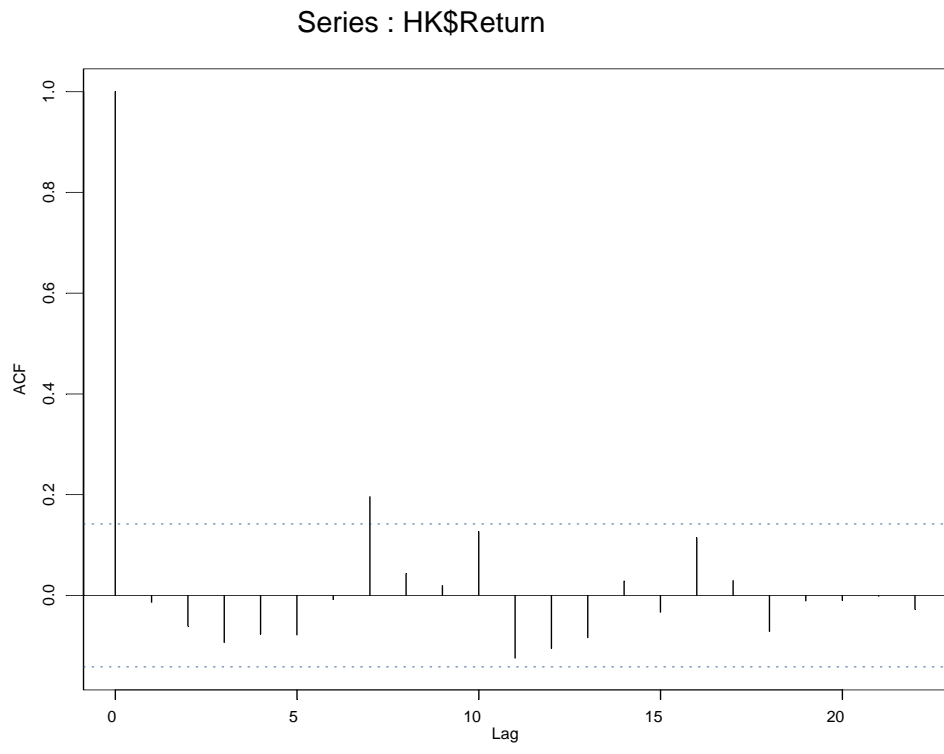


圖 4-16 香港股價報酬率之 ACF 與 PACF

殘差項	台灣	美國	日本	香港
Q(10)	10.97	14.91	8.31	17.51
Q(20)	23.34	22.71	16.66	32.36
殘差項平方	台灣	美國	日本	香港
Q(10)	88.21*	46.17*	24.87	2.91
Q(20)	91.04*	70.16*	29.69	7.66

*代表在 5%顯著水準下是顯著的

表 4-4 殘差相關性與 ARCH 效果檢定

由圖 4-13、圖 4-14、圖 4-15、圖 4-16 可看出四個國家股價報酬率之 ACF 與 PACF 大多落在兩條漸進區間線內，在此分別利用每個國家的 ACF 與 PACF 決定大概的 p 與 q ，再選取最小之 AIC 值或 BIC 值。實證上，本文利用 WinRATS 軟體程式跑出的結果如下：

台灣：ARMA(0,0)

美國：ARMA(0,0)

日本：ARMA(0,0)

香港：ARMA(7,0)




表 4-4 為所建立的 ARMA(p,q)模型之殘差項自我相關性檢定與 ARCH 效果檢定，可看出四個國家的條件平均方程式皆通過殘差項為白噪音過程，表示所建立的 ARMA(p,q)模型是合適的，而 ARCH 效果檢定只有台灣與美國的股價報酬率有波動聚集之現象，本文針對台灣與美國股價報酬率建立最佳之預測 GARCH 族模型。

三、GARCH 族模型建立與其相關應用

依據第二章 GARCH 與不對稱 GARCH 模型理論基礎，本文選取 GARCH(1,1)、EGARCH(1,1)與 GJR-GARCH(1,1)三個 GARCH 族模型作為選取對象，GARCH 族模型中的殘差項 ε_t 一般是假設標準常態分配，但由於財經上發現股價報酬率往往有厚尾端分配，於是本文再加入 ε_t 為標準 t 分配一起作為選取最佳波動模型之探討。下述 ARCH 模型中的不同殘差項假設之估計式。

假設 ε_t 為 iid 標準常態分配，在給定 a_1, \dots, a_m 下 a_{m+1}, \dots, a_T 的聯合條件機率密

度函數為：


$$\begin{aligned} f(a_{m+1}, \dots, a_T | \alpha, a_1, \dots, a_m) &= f(a_T | F_{T-1}) f(a_{T-1} | F_{T-2}) \cdots f(a_{m+1} | F_m) \\ &= \prod_{t=m+1}^T \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_t^2}} \exp\left[-\frac{a_t^2}{2\sigma_t^2}\right] \end{aligned}$$

概似函數取對數並忽略常數項得

$$\ell(a_{m+1}, \dots, a_T | \alpha, a_1, \dots, a_m) = - \sum_{t=m+1}^T \left[\frac{1}{2} \ln(\sigma_t^2) + \frac{1}{2} \frac{a_t^2}{\sigma_t^2} \right]$$

其中， $\alpha = (\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_m)'$

波動模型中的 $a_t = \sigma_t \varepsilon_t$,

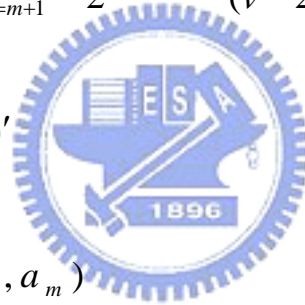
假設在 a_1, \dots, a_m 已知的條件下, $\varepsilon_t = \frac{a_t}{\sigma_t}$, $t = m+1, \dots, T$ 服從 iid $t(v)$ 分配。

$$f(a_{m+1}, \dots, a_T | \alpha, \mathbf{A}_m) = \prod_{t=m+1}^T \frac{\Gamma((v+1)/2)}{\Gamma(v/2)\sqrt{(v-2)\pi}} \frac{1}{\sigma_t} \left(1 + \frac{a_t^2}{(v-2)\sigma_t^2}\right)^{-(v+1)/2}, v > 2$$

忽略常數項的 $-2 \log f(a_{m+1}, \dots, a_T | \alpha, \mathbf{A}_m)$ 可表示為下列形式:

$$\ell(a_{m+1}, \dots, a_T | \alpha, \mathbf{A}_m) = - \sum_{t=m+1}^T \left[\frac{v+1}{2} \ln\left(1 + \frac{a_t^2}{(v-2)\sigma_t^2}\right) + \frac{1}{2} \ln(\sigma_t^2) \right]$$

其中, $\alpha = (\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_m)'$



$$\mathbf{A}_m = (a_1, a_2, \dots, a_m)$$

除了波動模型中殘差的假設不同外, 本文還加入 ARCH-In-Mean 的現象, 其理論為條件平均方程式中股價報酬率也會與當期殘差的變異數有關。

亦即:

$$r_t = \mu_t + c\sigma_t^2 + a_t$$

$$a_t = r_t - \mu_t - c\sigma_t^2 \sim ARCH(m)$$

其中, r_t 為股價報酬率

μ_t 為條件平均方程式 ARMA(p,q)部份

a_t 為條件平均方程式之殘差項

c 為風險報酬參數

實證上，本文利用 GARCH，EGARCH，GJR-GARCH 以及波動模型中殘差分配兩種不同的假設和 ARCH-In-Mean，所以交互的組合共有 12 種情況如下：

GARCH-normal	GARCH-t
GARCH-M-normal	GARCH-M-t
EGARCH-normal	EGARCH-t
EGARCH-M-normal	EGARCH-M-t
GJRGARCH-normal	GJRGARCH-t
GJRGARCH-M-normal	GJRGARCH-M-t

-M 代表有 ARCH-In-Mean，

-normal 與-t 代表波動模型中殘差項的假設分配。

本研究由以上 12 個波動模型中選取預測最佳之模型。模型參數估計部份採用 WinRATS 程式中的 BHHH 演算法求得，至於參數起始值給定可先由 Simplex 法得知，再利用 BHHH 演算法即可。以下說明波動模型預測績效評估準則。

四、模型預測績效評估準則

1. MSE(均方誤)(Mean Square Error)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - A_i)^2 \quad \text{MSE 愈小愈好}$$

2. Theil 不等係數(Theil inequality coefficient)

$$U = \sqrt{\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - A_i)^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - A_{i-1})^2}} \quad U=0 \text{ 代表完美預測, } U<1 \text{ 代表預測模式能力佳}$$

3. MAD(絕對平均誤)(Mean Absolute Deviation)

$$MAD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |F_i - A_i| \quad \text{MAD 愈小愈好}$$



4. MAPE(絕對平均百分比誤) (Mean Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|F_i - A_i|}{A_i} \quad \text{MAPE 愈小愈好}$$

其中， F_i 為第 i 期預測值

A_i 為第 i 期實際觀察值

N 為預測期數

五、模型參數估計值與預測績效比較

由台灣與美國所建立的最佳 ARMA(0,0)模型與 12 種不同波動模型組合如下:

1. GARCH

$$r_t = \mu + a_t, \quad a_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \text{ 爲標準常態分配}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_1 a_{t-1}^2$$

2. GARCH-t

$$r_t = \mu + a_t, \quad a_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \text{ 爲標準 } t \text{ 分配自由度 } \nu$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_1 a_{t-1}^2$$

3. GARCH-M

$$r_t = \mu + c \sigma_t^2 + a_t, \quad a_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \text{ 爲標準常態分配}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_1 a_{t-1}^2$$

4. GARCH-M_t

$$r_t = \mu + c \sigma_t^2 + a_t, \quad a_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \text{ 爲標準 } t \text{ 分配自由度 } \nu$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_1 a_{t-1}^2$$

5. EGARCH

$$r_t = \mu + a_t, \quad a_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \text{ 爲標準常態分配}$$



$$\ln(\sigma_t^2) = (1 - \alpha_1)\alpha_0 + \alpha_1 \ln(\sigma_{t-1}^2) + g(\varepsilon_{t-1})$$

$$g(\varepsilon_t) = \phi\varepsilon_t + \theta[|\varepsilon_t| - E(|\varepsilon_t|)]$$

6. EGARCH-t

$$r_t = \mu + a_t, \quad a_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \text{ 爲標準 } t \text{ 分配自由度 } \nu$$

$$\ln(\sigma_t^2) = (1 - \alpha_1)\alpha_0 + \alpha_1 \ln(\sigma_{t-1}^2) + g(\varepsilon_{t-1})$$

$$g(\varepsilon_t) = \phi\varepsilon_t + \theta[|\varepsilon_t| - E(|\varepsilon_t|)]$$

7. EGARCH-M

$$r_t = \mu + c\sigma_t^2 + a_t, \quad a_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \text{ 爲標準常態分配}$$



$$\ln(\sigma_t^2) = (1 - \alpha_1)\alpha_0 + \alpha_1 \ln(\sigma_{t-1}^2) + g(\varepsilon_{t-1})$$

$$g(\varepsilon_t) = \phi\varepsilon_t + \theta[|\varepsilon_t| - E(|\varepsilon_t|)]$$

8. EGARCH-M-t

$$r_t = \mu + c\sigma_t^2 + a_t, \quad a_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \text{ 爲標準 } t \text{ 分配自由度 } \nu$$

$$\ln(\sigma_t^2) = (1 - \alpha_1)\alpha_0 + \alpha_1 \ln(\sigma_{t-1}^2) + g(\varepsilon_{t-1})$$

$$g(\varepsilon_t) = \phi\varepsilon_t + \theta[|\varepsilon_t| - E(|\varepsilon_t|)]$$

9. GJRARCH

$r_t = \mu + a_t$, $a_t = \sigma_t \varepsilon_t$, ε_t 為標準常態分配

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + (\beta_1 + \beta_2 S_{t-1}) a_{t-1}^2$$

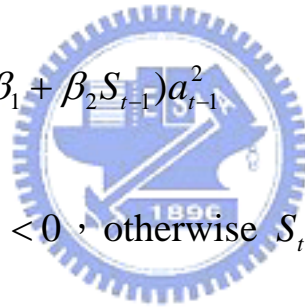
其中 , $S_{t-1} = 1$ if $a_{t-1} < 0$, otherwise $S_{t-1} = 0$

10. GJRARCH-t

$r_t = \mu + a_t$, $a_t = \sigma_t \varepsilon_t$, ε_t 為標準 t 分配自由度 ν

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + (\beta_1 + \beta_2 S_{t-1}) a_{t-1}^2$$

其中 , $S_{t-1} = 1$ if $a_{t-1} < 0$, otherwise $S_{t-1} = 0$



11. GJRARCH-M

$r_t = \mu + c \sigma_t^2 + a_t$, $a_t = \sigma_t \varepsilon_t$, ε_t 為標準常態分配

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + (\beta_1 + \beta_2 S_{t-1}) a_{t-1}^2$$

其中 , $S_{t-1} = 1$ if $a_{t-1} < 0$, otherwise $S_{t-1} = 0$

12. GJRARCH-M-t

$r_t = \mu + c \sigma_t^2 + a_t$, $a_t = \sigma_t \varepsilon_t$, ε_t 為標準 t 分配自由度 ν

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + (\beta_1 + \beta_2 S_{t-1}) a_{t-1}^2$$

其中， $S_{t-1} = 1$ if $a_{t-1} < 0$ ，otherwise $S_{t-1} = 0$

以下為參數估計值表:

台灣	GARCH	GARCH-t	GARCH-M	GARCH-M-t
μ	0.0131*	0.0075**	0.0069**	-0.0015
α_0	0.0017*	0.0014*	0.0016*	0.0015*
α_1	0.7306*	0.7432*	0.7349*	0.7311*
β_1	0.1594*	0.1778*	0.1569*	0.1802*
v		6.1856*		6.0455*
c			0.5048*	0.7448*

*及**分別代表在 5%及 10%顯著水準下是顯著的

表 4-5 GARCH 模型參數估計值(台灣)

台灣	EGARCH	EGARCH-t	EGARCH-M	EGARCH-M-t
μ	0.0096**	0.0046	0.0081**	0.0111*
α_0	-4.2385*	-4.1563*	-4.2211*	-4.1617*
α_1	0.6076*	0.6879*	0.7519*	0.6754*
ϕ	-0.1494*	-0.1284*	-0.1223*	-0.2135*
θ	0.4795*	0.5166*	0.4116*	0.5161
v		5.6688*		6.5035*
c			0.1887**	-0.3397*

*及**分別代表在 5%及 10%顯著水準下是顯著的

表 4-6 EGARCH 模型參數估計值(台灣)

台灣	GJRGARCH	GJRGARCH-t	GJRGARCH-M	GJRGARCH-M-t
μ	0.0111**	0.0073**	0.0121*	-0.0059**
α_0	0.0011*	0.0014*	0.0011*	0.0008**
α_1	0.8443*	0.7334*	0.8446*	0.8537*
β_1	0.0457**	0.1736*	0.0451**	0.0501**
β_2	0.1298*	0.0365**	0.1291*	0.1104*
v		6.1272*		6.0531*
c			-0.0802	1.1033*

*及**分別代表在 5%及 10%顯著水準下是顯著的

表 4-7 GJR-GARCH 模型參數估計值(台灣)

美國	GARCH	GARCH-t	GARCH-M	GARCH-M-t
μ	0.0103**	0.0145*	0.0166*	0.0153*
α_0	0.0007**	0.0005**	0.0006**	0.0005**
α_1	0.7284*	0.6929*	0.7718*	0.6958*
β_1	0.1541*	0.2581*	0.1261*	0.2577*
v		5.1458*		5.1219*
c			-1.3901*	-0.2323**

*及**分別代表在 5%及 10%顯著水準下是顯著的

表 4-8 GARCH 模型參數估計值(美國)

美國	EGARCH	EGARCH-t	EGARCH-M	EGARCH-M-t
μ	0.0109**	0.0128*	0.0114*	0.0113*
α_0	-5.2547*	-5.2598*	-5.2832*	-5.2562*
α_1	0.5321*	0.7749*	0.9435*	0.7419*
ϕ	-0.1568*	-0.0529	-0.1251*	-0.1487*
θ	0.5657*	0.5133*	0.2433*	0.5466
ν		5.2597*		5.2215*
c			0.0436	0.3564*

*及**分別代表在 5%及 10%顯著水準下是顯著的

表 4-9 EGARCH 模型參數估計值(美國)

美國	GJRGARCH	GJRGARCH-t	GJRGARCH-M	GJRGARCH-M-t
μ	0.0102**	0.0138*	0.0165*	0.0153*
α_0	0.0011*	0.0006**	0.0006**	0.0007**
α_1	0.6321*	0.6073*	0.7751*	0.6053*
β_1	0.1645**	0.2531*	0.1277**	0.2617*
β_2	0.0595**	0.1351*	0.0046	0.1141*

v		5.2758*		5.5441*
c			-1.3735*	-0.3451*

*及**分別代表在 5%及 10%顯著水準下是顯著的

表 4-10 GJR-GARCH 模型參數估計值(美國)

台灣	GARCH	GARCH-M	EGARCH	EGARCH-M	GJRGARCH	GJRGARCH-M
MSE*10000	0.763	0.752	0.264	0.227	0.437	0.428
MSE-t*10000	0.751	0.722	0.266	0.201	0.308	0.348
MAD*100	0.778	0.773	0.453	0.404	0.628	0.621
MAD-t*100	0.762	0.748	0.451	0.385	0.517	0.563
MAPE	3.448	3.423	1.596	1.374	2.519	2.481
MAPE-t	3.442	3.355	1.573	1.307	2.006	2.217
U	2.143	2.112	0.741	0.637	1.227	1.202
U-t	2.109	2.028	0.747	0.564	0.865	0.977

表 4-11 台灣預測績效比較(1)

台灣	kurtosis	Kurtosis-t	AIC	AIC-t
GARCH	4.556	4.697	414.32	412.28
GARCH-M	4.591	4.733	413.91	412.08
EGARCH	4.107	4.351	411.46	398.21
EGARCH-M	4.354	4.365	407.59	396.57
GJRGARCH	4.226	4.368	414.12	410.65

GJRGARCH-M	4.218	4.352	412.48	408.81
------------	-------	-------	--------	--------

True kurtosis=4.9806

表 4-12 台灣預測績效比較(2)

美國	GARCH	GARCH-M	EGARCH	EGARCH-M	GJRGARCH	GJRGARCH-M
MSE*10000	0.134	0.126	0.021	0.019	0.089	0.119
MSE-t*10000	0.496	0.486	0.027	0.026	0.382	0.368
MAD*100	0.349	0.338	0.113	0.107	0.279	0.327
MAD-t*100	0.691	0.683	0.143	0.141	0.591	0.591
MAPE	1.172	1.141	0.292	0.304	0.932	1.104
MAPE-t	2.258	2.235	0.378	0.367	1.798	1.855
U	3.078	2.903	0.461	0.437	2.051	2.742
U-t	11.428	11.198	0.622	0.599	8.801	8.749

表 4-13 美國預測績效比較(1)

美國	kurtosis	Kurtosis-t	AIC	AIC-t
GARCH	3.504	3.598	413.91	445.94
GARCH-M	3.546	3.654	413.71	445.53
EGARCH	3.306	3.667	412.28	427.17
EGARCH-M	3.735	3.744	402.08	425.74
GJRGARCH	3.621	3.636	410.65	434.31

GJRGARCH-M	3.553	3.656	409.83	438.19
------------	-------	-------	--------	--------

True kurtosis=3.6924

表 4-14 美國預測績效比較(2)

由表 4-5 到表 4-14 中若有-t 代表波動模型的殘差是假設標準 t 分配，若無則為常態分配，其中-M 代表加入 ARCH-In-Mean 的現象。表 4-5 到表 4-10 為參數估計值，表 4-11 到表 4-14 為預測績效比較。

首先，表 4-11 可看出台灣股價報酬率的 12 種不同波動模型的預測好壞，可發現 12 種不同波動模型中殘差假設為 t 分配都比常態分配預測的較好。而若假設具有 ARCH-In-Mean 的現象，則 GARCH 及 EGARCH 預測結果比沒有假設來得好，只有 GJR-GARCH 由四種績效來看則是差不多，所以可發現殘差假設 t 分配以及模型具有 ARCH-In-Mean 現象，則預測的結果是較好的，由表 4-11 也可發現其中以 EGARCH-M-t 模型對台灣股價報酬率的波動預測是最為準確的，而由 Theil 不等係數發現有六個模型的 U 小於 1，表示此六個波動模型都對台灣股價報酬率的預測是良好的。

由表 4-12 模型的 AIC 準則及峰態亦可發現當假設殘差為 t 分配時，峰態愈接近實際的股價報酬率峰態以及 AIC 也會愈小，由表-12 也可得知 EGARCH-M-t 模型的 AIC 為最小，所以綜合表 4-11 及表 4-12 可得到結論為台灣股價報酬率以 EGARCH-M-t 為波動預測模型則為最佳。

同樣的由表 4-13 發現當波動模型的殘差假設 t 分配，美國股價報酬率的預測

能力比假設為常態分配較為不好，而在 ARCH-In-Mean 現象發現 GJR-GARCH 沒有 ARCH-In-Mean 時預測較好，而台灣與美國則是相反。所以由表-13 可得知 EGARCH-M 模型對美國股價報酬率的波動預測是最為準確的，而由 Theil 不等係數亦可發現只有四個模型的 U 小於 1，表示此四個波動模型都對美國股價報酬率的預測是良好的。

接著由表 4-14 可發現當波動模型中殘差假設為 t 分配或常態分配則峰態則是都差不多，但在 AIC 準則方面則是以假設為常態分配為較好，所以在 AIC 準則方面也是以 EGARCH-M 模型為最小。綜合表 4-13 及表 4-14 可得到結論為美國股價報酬率以 EGARCH-M 為波動預測模型則為最佳。

六、模型合適檢定與真實波動率(Realized Volatility)

由第三章第三節所提到的 GARCH 族的模型合適檢定，利用標準化後的殘差

項為 $\tilde{a}_t = \frac{a_t}{\sigma_t}$ ，作 \tilde{a}_t^2 之 Ljung-Box 序列相關性檢定以確認所建立的波動模型是否

合適。除此之外，介紹本文如何決定真實月份股價報酬率的波動率，其為：

$$S_t = \left[\sum_{i=1}^{K_t} r_{it}^2 + \sum_{i=1}^{K_t-1} r_{it} r_{i+1,t} \right]^{1/2}$$

其中， S_t 為第 t 個月份的真實波動率

r_{it} 為第 t 個月份的第 i 個交易日

K_t 為在第 t 個月份內的交易日天數

此決定真實波動率的公式由 French、Schwert 與 Stambaugh(1987)所提出。

Q 統計量	台灣 $Q^2(10)$	台灣 $Q^2(20)$	美國 $Q^2(10)$	美國 $Q^2(20)$
GARCH	9.67	13.74	0.77	5.94
GARCH-t	11.57	15.53	1.21	6.56
GARCH-M	9.81	13.73	0.61	6.47
GARCH-M-t	10.91	14.54	1.19	6.65
EGARCH	13.02	18.21	2.21	7.12
EGARCH-t	13.76	18.61	0.87	2.61
EGARCH-M	12.21	16.79	0.85	3.05
EGARCH-M-t	13.14	18.02	0.94	3.15
GJRGARCH	8.71	15.37	0.87	4.77
GJRGARCH-t	11.76	15.47	1.22	5.41
GJRGARCH-M	8.25	14.83	0.61	6.59
GJRGARCH-M-t	9.37	13.72	1.21	5.45

*及**分別代表在 5%及 10%顯著水準下是顯著的

表 4-15 模型合適檢定

由表 4-15 可看出台灣與美國的 12 個波動率模型合適檢定中，標準化後的殘差項皆為白噪音(white noise)過程，於是本文在前一部份所利用的這 12 個波動率模型是合適的。

第二節 共整合分析

一、資料描述與特性

本節資料來源為台灣加權指數、美國那斯達克指數、日本東京 225 指數與香港恆生指數的每週收盤指數為主，資料範圍為 1997 年 7 月 1 日到 2003 年 12 月 31 日，本文在此節將每週股價指數取自然對數轉換如下：

首先先定義：原始股價指數數列為 P_t

取自然對數為 $\ln(P_t)$

其中， P_t 為第 t 週的收盤指數。



資料範圍取 1997 年開始主要因為 1997 年金融風暴產生後，全球股市崩盤，此時全球市場的整合性為最高，本節利用第二章理論基礎及第參章共整合模型的估計與檢定，針對台灣、美國、日本、香港四個國家的股票市場作為實證研究對象，探討各國股市是否有共整合現象及其關聯性。

在本文中，實證分析所選取的資料並未採用匯率調整後的股價指數，只採用股市調整後的收盤價，不採用匯率調整的原因為樣本期間涵蓋亞洲金融風暴，各國的匯率在此段時間波動程度劇烈，各國政府也皆進入匯市加以干預，因此若考慮匯率的調整，恐使得變數本身無法反應其原有的特性。

首先，我們根據資料，先介紹原始股價指數、單根檢定探討與相關性矩陣。

Taiwan

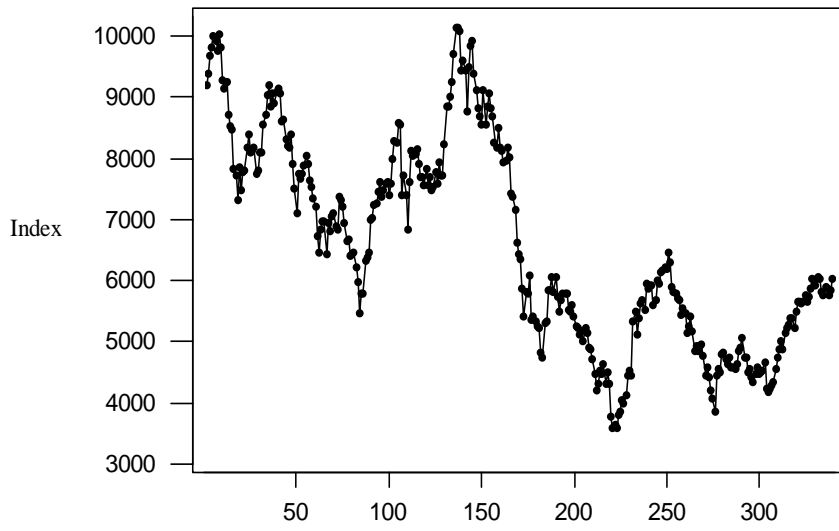


圖 4-17 台灣股價指數散佈圖

NASDAQ

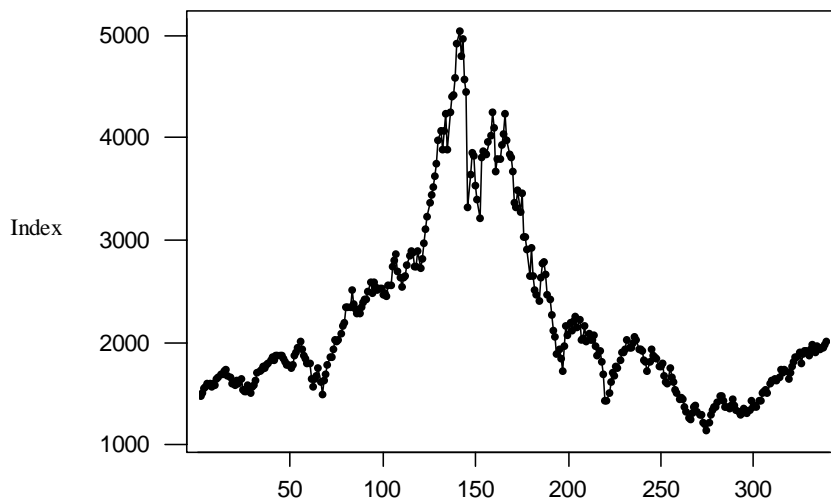


圖 4-18 美國股價指數散佈圖

Japan



圖 4-19 日本股價指數散佈圖



Hong Kong

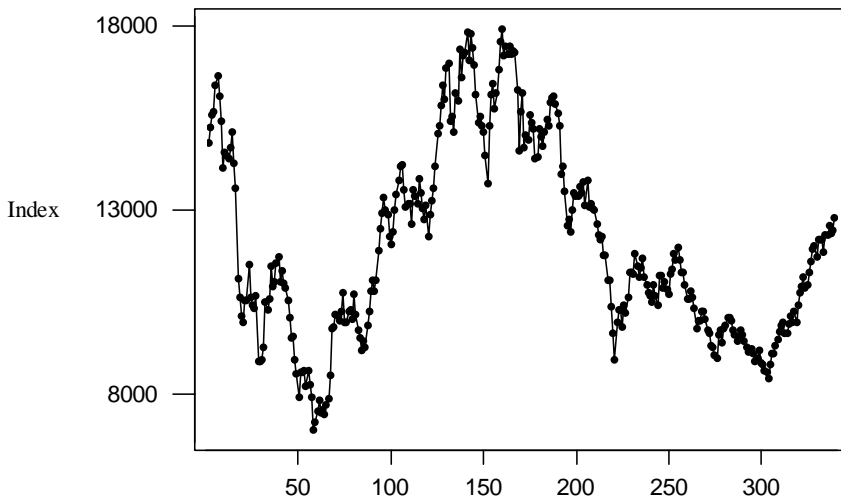


圖 4-20 香港股價指數散佈圖

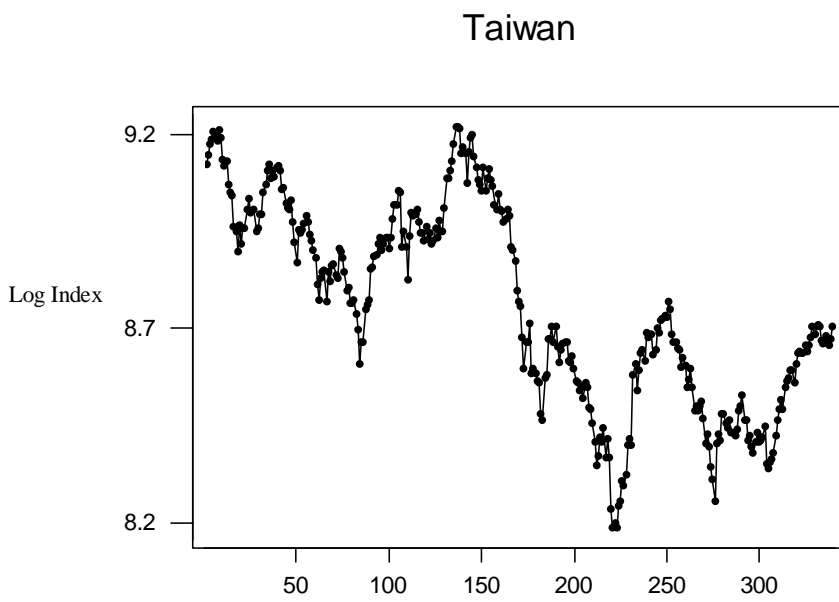


圖 4-21 台灣股價指數取自然對數散佈圖

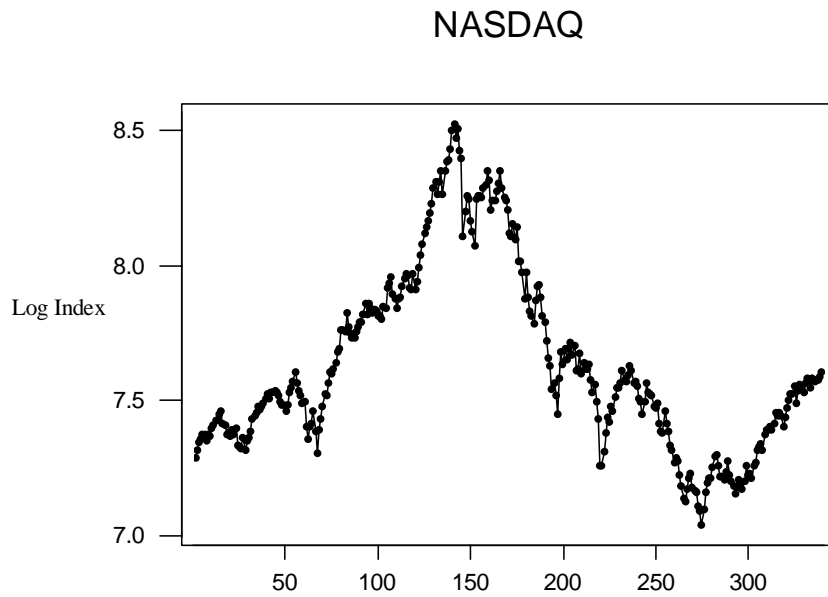


圖 4-22 美國股價指數取自然對數散佈圖

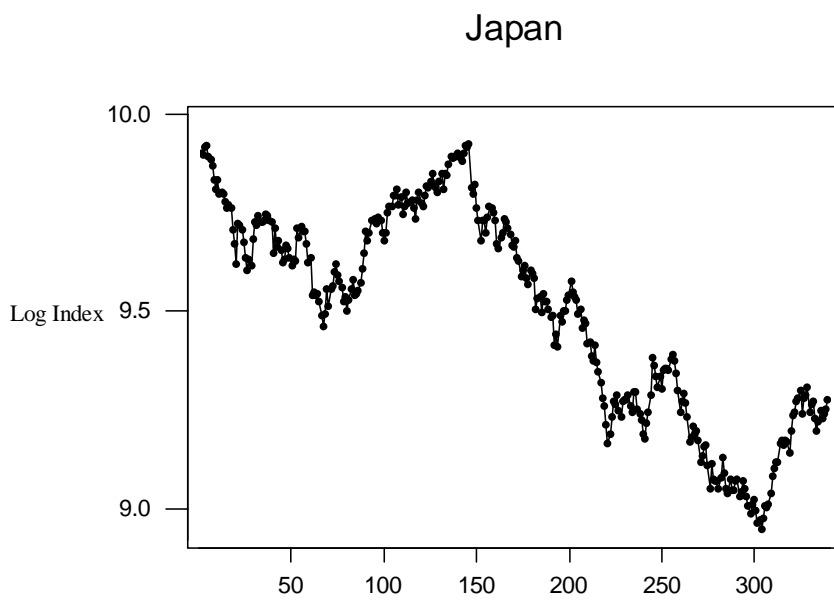


圖 4-23 日本股價指數取自然對數散佈圖

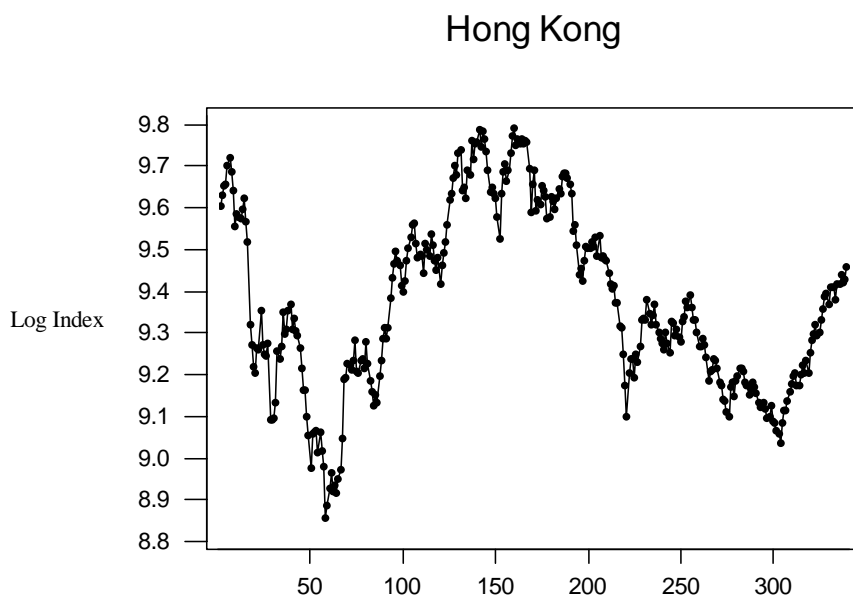


圖 4-24 香港股價指數取自然對數散佈圖

由圖 4-17 到圖 4-20 為各國股市原始股價指數散佈圖，圖 4-21 到圖 4-24 為取自然對數後的股價指數散佈圖，由圖 4-17 到圖 4-20 與圖 4-21 到圖 4-24 大致上是相同，與自然對數後的變異會變的較為小些，由圖可看出台灣、日本與香港從 1997 年崩盤後進入空頭走勢，只有美國那斯達克的走勢較為盤堅格局，不過當這四個國家股價跌深開使反彈且也進入多頭格局後，可發現四國的走勢型態上相當接近，這也是本文研究這四個國家共整合分析的主要原因，希望能夠藉由共整合分析探討這四個國家的關聯性。

接下來在建立共整合模式前我們利用 Dickey-Fuller 單根檢定去檢定股價指數取自然對數後是否為定態資料，若有單根存在，則必須經由差分為定態資料，也就是這四個國家的股價是否經由相同次數的差分後會有長期的均衡關係存在，即為共整合是否存在。



	台灣	美國	日本	香港
T-test 統計量	-2.12472	-1.72279	-1.75194	-1.49179

Critical values: 1%=-3.464 5%=-2.876 10%=-2.574

表 4-16 股價指數取自然對數單根檢定

	台灣	美國	日本	香港
T-test 統計量	-18.66991	-18.97097	-19.54202	-17.90183

Critical values: 1%=-3.464 5%=-2.876 10%=-2.574

表 4-17 自然對數指數一次差分單根檢定

由表 4-16 可看出四個國家股價指數取自然對數後皆有單根存在，表示其資料為非定態，於是本文作一次差分後在檢定單根是否存在，由表 4-17 可發現四個國家皆拒絕單根的存在，所以其為定態資料。接下來先介紹此定態資料的相關性矩陣。

	台灣	美國	日本	香港
台灣	1	0.269	0.362	0.388
美國		1	0.351	0.425
日本			1	0.399
香港				1

表 4-18 相關性矩陣

由表 4-18 相關性矩陣可發現台灣與香港差分後的資料相關性比其它兩個國家高，而表中相關性最大的兩個國家為香港與美國，相關性最小的兩個國家為台灣與美國。

二、Johansen 最大概似共整合檢定

依前一部份單根檢定的結果可以得知台灣、美國、日本、香港的股價指數為具有單根之 $I(1)$ 數列，當數列具有相同的整合級次時，數列間可能存在長期之共整合關係。檢查數列是否具有共整合之方法前章已經介紹，所以本節將以 Johansen 最大概似法以估計多變數之間的共整合關係。

Johansen 之檢定法乃是基於向量自我迴歸模型(VAR)，而為瞭解台灣、美國、日本、香港等四個國家股市的長期均衡關係，將設定考慮台灣、美國、日本、香港等四個國家股價指數四變數之 VAR 模型。

依第三章之介紹可知，Johansen 的最大概似估計法，其 VAR 模型之殘差項必須為滿足無序列相關且分配服從常態分配之白噪音，VAR 模型常利用適當落後期的選取來達成此項要求。本文利用先前章節介紹過的 AIC 準則與 BIC 準則來選取，其選取原則為選取 AIC 與 BIC 為最小之落後期數。詳細步驟為先利用 AIC 與 BIC 選取落後期數，再對已選取落後項之 VAR 模型之殘差項進行檢定，若檢定結果不符合 Johansen 之假設必須重新選取 VAR 最適落後期數，若檢定結果符合殘差假設則進行共整和分析。

檢定殘差項是否滿足白噪音之方法，本文利用 Ljung-Box 之 Q 檢定，其方法之虛無假設為數列間不存在序列相關，當 P-value 大於所要求之顯著水準則接受虛無假設，反之則拒絕不存在序列相關之虛無假設，詳細方法於第三章已說明。

不同落後期數 VAR 模型之 AIC 與 BIC 值列於表 4-19 如下:

Lags	AIC	BIC
1	-5568.57	-5501.82
2	-5519.31	-5399.33
3	-5477.54	-5304.49
4	-5453.23	-5227.26
5	-5419.25	-5140.53
6	-5377.89	-5046.57
7	-5332.32	-4948.56
8	-5298.85	-4862.82

表 4-19 VAR 模型落後期之選取

由表 4-19 本文選取 $k=1$ 為最適期數，如此採用共整合檢定模型中的最適落後期數為 1 期。

	台灣	美國	日本	香港
Q(10)	7.44	7.56	8.33	7.42
Q(20)	14.35	15.01	14.67	14.28

*代表在 5%顯著水準下是顯著的

表 4-20 VAR 模型誤差項檢定

而選定模型之落後階數之後，對殘差進行檢定，模型殘差項都接受 Q 檢定，即表示 VAR 模型經過適當落後期之選取已使殘差項符合白噪音。

在確定 VAR 模型之最適落後階數之後，將利用 Johansen 提出之最大概似估計法，對變數間是否具有共整合關係進行檢定，當所分析之變數超過兩個時，變數間之共整合關係可能不只一個，本文之 VAR 模型有四個內生變數，因此乃利用 Johansen 提出之 Trace 統計量先決定變數間之共整合向量個數，再利用最大概似法估計共整合向量，以所估計出之共整合向量將台灣、美國、日本、香港等四個國家股市股價指數做線性組合形成變數長期關係之均衡誤差項。

虛無假設	$r=0$	$r \leq 1$	$r \leq 2$	$r \leq 3$
Trace	73.84*	26.7	13.31	2.71

*代表在 5%顯著水準下是顯著的

表 4-21 共整合向量個數檢定

由表 4-21 得知，共整合向量個數檢定結果顯示 Trace 統計量拒絕共整合向量為零之虛無假設，接受共整合向量為一之虛無假設，從檢定結果判斷台灣、美國、日本、香港之股價指數存在一組共整合向量。如下：

$$Z_{t-1} = T_{t-1} - 0.1028A_{t-1} + 0.9705J_{t-1} + 0.0347H_{t-1} + 0.9434$$

最大概似估計法估計之共整合向量列於上式，其中 T_{t-1} 、 A_{t-1} 、 J_{t-1} 、 H_{t-1} 分別代表台灣、美國、日本與香港的股價指數取自然對數。本文將以表 4-22 之整合向量組成代表長期關係之修正誤差項，再將此誤差修正項加入 VAR 模型以形成向量誤差修正模型(VECM)來描述因 VAR 模型將變數差分而遺漏長期之重要訊息。該四個國家股票市場存在共整合關係，則個別股市間或許在短期間會有各自不同的波動，但長期的股價走勢仍會以各股市交互影響來帶動其他股市而呈現共移現象(co-movement)，表示各國股票市場存在長期均衡關係，可用其他國家股價來預測其他國家股價，同時在國際投資風險分散效果也相對較小。若國際股市間有共整合效應，長期的股價走勢會有共移現象，此也說明彼此之間應具有因果關係，惟該因果關係之領先落後，將利用 VECM 進一步來認定彼此間因果關係的領先與落後。

三、VECM 模型之估計與檢定

變數間若存在共整合關係，由 Granger 表現定理可知必存在一向量誤差修正模型(VECM)與其相對應，所謂向量誤差修正模型乃是將代表長期關係之誤差修正項加入向量自我迴歸模型(VAR)之中，VECM 之優點在於當經濟變數受到外在衝擊時，變數短暫脫離長期均衡，模型將利用誤差修正項逐步調整至長期均衡。本文所要分析的變數有四個(台灣 T，美國 A，日本 J，香港 H)，其 VECM 可表達如下式:

$$\Delta T_t = \mu_1 + \alpha_1 Z_{t-1} + \sum_{i=1}^k a_{1i} \Delta T_{t-i} + \sum_{i=1}^k a_{2i} \Delta A_{t-i} + \sum_{i=1}^k a_{3i} \Delta J_{t-i} + \sum_{i=1}^k a_{4i} \Delta H_{t-i} + \varepsilon_{T,t}$$

$$\Delta A_t = \mu_2 + \alpha_2 Z_{t-1} + \sum_{i=1}^k b_{1i} \Delta T_{t-i} + \sum_{i=1}^k b_{2i} \Delta A_{t-i} + \sum_{i=1}^k b_{3i} \Delta J_{t-i} + \sum_{i=1}^k b_{4i} \Delta H_{t-i} + \varepsilon_{A,t}$$

$$\Delta J_t = \mu_3 + \alpha_3 Z_{t-1} + \sum_{i=1}^k c_{1i} \Delta T_{t-i} + \sum_{i=1}^k c_{2i} \Delta A_{t-i} + \sum_{i=1}^k c_{3i} \Delta J_{t-i} + \sum_{i=1}^k c_{4i} \Delta H_{t-i} + \varepsilon_{J,t}$$

$$\Delta H_t = \mu_4 + \alpha_4 Z_{t-1} + \sum_{i=1}^k d_{1i} \Delta T_{t-i} + \sum_{i=1}^k d_{2i} \Delta A_{t-i} + \sum_{i=1}^k d_{3i} \Delta J_{t-i} + \sum_{i=1}^k d_{4i} \Delta H_{t-i} + \varepsilon_{H,t}$$

其中，本文落後階數的選取前述為 k=1，故 VECM 可表示如下:

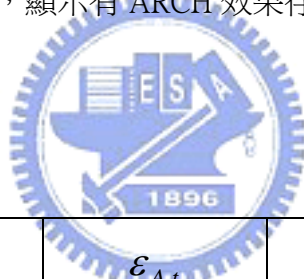
$$\Delta T_t = \mu_1 + \alpha_1 Z_{t-1} + a_1 \Delta T_{t-1} + a_2 \Delta A_{t-1} + a_3 \Delta J_{t-1} + a_4 \Delta H_{t-1} + \varepsilon_{T,t}$$

$$\Delta A_t = \mu_2 + \alpha_2 Z_{t-1} + b_1 \Delta T_{t-1} + b_2 \Delta A_{t-1} + b_3 \Delta J_{t-1} + b_4 \Delta H_{t-1} + \varepsilon_{A,t}$$

$$\Delta J_t = \mu_3 + \alpha_3 Z_{t-1} + c_1 \Delta T_{t-1} + c_2 \Delta A_{t-1} + c_3 \Delta J_{t-1} + c_4 \Delta H_{t-1} + \varepsilon_{J,t}$$

$$\Delta H_t = \mu_4 + \alpha_4 Z_{t-1} + d_1 \Delta T_{t-1} + d_2 \Delta A_{t-1} + d_3 \Delta J_{t-1} + d_4 \Delta H_{t-1} + \varepsilon_{H,t}$$

為確定 VECM 模型殘差項是否存在 ARCH 效果，採用 Ljung-Box 檢定，對 VECM 所產生之殘差項與殘差項平方做序列相關性檢定，若殘差項不序列相關，而殘差項平方具有序列相關，顯示有 ARCH 效果存在。



殘差項	$\varepsilon_{T,t}$	$\varepsilon_{A,t}$	$\varepsilon_{J,t}$	$\varepsilon_{H,t}$
$Q(10)$	4.87	4.91	5.02	4.87
$Q(20)$	13.22	13.31	13.61	13.24
殘差項平方	$\varepsilon_{T,t}$	$\varepsilon_{A,t}$	$\varepsilon_{J,t}$	$\varepsilon_{H,t}$
$Q^2(10)$	110.01*	20.40*	39.48*	20.25*
$Q^2(20)$	166.04*	28.44*	73.82*	34.66*

*代表在 5% 顯著水準下是顯著的

表 4-22 VECM 模型殘差項檢定

由表 4-22 得知 VECM 模型殘差項彼此無關，但殘差項平方之 Ljung-Box 檢定發現四個國家皆有 ARCH 效果，因此實證模型應將殘差存在條件異質的資訊加入，本文使用 GARCH(1,1)為條件異質的部份。

$$\sigma_{T,t}^2 = \beta_T + \delta_T \sigma_{T,t-1}^2 + \theta_T \varepsilon_{T,t-1}^2$$

$$\sigma_{A,t}^2 = \beta_A + \delta_A \sigma_{A,t-1}^2 + \theta_A \varepsilon_{A,t-1}^2$$

$$\sigma_{J,t}^2 = \beta_J + \delta_J \sigma_{J,t-1}^2 + \theta_J \varepsilon_{J,t-1}^2$$

$$\sigma_{H,t}^2 = \beta_H + \delta_H \sigma_{H,t-1}^2 + \theta_H \varepsilon_{H,t-1}^2$$

以下為 VECM 模型及 GARCH 模型之參數估計表

a_1	a_2	a_3	a_4	μ_1	α_1
-0.0778	0.153*	-0.0909**	0.1007*	-0.0015	0.0346**
b_1	b_2	b_3	b_4	μ_2	α_2
-0.0065	-0.0014	0.0318	0.0209	0.0009	-0.011
c_1	c_2	c_3	c_4	μ_3	α_3
-0.0231	0.1454*	-0.1136*	0.013	-0.0021	-0.0237**
d_1	d_2	d_3	d_4	μ_4	α_4
0.049	0.1611*	-0.0733	-0.0306	-0.0007	0.011

*與**分別代表在 5%與 10%顯著水準下是顯著的

表 4-23 VECM 模型參數估計值

β_T	δ_T	θ_T
0.0114	0.7893*	0.1438*
β_A	δ_A	θ_A
0.0015*	0.7991*	0.0145
β_J	δ_J	θ_J
0.0007	0.9294*	0.0515
β_H	δ_H	θ_H
0.0002	0.8059*	0.0966*

*代表在 5%顯著水準下是顯著的

表 4-24 GARCH 模型參數估計值



t \ t-1	台灣	美國	日本	香港
台灣	X	X	X	X
美國	O	X	O	O
日本	O	X	O	X
香港	O	X	X	X

O 代表有影響，X 則無。

表 4-25 因果關係

本節共整合估計與檢定採用 WinRATS、CATS 以及 c++程式跑出的結果。

RATS(regressive analysis of time series)

CATS(cointegration analysis of time series)

由表 4-23 與表 4-25 可發現台灣當週的股價會受到美國、日本與香港的影響，而美國當週的股價皆不受任何國家的影響，而日本受自己前期及美國前期的影響，而香港只受美國前期的影響。

表 4-24 說明四個國家的股價波動有持續性的現象，而台灣與香港在非預期衝擊時也會讓股價跟著波動。



第五章 結論與建議

第一節 結論

本研究實證結果發現:

- 一、由 GARCH 族分析得到台灣與美國的月指數報酬率分別以 EGARCH-M-t 及 EGARCH-M 預測較為準確，間接說明台灣及美國的股價報酬有不對稱的現象，亦即利空及利多所引發的波動會不同，在財經上的研究也可得知股價上漲時需要源源不絕的資金才能讓股價不斷上漲，而下跌時常常是無量下殺，且所引發的波動往往更為驚人。
- 二、股價指數報酬率的峰態(kurtosis)會影響到波動模型中殘差項的分配假設，此假設分配的峰態與實際的峰態愈接近，模型預測能力愈佳。
- 三、加入 ARCH-In-Mean 現象可增加模型預測的能力。
- 四、共整合分析得知資本市場規模越大的國家股價(例如:美國)越不容易受規模小的國家影響，反之，資本市場越小的國家股價(例如:台灣)越容易受規模大的國家影響。
- 五、而共整合殘差項 GARCH 族分析，可看出四個國家股價皆受前期條件變異數的影響，也就是股價波動有持續性的效應，而只有台灣與香港還會受前期殘差項平方的影響，代表當有非預期的衝擊出現時，也會讓股價跟著波動。

第二節 建議

- 一、投資者可以利用本文 GARCH 族分析的結果，得到針對台灣與美國的月股價報酬率的最佳預測波動模型，當模型預測下個月為波動大時，表示可能有大漲大跌的情況會出現，投資者只要搭配市場交易策略，例如：觀察大盤的 KD 指標，MACD，RSI，威廉指標等等，加上對美國股市動向及亞洲日本與香港的走勢多加注意，及對基本面，籌碼面(法人的進出、資卷的變化)的分析若整個大盤長期是多頭走勢，美日港三國股價有修正的情況出現，大盤 KD 指標處於高檔，成交量與融資不斷的放大，建議投資者除了現股的買賣之外，可以在期貨或選擇權建立空頭部位作為避險動作，這樣才不致於讓突發性的大跌所造成的投資損失。
- 二、當模型出現下個月波動小時，表示很難有大漲大跌出現，可能多半都是小漲小跌的情況，當然配合財經上的分析及共整合分析中其它三個國家的變化，若長期是多頭走勢，KD 在低檔，成交量若不斷萎縮，建議買入現股或期貨選擇權的多頭部位，相信等待一下甚或馬上就能看到獲利的成果出現。
- 三、前兩點給長期投資者的建議，當然影響股市的不只前兩點所提到的，還有像政治的環境、匯率的變化，甚至周遭環境的解讀都是間接會影響股市的波動。
- 四、本文研究僅了解股價一些特性及確認波動性的不對稱性，不代表預測股市波動一定非常準確，所以停利停損的觀念一定要有。

第三節 未來的研究方向

建議可以加入匯率，期貨，法人的進出股市等其他可能有影響的變數，進行估計、分析及預測。納入歐洲或其它亞太地區的國家股市進行研究與分析也是另一可行方向。



參考文獻

- [1] Akaike, H. (1974), A new look at the statistical model identification, IEEE Transactions on Automatic Control, AC-19, pp 716-723.
- [2] Akaike, H. (1978), A Bayesian Analysis of the Minimum AIC Procedure, Ann. Inst. Statist. Math, 30A, pp 9-14.
- [3] Andersen, T. G. et al (2001), “The Distribution of Realized Exchange Rate Volatility,” Journal of the American Statistical Association Vol. 96, No. 453, pp 42-45.
- [4] Andersen, T. G. et al (2001), “The Distribution of Realized Stock Return Volatility,” Journal of Financial Economics, Vol. 61, pp 43-76.
- [5] Berndt, E. K., Hall, B. H., Hall, R. E. and Hausman, J. A. (1974), “Estimation and Inference in Nonlinear Structural Models,” Annals of Economic and Social Measurement, Vol. 3/4, pp 653-665.
- [6] Bollerslev, T. (1986), “Generalized Autoregressive Condition Heteroskedasticity,” Journal of Econometrics 31, pp 307-327.
- [7] Bollerslev, T. (1989), “Modelling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates : A Multivariate Generalized ARCH Model,” Journal of Econometrics, pp 498-505.
- [8] Brockwell, P. J. and Davis, R. A. (2002), Introduction to Time Series and

Forecasting, 2nd Edition, Springer Verlag.

[9] Cao, C. Q. and Tsay, R. S. (1992), “Nonlinear Time-Series Analysis of Stock Volatilities,” *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 7, pp 165-185.

[10] Chen, Y. T. (2003), “On the Discrimination of Competing GARCH-type Models for Taiwan Stock Index Returns,” *Academia Economic* 31, pp 369-405.

[11] Dickey, D. A. and Fuller, W. A. (1979), “Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root,” *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 74, No. 366, pp 427-431.

[12] Engle, R. F. (1982), “Autoregressive Conditional heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation,” *Econometrica*, Vol. 50, No. 4, pp 987-1007.



[13] Engle, R. F. and Granger, C. W. J. (1987), “Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing,” *Econometrica*, Vol. 55, No. 2, pp 251-276

[14] Glosten, L. R., Jagannathan, R., and Runkle, D. E. (1993), “On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks,” *Journal of Finance*, Vol. 48, No. 5, pp 1779-1801.

[15] Hamilton, J. D. (1994), *Time Series Analysis*, Princeton University Press.

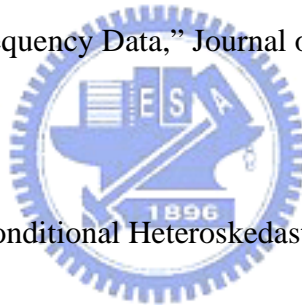
[16] Johansen, S. (1991), “Estimation and Hypothesis Testing of Cointegration

Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models,” *Econometrica*, Vol. 59, No. 6, pp 1551-1580.

[17] Johansen, S. and Juselius, K. (1992), “Testing Structural Hypotheses in a Multivariate Cointegration Analysis of the PPP and the UIP for UK,” *Journal of Econometrics*, Vol. 53, pp 211-244.

[18] Ljung, G. M. and Box, G. E. P. (1978), “On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models,” *Biometrika* 65, pp 297-303.

[19] Martens, M. (2002), “Measuring and Forecasting S&P 500 Index-Futures Volatility Using High-Frequency Data,” *Journal of Futures Markets*, Vol. 22, No. 6, pp 497-518.



[20] Nelson, D. B. (1991), “Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns : A new Approach,” *Econometrica* 59, pp 347-370.

[21] Pan, M. S. et al (2002), “Volatility and Trading Demands in Stock Index Futures,” *Journal of Futures Markets*, Vol. 23, No. 4, pp 399-414.

[22] Tsay, R. S. (1987), “Conditional Heteroscedastic Time Series Models,” *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 82, No. 398, pp 590-604.

[23] Tsay, R. S. (2002), *Analysis of Financial Time Series*, Wiley.

[24] Wei, W. S. (1990), *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods*, Addison Wesley.