

淡江大學財務金融學系碩士在職專班

碩士論文

指導教授：李命志 博士

DCC 多變量 GARCH 模型之風險值計算  
— G7 及臺灣等八國股市投資組合之實證研究

研究生：黃小菁 撰

中華民國 94 年 6 月

論文名稱：DCC 多變量 GARCH 模型之風險值計算

頁數：73

— G7 及臺灣等八國股市投資組合之實證研究

校系所組別：淡江大學財務金融學系碩士在職專班

畢業時間及提要別：九十三年度第二學期碩士學位論文提要

研究生：黃小菁

指導教授：李命志 博士

論文提要：

本文的目的在於探討國際投資組合之風險值預測模型。有鑑於過去由多種資產組成之投資組合，因資產數量的限制，在實務上往往發生風險值估計上的困難。本文應用 Engle(2002)所提出的 DCC-GARCH 模型推估而得的變異數共變異數矩陣，用以預測投資組合未來的市場風險值，並比較簡單移動平均法(SMA)及實務上常用的指數權數移動法(EWMA)二種變異數預測模型之預測結果。經由以七大工業國 G7 與台灣股價指數組成之資產組合而得之實證研究發現，利用 DCC-GARCH 模型所預測出的資產組合風險值比起其他變異數模型所預測出的結果，顯然具有更高的有效性及正確性。而在 DCC-GARCH 模型中，一般而言，在通過 Kupiec PF-test 之情況下，t 分配模型較 Normal 分配模型之 RMSE 低，故 DCC-GARCH(1,1)-t 模型將是估算風險值的更好選擇。另各模型皆顯示，八國股市報酬率間相關係數與變異數呈現正向關係，亦即各國股市間之波動性高時相關性會隨之上升，此亦說明八國股市報酬率為動態之共變異數及相關係數時間序列。

關鍵字：風險值、動態條件相關、多變量 GARCH、股票投資組合

Title of Thesis: Application of DCC Multivariate GARCH Model at VaR – Evidence from G7 and Taiwan's Stock Markets Total Pages: 73

Key Words: Value-at-Risk, DCC, Multivariate GARCH, Equity Portfolio

Name of Institution: Graduate Institute of Banking and Finance, TamKang University

Graduation date: June, 2005

Degree Conferred: Master

Name of student: Hsiao-Chin Huang

Advisor: Dr. Ming-Chih Lee

黃小菁

李命志

Abstract:

The purpose of this study is to find a more effective model to forecast Value-at-Risk (VaR). Due to a portfolio usually holds numerous assets, it would be difficult to estimate the very large covariance matrix that is required to calculate VaR. In this paper, we apply the Dynamic Conditional Correlation (DCC) multivariate GARCH model, proposed by Engle (2002), to estimate the future market risk. We also use two other variance-covariance forecast models, such as SMA and EWMA to compare the results. Through a portfolio composed of eight indices from the G7 (America, Canada, UK, France, Germany, Italy, Japan) and Taiwan stock markets, the findings imply that the VaR calculated from DCC multivariate GARCH model has better accuracy and efficiency. Moreover, among DCC models which pass the Kupiec PF test in backtesting, we examine RMSE for capital efficiency and find that t distribution performs better than normal distribution. Thus this study recommends DCC- GARCH(1,1)-t model to be the best option in computing VaR on equity portfolio. In addition, all the results indicate that the correlation and covariance of returns move in the same direction. That is correlations increase during times when the volatility of market is large.

## 謝 辭

猶記得三年前的此時接獲淡江大學財務金融碩士在職專班錄取通知，心中頓感忐忑不安，擔憂的是在可預見的未來，如何兼顧學業與工作，將是人生目標與現實環境的拉鋸戰。三年來由於淡江財金所對學生的要求與老師教學之使命感，學習過程頗為艱辛，也因此於發表感言之際，愈發覺得成果得之不易，倍覺感恩。

本論文得以順利完成，首先感謝指導教授李命志博士悉心教導，無論在研究方向的選擇、計量模型的應用、論文內容的撰寫，皆提供極佳的見解。尤其李老師務實嚴謹的教學方式，更令學生留下深刻的印象。此外，承蒙口試委員邱建良、邱哲修、林卓民等教授許多寶貴的建議與指正，使本論文得以完備，謹致上最深的謝意。

論文撰寫期間，特別感謝同學兼同事志偉，在論文計量模型程式之撰寫與修改，不吝提供專業上的協助，論文架構之安排，亦竭力相助。另感謝同班同學課業上的相互扶持（期中、期末考古題或習題之蒐集與解答）、精神上的彼此勉勵，為三年求學過程寫下精彩、難忘的回憶。

人生的各個階段，體會到許多人對我的關心、愛護，在此對所任職公司臺灣證券交易所長官及同事表達內心無盡的謝意。

最後，感謝一路上全心全意支持我的爸爸、媽媽及兄長，謝謝他們無私的付出與關懷，謹以此論文獻上我誠摯的祝福。

黃小菁 謹誌於

中華民國 九十四年六月

# 目 錄

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 研究架構.....	4
第四節 研究流程.....	6
第二章 理論基礎與文獻回顧.....	7
第一節 風險值的意義及概念.....	7
第二節 風險值之估算方法.....	9
第三節 國外相關文獻.....	11
第四節 國內相關文獻.....	15
第三章 研究方法.....	19
第一節 單根檢定.....	19
第二節 ARCH 效果檢定.....	23
第三節 波動性預測計量模型.....	25
第四節 風險值的評價方式與預測績效.....	37
第四章 實證結果與實證分析.....	40
第一節 資料來源與處理.....	40
第二節 八國股價指數基本統計量分析.....	41
第三節 單根檢定.....	44

第四節 ARCH 效果檢定 .....	47
第五節 固定相關係數檢定.....	48
第六節 風險值之估計.....	49
第七節 投資組合共變異數及相關係數分析.....	58
第五章 結論.....	68
參考文獻.....	69



## 表 目 錄

【表 3-4-1】 Kupiec (1995) 檢定法之臨界值 .....	38
【表 4-2-1】 八國股價指數基本統計量 .....	43
【表 4-2-2】 八國股價指數報酬率基本統計量 .....	43
【表 4-3-1】 八國股價指數時間序列資料之單根檢定(水準項) .....	45
【表 4-3-2】 八國股價指數日報酬率時間序列資料之單根檢定(差分項) .....	46
【表 4-4-1】 八國報酬率 ARCH 效果檢定 .....	47
【表 4-5-1】 八國報酬率模型殘差項之固定相關係數矩陣 $\bar{\mathbf{R}}$ .....	48
【表 4-5-2】 八國報酬率殘差項之固定相關係數檢定 .....	49
【表 4-6-1】 多頭部位估計 1 天之風險值穿透情形及 RMSE 比較表 .....	51
【表 4-6-2】 空頭部位估計 1 天之風險值穿透情形及 RMSE 比較表 .....	51
【表 4-6-3】 多頭部位估計 10 天之風險值穿透情形及 RMSE 比較表 .....	54
【表 4-6-4】 空頭部位估計 10 天之風險值穿透情形及 RMSE 比較表 .....	54
【表 4-7-1】 三模型(SMA、EWMA 及 DCC-GARCH)之投資組合波動度比較表 .....	59
【表 4-7-2】 八國報酬率 SMA 模型之相關係數矩陣的平均值與標準差 .....	60
【表 4-7-3】 八國報酬率 EWMA 模型之相關係數矩陣的平均值與標準差 .....	62
【表 4-7-4】 八國報酬率 DCC-GARCH(1,1)模型之相關係數矩陣的平均值與標準差 ..	63
【表 4-7-5】 投資組合中八國股市報酬率間最大及最小相關係數 .....	65
【表 4-7-6】 八國股市報酬率間相關係數平均值與標準差之關係 .....	65
【表 4-7-7】 八國股市報酬率間相關係數與變異數之關係 .....	66

## 圖目錄

【圖 4-2-1】	各國股價指數時間序列圖.....	42
【圖 4-6-1】	SMA 模型之風險值(預測一天)模型.....	52
【圖 4-6-2】	EWMA 模型之風險值(預測一天)模型.....	52
【圖 4-6-3】	DCC-GARCH 模型之風險值(預測一天)模型.....	53
【圖 4-6-4】	SMA 模型之風險值(預測十天)模型.....	55
【圖 4-6-5】	EWMA 模型之風險值(預測十天)模型.....	55
【圖 4-6-6】	DCC-GARCH 模型之風險值(預測十天)模型.....	56
【圖 4-7-1】	三模型(SMA、EWMA 及 DCC-GARCH)之投資組合波動度.....	58
【圖 4-7-2】	法國與義大利股價指數日報酬率之走勢圖(相關係數最高者).....	60
【圖 4-7-3】	臺灣與美國股價指數日報酬率之走勢圖(相關係數最低者).....	61
【圖 4-7-4】	八國報酬率 SMA 模型之最大及最小相關係數圖.....	61
【圖 4-7-5】	八國報酬率 EWMA 模型之最大及最小相關係數圖.....	62
【圖 4-7-6】	八國報酬率 DCC-GARCH(1,1)模型之最大及最小相關係數圖.....	63



# 第一章 緒論

## 第一節 研究動機

近年來，在國際資金全球化趨勢下，各國金融主管機關持續放寬金融管制、推動市場國際化，國際投資組合的建立遂為投資的主要潮流。該潮流有助於全球資源的有效配置，提高投資效益；然而，隨著國際間資本移動日益頻繁，各國證券市場之價格波動亦較以往更為顯著，投資者在面對多樣化的投資機會時，也承受更多元化的風險來源，故投資組合風險管理也因此成為主管機關及相關從業單位關注的焦點，而提到風險管理，便不得不提到用以量化風險的工具，其中又以風險衡量工具風險值（Value at Risk, VaR）最被廣為討論。

風險值所描述的是，在給定的信心水準（confidence level）和持有期間（holding period）下，投資組合在未來的最大可能損失金額。因為風險值的觀念簡單且能夠將市場的風險具體化，因此深受風險管理者和市場人士的喜愛。雖然風險值的計算方式容易，只需要在給定的報酬率分配下，計算出左尾機率以下的百分位數即可。但要能夠精確的掌握報酬率確切的分配型態，除了對報酬率動態過程的正確設定之外，還有賴計量模型的建立與估計。若錯估了報酬率的分配，則會產生高估或低估風險的可能。

在風險值的計算過程中涉及投資組合報酬率之變異數與共變異數矩陣的估計，因此，精確的變異數與共變異數矩陣之預測可以提高 VaR 的精確性。而一般研究均假設金融資產報酬率為常態分配，但根據 Fama（1965）與 Mandelbrot（1967）的研究，大多數金融資產報酬率的實際分配具有高狹峰（excess kurtosis）且微左偏

的分配型態，也就是有所謂的厚尾（fat-tail）現象，亦即極端值（extreme value）實際發生的機率會遠大於常態分配假設下的機率。而且，不只報酬率分配之條件期望值與條件變異數會隨時間而變動，報酬率之分配型態亦可能隨著時間變動而變動，這些現象會造成的 VaR 低估實際的未來風險值，而相當多的文獻欲改善此情形，Engle（1982）所提出的自我迴歸條件異質變異數（Autoregressive Conditional Heteroscedasticity，ARCH）模型與 Bollerslev（1986）由 ARCH 模型所延伸出一般化自我迴歸條件異質變異數（Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity，GARCH）模型，對金融資產報酬率之隨時間而變動的條件變異數有較佳的預測能力，又 GARCH 模型除了能處理條件變異數隨時間變動的特性之外，在參數的設定上比 ARCH 模型有較大之彈性與簡約度（parsimony）。

回顧過去文獻一般在討論多變量 GARCH 模型時，多利用向量自我迴歸模型（VAR）或向量誤差修正模型（VECM）、預測誤差變異數分解（variance decomposition）、衝擊反應函數（impulse response function）以及 Granger 因果（causality）檢定來進行實證分析，用以討論各金融市場間之關聯性，其中包括各變量間之領先落後關係（lead-lag relationship）、長短期互動關係、波動傳導行為及波動外溢（volatility spillovers）效果，對於應用於風險值之探討則著墨較少，若有，其針對於投資不同市場所形成的投資組合風險值之計算，多採用固定相關係數來衡量不同市場彼此間的影響。然而，採用固定相關係數來衡量不同市場彼此間的影響似乎容易造成高估或低估彼此間的相關性，尤其在波動性發生劇烈變化之時，進而影響風險評估效果。因此，隨著投資種類與投資市場的多樣化及規避風險的重要性，各市場間的波動之變化與波動動態相關性之研究則顯得重要，因此本研究欲探

討由具動態條件相關特性之多變量 GARCH 模型來推估變異數與共變異矩陣 (variance-covariance matrix)，以改善傳統 VaR 之計算方法。

如上所述 ARCH、GARCH 模型探討條件報酬率與條件變異數，進而更了解投資組合的波動性變化及風險。然而有限的研究方法和限制，使得要估計大量隨著時間改變而變化的條件異質變異數共變異數矩陣並不容易。2002 年，Engle 提出的新方法，使動態相關性的估計變的簡單。本研究主要應用 Engle (2002) 提出之多變量 DCC-GARCH 模型探討七大工業國 G7 與臺灣股票市場彼此間的動態條件相關性，並以動態共變異數矩陣預測值計算風險值 (Value-at-Risk, VaR)。

本研究將以風險值為主題，討論一投資組合在簡單移動平均法 (Simple Moving Average, SMA)、指數加權移動平均法 (Exponential Weighted Moving Average, EWMA) 及多變量 GARCH 計量模式之風險值計算，藉由回溯測試 (backtesting) 及資金運用效率比較，以選擇適當的風險值模型。

## 第二節 研究目的

本研究以七大工業國 G7 與臺灣股票集中市場為對象，其中組成本研究投資組合之七大工業國股價指數分別為北美洲之美國 Dow Jones Industrial Average (DJI)、加拿大 S&P TSX Composite (GSPTSE)，歐洲則為英國 FTSE100 (FTSE)、法國 CAC40 (FCHI)、德國 DAX (GDAXI)、義大利 MIBTeL (MIBTEL)，亞洲則為日本 Nikkei225 (N225)。這些國家無論於區域或是全球經濟中皆具有重大影響力，且為目前世界上金融市場最發達暨最完整之國家，另台灣近年來也由於政府的政策，金融市場亦顯得蓬勃發展，因此本研究將以持有該八國股價指數所組成之投資組合為研究對

象。又估計投資組合之風險值前，必須先決定投資組合中各成分之權重，而一般加權 (weight) 方式計有 (1) 平均加權法 (equally-weighted)、(2) 按市值加權法 (market capitalization-weighted)、(3) 最小變異數法 (minimum-variance)。基本上，文獻多以平均加權法為比較之基準 (benchmark)，故本文之權重方式係以平均加權之方式為計算風險值之基礎。本研究計算持有投資組合一段時間 (1 天及 10 天)，在各種多變量計量模型如 SMA、EWMA 及八變量 DCC-GARCH 模型等三種模型下，藉由回溯測試之穿透率及資金運用效率 (如 RMSE) 比較，以建立適當的風險值模型，希望能在兼顧效率性與準確性之下，對於投資者、金融機構作投資組合選取時，能夠對所面對之風險做適度的評估及控管。

另本文應用移動視窗 (moving window) 的分析方式，在滾動 (rolling) 的過程中，分析相關係數矩陣以探討八國股價指數報酬率間相關係數之變化，檢定其報酬率間是否為固定條件相關 (Constant Conditional Correlation)，並探究八國股價指數報酬率間相關係數最大及最小者，以做為投資組合替代或降低投資組合風險之參考。另本研究亦探討相關係數與波動性間之動態關係，瞭解波動性及相關係數是否為動態之時間序列，以做為投資組合管理及風險控管之參考。

### 第三節 研究架構

本文研究架構共分為五個章節，各章節內容概要說明如下：

#### 第一章 緒論

共分為四節，主要說明本研究之研究動機與研究目的，並針對要探討之研究內

容設計研究架構和研究流程圖。

## 第二章 理論基礎與文獻回顧

介紹風險值相關概念和計算風險值的方法及相關理論，以及彙整近年來國內及國外相關之實證研究。

## 第三章 研究方法

說明本研究的實證變數、計量模型及其研究方法與理論，包含了資料的檢定方式、自我迴歸條件異質變異數（ARCH）模型及一般化自我迴歸條件異質變異數（GARCH）模型的理論及模型應用於風險值之研究。

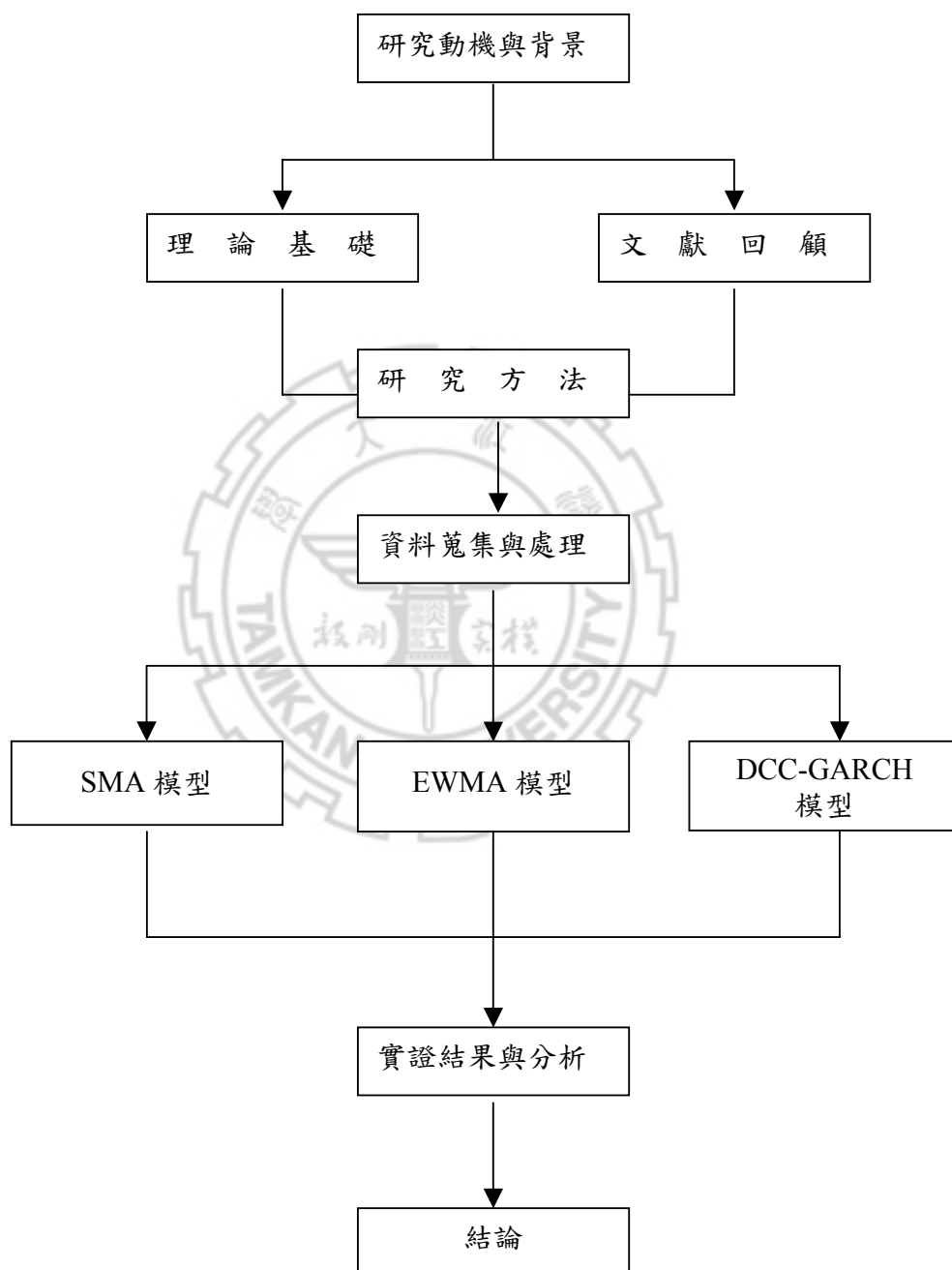
## 第四章 實證結果與實證分析

說明本研究資料樣本之選擇、蒐集，及根據第三章所作之研究設計作實證研究，並對實證結果加以解釋並作分析探討。

## 第五章 結論

說明本論文之結論。

#### 第四節、研究流程



## 第二章、理論基礎與文獻回顧

### 第一節、風險值的意義及概念

風險值的觀念真正被明確提出及肯定，是在1993年三十人集團（Group of Thirty，G30）的Derivatives：Practices and Principles報告中被提出，強烈建議VaR為實務中測度風險的最佳工具。而後巴塞爾銀行監理委員會（Basle Committee on Banking Supervision，BCBS）於1996年修正銀行自有資本適足性規範，並於1998年開始允許銀行機構使用VaR模型來提撥適足的資本以涵蓋市場風險。該委員會也在1995年邀請國際證券管理協會（International Organization of Securities Commissions，IOSCO），研討VaR在證券商的使用，而IOSCO亦於1998年發佈了關於證券商採用VaR之規範。美國財務會計準則委員會（Financial Accounting Standards Board，FASB）及美國證券管理委員會（Securities and Exchange Commission，SEC）也已提議運用VaR，特別是內部模型法（internal VaR model），來改善投資各種金融商品的風險揭露，且國際清算銀行（Bank of International Settlements，BIS）公佈將於2005年後將風險控管列為強制性的規範。巴塞爾銀行監理委員會公布之新巴塞爾資本協定（New Basel Capital Accord，Basel II）已於2004年6月定案，預定於2006年底開始實施。由國際趨勢可見，VaR已成為當今風險管理一項重要的工具。隨著我國加入WTO後，推動國內相關單位以VaR 內部模型法，進行風險揭露（risk reporting）、風險控管與規劃（risk control and allocation），及風險資源分配下之最適資產配置（risk-based asset allocation），勢將成為提昇國際競爭力及與國際金融體系接軌之必要條件。

風險值係指在一給定的目標期間與信賴水準之下，投資組合的最大可能損失估計值，用一簡單數額即可表示出整個投資組合的下方風險（downside risk，即潛在損失），因此VaR係以統計機率方法，將過去特定時間內資產報酬率的觀察值建構一機率分配，選擇適當的信賴水準，計算出波動性與相關係數，再將特定投資組合的市場風險以市價予以量化的系統模型。

風險值（VaR）之定義為：根據所有已知的訊息，在給定某一信賴水準之下，某投資組合部位於未來一段特定期間內所估計出來可能之最大預期損失金額。VaR的定義說明了在估計時所需考量的二個重要因子，分別為信賴水準（a given confidence level）與目標期間（a target time horizon）。信賴水準的選取決定了投資組合在未來可以控制在其最大損失VaR之下的機率，信賴水準越高則估計出來的VaR也越大，由於金融機構之自有資本與投資組合部位具有抵換（trade-off）的關係，而信賴水準之大小為一主觀的認定，端視各機構進行風險管理時的考量。至於目標期間所考量最重要的因素是部位的流動性與預期持有的期間，在業界所使用的VaR，普遍採行目標期間為一天，不過巴塞爾銀行監督委員會（BCBS）則將VaR之評估期間定為兩週（十個工作天），另外衍生性金融商品政策小組（Derivative Policy Group，DPG）建議衍生性金融商品之操作評估期間為十天。而於本研究中則是探討信賴水準在90%、95%及99%下，各個VaR估計模型所估計之1天及10天VaR值的風險管理績效。

計算一投資組合風險值的關鍵便在於所配適的計量模型必須要能正確描繪報酬率變異數與共變異數間分配的型態，而傳統計算均假設股價波動符合一種擴散過程（diffusion process），在此假設下股價報酬率則呈常態分配。但根據Fama（1965）



與Mandelbrot (1967) 的研究，顯示股價報酬率的分配有偏態及高峰態係數，與常態分配並不相符。

另外在一般財務時間數列亦有波動群聚之現象，此為股價報酬率有條件異質變異 (conditional heteroskedasticity) 之現象。在傳統時間序列模型中，一般皆假設誤差項之變異數為固定，然此假設的合理性已經受到許多學者的質疑。而為解決變異數固定的不合理假設，Engle (1982) 提出ARCH模型，在隨機過程中允許時間序列資料之條件變異數具有隨時間改變的現象。繼 Engle 提出分析模式之後，Bollerslev (1986) 根據ARMA模式之移動平均 (moving average) 項，修正ARCH模型中條件變異數的部分，即將前期的條件變異數加入以擴充為一般化的ARCH模型。而提出GARCH模型，結果使GARCH模型較ARCH模型在條件變異數的結構設定更具有彈性，同時也使得模型在參數估計時更加精簡。

## 第二節 風險值之估算方法

傳統上以報酬的波動性來衡量風險，波動性衡量通常包括變異數或標準差，這兩種指標都反映資產價格未來的不確定狀況，包含價格未來上升與下降的可能性，也就是持有資產部位潛在的獲利及損失的可能性。但投資人關切的風險僅在於損失風險，並不擔憂獲利的可能性，因此變異數和標準差衡量損失的特性，並不符合投資者僅關注對投資部位損失風險 (downside risk) 的事實。根據 Jorion (2000) 的正式定義，所謂風險值 (Value-at-Risk, VaR) 係指在特定的信賴水準下，衡量某一特定期間中，因市場環境變動，使某一投資組合或部位所可能發生的最大損失期望值。而可能發生之最大損失期望值可以變動率、或金額的型態出現；亦可以絕對損失或

相對損失之性質表達。

欲計算一投資組合之 VaR，先定義起始投資值  $W_0$ ，令  $R$  為其報酬率，則此投資組合在一給定期間後的市場價值為  $W = W_0(1+R)$ ，假設報酬率的預期值和標準差分別為  $\mu$  和  $\sigma$ ，定義在信賴係數為  $c$  時，投資組合的最低價值  $W^* = W_0(1+R^*)$ ，其中  $R^*$  代表最低報酬率，則相對風險值 (relative VaR) 可表示為

$$\begin{aligned}\text{VaR}(\text{mean}) &= E(W) - W^* \\ &= E[W_0(1+R)] - W_0(1+R^*) \\ &= W_0 + W_0\mu - W_0 - W_0R^* \\ &= -W_0(R^* - \mu)\end{aligned}\tag{2.2.1}$$

此計算方法的出發點認定持有的投資組合應獲得一正常的平均報酬率，因此認為比較的基準應為此投資組合的原始價值再加上平均報酬率的部分，再和目標期間之後的投資組合價值做比較，一般而言，只有母數法 (parametric analysis) 才可以計算相對風險值。

有些討論不看相對風險值，而是要看絕對風險值 (absolute VaR)，即是以投資組合目前的價值做基準，和在經過目標期間之後該投資組合的價值做比較，計算出風險值為多少，也就是 VaR 相對於零的最大損失，可表示為

$$\begin{aligned}\text{VaR}(\text{zero}) &= W_0 - W^* \\ &= W_0 - W_0(1+R^*)\end{aligned}$$

$$= -W_0 R^* \quad (2.2.2)$$

不論是哪一種方法，都必須去算最低報酬金額  $W^*$ ，及最低報酬率  $R^*$ ，由以上可知，在一般機率分配下的 VaR，未來投資組合價值的機率分配  $f(w)$  非常重要，因為信賴水準  $c = \int_{W^*}^{\infty} f(w)dw$ ，整個的計算與機率分配  $f(w)$  關係十分密切，所以對投資組合價值的機率分配假設就十分重要，不同的機率分配假設會得到不同的結果。

實務上風險值的評估期間往往很短（通常為一天），因此平均報酬率通常不顯著異於 0，故於風險值的評估期間很短時，VaR (mean) 與 VaR (zero) 的差異不大。本文實證過程參考 Engle (2002) 及 J.P. Morgan (1996) 風險矩陣 (RiskMetrics) 之做法，將報酬率期望值  $\mu$  設為 0，以減輕多變量模型估計參數之數目。

又一般文獻在計算風險值時多討論負報酬之情形 (Jorion 2000)，然而對一般交易員、資產管理或避險基金人員而言，其可能持有多頭 (long position) 及空頭 (short position) 之交易部位，故本論文探討多頭部位及空頭部位風險值之計算。

### 第三節 國外相關文獻

風險值估算的關鍵，在於描述風險性資產投資組合在評估期間的損益分配圖，綜覽 VaR 模型之文獻，每個估算方法皆有其適用範圍及優缺點。惟有了解不同方法的環境假設條件，並相互配合使用，才能夠精確的估算投資組合的風險值。在不同主觀判斷、不同時點、不同市場等因素下，風險值之計算結果也將迥異。

Akgiray (1989) 在指數移動平均及歷史平均數模型應用於預測美國股價指數波

動性效果，所得GARCH 預測效果都比ARCH 佳。

Longin and Solnik (1995) 對1960至1990間的美、德、法、英、瑞士及日六國股票市場間的關連性進行實證研究，研究方法為多變量GARCH(1,1)。實證結果發現每個國家都拒絕相關性固定 (constant conditional correlation) 的虛無假設，顯示30年來股市間之相關性有增加的趨勢；研究也發現當波動性高時相關性會隨之上升。

Jorion (1996) 指出實際上資產分配並不一定符合常態分配，標準差是會隨樣本數目與抽樣的不同而有所改變，因此認為計算出的VaR 值不再是固定值，而是一信賴水準 (confident interval)。經實證結果顯示：因財務資料分配多有厚尾的現象，其解決方式有兩種：一是假設資產分配為t 分配；二是令變異數隨時間改變。

Hendricks (1996) 觀察1978年1月到1995年1月間的八種外幣匯率資料，使用簡單移動平均法 (SMA)、指數加權移動平均法 (EWMA)、歷史模擬法 (Historical Simulation)，共計12種不同的參數設定，隨機抽取組合成一千個投資組合，計算出12組的風險值。其實證結果發現：(1) 由簡單移動平均法可知，50天的波動最大，其次為250天，1250天的波動最為穩定。(2) 於指數加權移動平均法中，當遞減因子 (decaying factor) 愈小時，觀察值之遞減速度愈快，因其較能夠反應近幾期的資訊，故指數加權移動平均法對於風險隨時間改變而變動的現象上，較其他二種方法所估計的結果優異。(3) 此12 種方法所估計出的VaR 值之變異並不會太大，但所使用的資料期間越長，越能估計出正確的VaR 值。(4) 所有在95% 信賴水準下之VaR 衡量法都能正確地估計出VaR值，但在99% 信賴水準下的VaR值則出現較大之變異。這表示財務資產分配存在的厚尾現象使得當資料的極端值出現次數愈多時，實際損失就愈有可能大於常態假設下所預估的風險值。(5) 市場變動非固定值，其會隨著

時間而改變，此即條件波動。

如前所述Hendricks (1996) 指出指數加權移動平均法對於風險隨時間改變而變動的現象上，較簡單移動平均法、歷史模擬法所估計的結果優異，然而Alexander and Leigh (1997) 以等量加權移動平均法，指數加權移動平均法，GARCH等三種方法做分析，並利用最大概似估計法 (MLE)、均方誤差法、回溯測試、前向測試等四種驗證方法檢定何種風險值估算方法為佳。結果發現不論是股、匯市資料，使用指數加權移動平均法會產生較多無法接受的離群值 (outliers)，造成實際風險的低估，而GARCH 則在回溯測試與前向測試方面，可正確的估計出99%信賴水準下的風險估計值。

Jorion (1996) 研究中指出以模型的分類來看VaR的績效，模擬型 (simulation-based) 會較參數型 (parametric-based) 佳。Jackson, Maude and Perraudin (1997) 採用銀行的實際交易資料做分析，結果發現模擬型所計算出來的風險值與實際資料較符合，這是因為資產報酬率的實際分配與文獻研究中之常態分配假設不符所致。

Goorbergh and Vlaar (1999) 對於VaR各種估計模型之文獻研究中，探討較為完整，此文中以荷蘭AEX 股價指數與道瓊工業指數為研究對象，以傳統的靜態模型、歷史模擬法、GARCH 族模型及極值法 (EVT) 作比較，而實證結果經Kupiec 檢定法之事後檢測發現，以GARCH-t 分配法計算所得VaR 值，在各種左尾機率皆未發生失敗，其管理績效比其他模型好。其原因為：(1) 靜態模型未將波動值會隨時間改變與波動群聚現象納入考慮；(2) 歷史模擬法受篩選窗口 (window size) 之影響；(3) 極值法會受到尾部觀察值數目多寡的影響，且未將波動值會隨時間改變與

波動群聚現象納入考量；（4）建構股價報酬VaR 值最重要的是資料是否有波動群聚的現象。因GARCH-t 分配能捕捉厚尾特性且可估測到波動群聚現象，故其風險管理績效才會如此優異。

在Billio and Pelizzon（2000）的文章中，採用四種狀態轉換模型（Switching Regime Model，SRM）處理資產報酬非常態的問題，並預測報酬的分配以計算單一資產和投資組合的風險值。研究中採用義大利10家公司的股票和以這10家公司所組成的投資組合來計算VaR。研究結果發現，四種SRM模型中之Switching Regime Beta Model（SRBM）表現的比EWMA及GARCH(1,1)模型還要來得好。

Wong, Cheng and Wong（2002）利用GARCH模型評估銀行的市場風險，利用BCBIS（Basle Committee of the Bank International Settlement）所採用的向後測試法對由GARCH模型所計算出的風險值進行考驗，發現以GARCH模型和ARCH模型為基礎計算出的風險值並非銀行預測市場風險的一個可靠的方法。

Burns（2002）計算S&P 500的風險值，比較GARCH模型和一般常用計算方式之差異。測試結果發現，GARCH模型較其它模型準確和一致，且在估計時若將近日觀測值的權重加倍，則對模型的配適上似乎有所助益。

而Giot and Laurent（2003）針對NASDAQ、CAC40、DAX、NIKKI及SMI股價指數之日資料計算其風險值，發現skewed Student APARCH（Asymmetric Power ARCH）模型對前開股價指數多頭及空頭部位預測1天風險值之估計效果較一般模型採用常態或t分配假設之模型為佳。

#### 第四節 國內相關文獻

蔡維溢（1997）使用解析模式法、歷史資料模擬法、蒙地卡羅模擬法與壓力測試法，對美國 S&P500 股價指數期貨市場資料分析發現，採用蒙地卡羅模擬法的效果最好。

謝家和（1999）使用指數加權移動平均法（EWMA），及三種不同形式的單變量 GARCH 模型，計有 GARCH、EGARCH、TGARCH，與 BEKK 所提出的多變量 GARCH 模型用以預測未來的市場風險值。並經由一以三種外匯為組成元素的資產組合，而得到的實證研究中發現，利用多變量 GARCH 模型所預測出的資產組合風險值比起其他變異數模型所預測出的結果，顯然具有更高的有效性及正確性，因此多變量 GARCH 模型將是估算風險值的更好選擇，但是在使用上必須限制資產種類的數量以免發生估計上的困難。

郭秋怡（1999）以解析模式法、歷史資料模擬法及蒙地卡羅模擬法做比較，研究結果顯示解析模式法因捕捉分配左尾的效果不佳，所以估算出來的 VaR 值低於模擬型所估算的數值。

陳炎信（1999）研究以 Danielsson and de Vries（1997）所提出的極端值模型（extreme value model），針對台灣股票市場不同產業別的股票投資組合做分析，實證結果發現不論是樣本內或樣本外的風險估計，以樣本期間之失敗估計率而言，極端值模型的估計能力皆優於 RiskMetrics 模型及歷史資料拔靴複製法，不過由於台灣股票市場的交易價格因為受到漲跌幅為前一交易日收盤價 7% 的限制，所以在運用極端值模型估計極端機率下之風險值時，有些部分將失去意義，例如給定發生機率

為 0.1%時，歷史資料拔靴複製法估計出投資組合的價值為跌停價，而極端值模型估計出投資組合的報酬率小於-7%。

盧陽正（2000）針對分配厚尾所可能造成的風險值估計誤差提出一修正模式，利用重覆拔靴複製法完成風險值估計模式。實證研究採用在金融風暴中及金融風暴後之亞洲新興市場八個國家股市，進行在金融風暴中及風暴後之資料驗證，結果顯示其風險值估計無論在金融風暴中或是風暴後，其回溯測試之績效均較 J. P. Morgan 的 RiskMetrics 模型及傳統的拔靴複製估計來的好。

周裕峰（2001）提出以結合時間數列模型與極端值理論的風險值估計模型（AR(1)-GARCH(1,1)-EVT-VaR Model），比較 RiskMetrics 模型中之等權移動平均法、指數加權移動平均法與 Danielsson & de Vries（1997）的半參數極端風險值模型，以及 Login（1999）的極端風險值模型，分別以三種基礎資產為對象進行實證研究，其中第一種為證券市場的投資組合，第二種為美國 NYSE 及 NASDAQ 市場中具代表性的電子股價，第三種為匯率資料，根據其實證結果分析比較後提出以 AR(1)-GARCH(1,1)-EVT-VaR 模型之估計結果具有（1）失敗次數及失敗率相對最低；（2）估計標準誤最低；（3）累積超額損失相對最低等三項特點，所以該模型對於金融資產下方風險之描述能力較佳。

洪瑞成（2002）以對稱的 GARCH 模型和不對稱波動的 GJR、NGARCH、QGARCH、VGARCH 模型來來估算包含日本、新加坡、與台灣等匯率投資組合的風險值。其主要目的在於比較這幾種模型對於估算外匯投資組合的風險值，何者有較準確的預測和財務風險的管理效能。其實證結果發現：（1）當外匯投資組合包含日



幣和台幣時，除了VGARCH外，其他模型的預測情況並無太大的差異性，原因可能是因為在外匯投資組合中，只有日幣的報酬具有不對稱性，且匯率報酬資料的對稱性並不是相當的顯著，所以利用不對稱模型來計算VaR的效果和對稱性的GARCH模型比較起來並無太大的優越性。但其中以VGARCH的失誤次數較少，原因是因為其預測出的風險值較其他四個模型大，且其波動性也較劇烈，雖然預測的失誤次數較少，但相對的其資金使用的效率就較低。(2) 在包含台幣、日幣與新加坡幣的外匯投資組合當中，只有日幣具有不對稱的特性，所以使用對稱與不對稱的模型來估測外匯的風險值，其效果差異也不大。但其中VGARCH所估算出來的風險值較包含台幣和日幣的外匯投資組合之風險值為安定。(3) 由於匯率資料本身的訊息不對稱性較弱，所以若使用GARCH模型來估計資產的波動性，並不需要使用具有可以反應訊息不對稱的不對稱GARCH模型，可以直接使用對稱的GARCH模型來對外匯資產的波動性作估計即可。

高櫻芬(2002)由於預測一資產組合之未來的風險值時，必須投入個別資產報酬的變異數，及彼此之間的共變異數，因此分析多變量變異數預測模型對風險值預測精確度的影響。針對一外匯資產組合，本文比較的模型包括實務上最常使用的指數加權移動平均法(EWMA)、單變量(univariate) GARCH模型、與多變量(multivariate) GARCH 模型。實證結果顯示，較具效率性的多變量變異數模型能夠有效提高風險值預測模式之精確度，利於投資者或市場參與者更有效地控管風險性資產。

周業熙(2002)嘗試以有母數法之解析模式法來預測投資台灣股票資產風險值，首先針對單一股票資產，預測出其變異數以及各資產間的共變異數和相關係數矩

陣，再進行投資組合報酬率變異數與共變異數矩陣的預測，以求算出個別資產與投資組合之風險值。經實證研究後顯示，變異數與共變異數矩陣之預測對VaR的影響非常大，相較於J.P. Morgan所建議之風險矩陣，在單一個別股票資產時，GARCH-type模型對於變異數與共變異數矩陣具有較佳的預測能力，有助於提升VaR的準確性，不過在不同GARCH-type模型間則無法明顯地分出優劣，因此須視投資決策者使用之不同目的而定出不同的方法；另外在投資組合時，以GARCH(1,1)-M與AR(1)-EGARCH(1,0)在投資台灣股票市場之風險衡量管理上的績效最好，且由於GARCH(1,1)-M模型具有風險貼水的參數，所以可以解釋為台灣股票的報酬率應該與報酬率本身之波動有關，亦即具有數列相關的特性；另外，AR(1)-EGARCH(1,0)模型則可以衡量台灣股票市場中顯著的不對稱效果，因此本文建議以此兩種模型取代傳統之EWMA法與一般用來改善EWMA法之GARCH(1,1)模型。

張維救（2002）利用Engle（2002）提出之DCC-GARCH模型探討亞洲金融危機時期，亞洲國家，包括印尼、日本、馬來西亞、菲律賓、韓國、台灣與泰國等匯率市場和股票市場彼此間的動態條件相關性。其實證結果發現採用固定相關係數來衡量不同市場彼此間的影響似乎易造成高估或低估彼此間的相關性，尤其在波動性發生劇烈變化之時，進而影響避險效果或風險值之計算。

許傑翔（2004）採用單變量GARCH模型和多變量CCC模型，在考慮不同之誤差項分配下分別估算資產報酬率之波動度和風險值。並以美元兌新台幣和澳幣匯率之投資組合為例，比較各種風險值計算方法的表現，實證結果發現多變量CCC模型配合高峰或厚尾特性分配之風險值計算法表現較好。

### 第三章、研究方法

#### 第一節、單根檢定

經濟變數的時間序列可劃分為定態與非定態兩種。當外來的衝擊對於時間數列存在暫時的影響，且隨時間的經過，這種衝擊的效果會逐漸消失，使得時間數列重新回到長期的平均水準，此序列就稱為定態（stationary）的時間序列；但是，若隨著時間的經過，偏遠的過去對於現在的影響卻依然存在，表示此時間序列具有長久的記憶，則此序列為非定態（nonstationary）的時間數列。

在傳統的迴歸分析中，皆假設誤差項必須為定態。根據Granger and Newbold (1974) 的發現，若變數為非定態序列，迴歸分析的結果出現很高的判定係數 $R^2$ 和顯著的 t 值，這種情形稱為「假性迴歸」（spurious regression），因此，在進行實證分析之前，須由單根檢定檢查資料是定態或是非定態的屬性。而單根檢定的方法有很多，本文將介紹一般實證常用的Augmented Dickey-Fuller(ADF)和Phillip-Perron (PP) 二種檢驗單根的方法。

##### 一、DF 檢定

Dickey and Fuller (1979, 1981) 針對 AR(1)之時間序列資料提出三種檢定方法：

模式 1：純粹隨機漫步模型（random walk）

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.1.1)$$

模式 2：包含漂浮項的隨機漫步模型（random walk with drift）

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.1.2)$$

模式 3：包含漂浮項及趨勢項的隨機漫步模型 (random walk with drift and trend)

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \gamma y_{t-1} + \alpha_2 t + \varepsilon_t \quad (3.1.3)$$

其中  $y_t$  為時間序列變數  $t$  期之值

$\alpha_0$  為漂浮項 (drift term)

$\alpha_2$  為趨勢項 (trend term) 迴歸係數

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$$

其假設檢定的虛無假設為  $H_0: \gamma = 0$ ，檢定結果若是顯著拒絕  $H_0$  的虛無假設，表示單根現象不存在，此序列資料為定態。若無法拒絕虛無假設，則表示資料為非定態序列。

由於 DF 檢定並不服從傳統的  $t$  分配，因此檢定時所用的臨界值乃是依據 Dickey-Fuller (1979) 所提供統計值表。

## 二、Augmented Dickey-Fuller (ADF) 單根檢定法

由於迴歸殘差項常會有顯著的自我相關現象，此一自我相關現象將會影響其檢定能力。因此 Said and Dickey (1984) 在考慮殘差項序列相關之後，以 AR(p) 的型式進行單根檢定，稱為「修正後 DF 檢定」(Augmented Dickey-Fuller (ADF) test)。

其模型如下所示：

模式 1：無漂浮項且無趨勢項之模型

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3.1.4)$$

模式 2：包含漂浮項之模型

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3.1.5)$$

模式 3：包含漂浮項及趨勢項之模型

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \gamma y_{t-1} + \alpha_2 t + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3.1.6)$$

此外，模型中須選擇適當的落後期  $p$  以保證誤差項  $\varepsilon_t$  為一白噪音。而假設檢定之虛無假設為  $H_0: \gamma = 0$ ，檢定結果若  $\gamma$  的統計值不顯著異於零，則表示  $X$  變數為具有單根的非定態數列。

### 三、Phillips-Perron (PP) 單根檢定法

在 ADF 檢定法中，雖已將殘差具有序列相關的可能性考慮進去，但仍可能存在有異質性 (heteroscedasticity) 的問題，因此 Phillips (1986) 與 Phillips and Perron (1988) 便提出使用函數化的中央極限定理 (functional central limit theorem) 之非參數 (non-parametric) 法來修正殘差項所形成的序列相關與異質性的問題。其模型之設定如下：

$$\text{模式 1: } y_t = \mu^* + \gamma^* y_{t-1} + \varepsilon_t^* \quad (3.1.7)$$

$$\text{模式 2: } y_t = \tilde{\mu} + \tilde{\beta} \left( t - \frac{T}{2} \right) + \tilde{\gamma} y_{t-1} + \tilde{\varepsilon}_t \quad (3.1.8)$$

其中  $\mu^*$ 、 $\gamma^*$ 、 $\tilde{\mu}$ 、 $\tilde{\beta}$ 、 $\tilde{\gamma}$  為迴歸係數。

在假設檢定中，其虛無假設為存在單根現象，可表示為：

$$H_0 : \gamma^* = 1 \text{ 及 } H_0 : \tilde{\gamma} = 1$$

而其檢定統計量分別為：

$$\begin{aligned} Z(t_a^*) &= (S_u / S_{T1}) t_a^* - (1/2S_{T1})(S_{T1}^2 - S_u^2) [T^{-2} \Sigma (y_{t-1} - \bar{y}_{t-1})^2]^{-1/2} \\ Z(t_{\tilde{a}}) &= (S_u / S_{T1}) t_{\tilde{a}} - (T^3 / 4\sqrt{3} D_y^{1/2} S_{T1})(S_{T1}^2 - S_u^2) \end{aligned} \quad (3.1.9)$$

其中：1.  $t_a^*$ 、 $t_{\tilde{a}}$  為一般的 t 統計量，T 為樣本的個數。

2.  $D_y = \det(y^T y)$  為解釋變數的行列式值。

3.  $S_u^2$  為  $\delta_u^2$  的一般估計式， $\delta_u^2 = \lim_{T \rightarrow \infty} T^{-1} \sum_{t=1}^T E(u_t^2)$ 。

4.  $S_{T1}^2$  為  $\delta^2$  的一般估計式， $\delta^2 = \lim_{T \rightarrow \infty} T^{-1} E(S_T^2)$ ， $S_T = \sum_{t=1}^T u_t$ 。

其它各種不同的檢定統計量可參考 Phillips and Perron (1988)。此外，ADF 法和 PP 法都需要決定一最適落後期，以修正殘差項的自我相關問題，使殘差項為一白噪音過程。而文獻上最常使用來選取最適落後期的方法如下所列：

1. Engle and Yoo (1987) 建議以 AIC 的準則判斷，選擇 AIC 最小者為最適落後期。
2. 以 SBIC 為選擇準則，取其最小者為最適落後期。

本文是以 AIC (Akaike Information Criterion) 準則做為選取落後期的標準。

## 第二節、ARCH效果檢定

當我們要判斷 $\varepsilon_t$ 的條件變異數是否會隨時間而改變，並且這個「隨時間改變」是受前一期、前二期...之 $\varepsilon_{t-i}^2$  ( $i=1,2,3,\dots,q$ )的影響，亦即 $\varepsilon_t^2$ 與 $\varepsilon_{t-1}^2$ ，或更前期的 $\varepsilon_{t-q}^2$ 相關，則稱之為ARCH效果。

由於GARCH模型與ARCH模型的參數估計是採反覆遞迴的運算方式，其過程頗為繁複，因此在對模型作估計前，必須先檢定時間序列資料是否具有ARCH效果，再進行模型估計。有二種作法：

### 一、Q檢定統計量

步驟一：利用最適合此時間序列資料的ARMA模型求得殘差項，將其平方，即 $\hat{\varepsilon}_t^2$ ，並計算樣本殘差變異數 ( $\hat{\delta}^2$ )，

$$\hat{\delta}^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2}{T} \quad (3.2.1)$$

其中，T：樣本數

步驟二：計算估計的殘差項平方之自我相關係數，

$$\rho(i) = \frac{\sum_{t=i+1}^T (\hat{\varepsilon}_t^2 - \hat{\delta}^2)(\hat{\varepsilon}_{t-i}^2 - \hat{\delta}^2)}{\sum_{t=1}^T (\hat{\varepsilon}_t^2 - \hat{\delta}^2)^2} \quad (3.2.2)$$

步驟三：利用Ljung-Box Q統計量，檢定殘差項是否具ARCH現象，

$$Q = \frac{T(T+2) \sum_{i=1}^n \rho^2(i)}{T-i} \sim \chi^2(n) \quad (3.2.3)$$

其中， $n$ 為自我相關階數，實證上 $n$ 最大取至 $\frac{T}{4}$ 。

其假設檢定為：

$$H_0: \varepsilon^2 \text{ 無自我相關}$$

$$H_1: \varepsilon^2 \text{ 有自我相關}$$

當拒絕虛無假設時，表示此時間序列資料有ARCH現象。

## 二、LM檢定法

Engle (1982) 提出的 LM 檢定 (Lagrange Multiplier test) 來檢定時間序列資料是否具 ARCH 效果，步驟如下：

步驟一：利用普通最小平方法 (OLS) 估計最適合時間序列的模型，如AR (n)：

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + \dots + a_n y_{t-n} + \varepsilon_t \quad (3.2.4)$$

步驟二：將上述估計所得的殘差項 $\hat{\varepsilon}^2$ ，取落差期至 $q$ ，並加上一常數項，以此建立

一迴歸方程式，即估計下式：



$$\hat{\varepsilon}_t^2 = a_0 + a_1 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \dots + a_q \hat{\varepsilon}_{t-q}^2 \quad (3.2.5)$$

再求其  $T \times R^2$  值  $\sim \chi^2(q)$ ， $R^2$  為判定係數。

其假設檢定為：

$$H_0 : \varepsilon^2 \text{ 無自我相關}$$

$$H_1 : \varepsilon^2 \text{ 有自我相關}$$

若  $\hat{\varepsilon}^2$  與等式右邊無關，則係數應皆為0， $R^2$  也會很小，因此在無ARCH效果的虛無假設下，若  $T \times R^2$  夠大，則拒絕  $a_1$  至  $a_q$  皆為0的假設，拒絕虛無假設時，代表此時間序列的資料有ARCH效果。

而在做完上述單根檢定及ARCH效果檢定且確定無誤之後，便可以套用模型進行風險值的估算，其估算方式及模型介紹在下一節將有詳細的介紹。

### 第三節、波動性預測計量模型

風險值估算的關鍵在於描述投資組合在評估期間的損益分配圖，常見的風險值估算方法可分為三類：變異數-共變異數法 (Variance-Covariance Approach)、歷史模擬法 (Historical Simulation) 與蒙地卡羅模擬法 (Monte Carlo Simulation)。基本上，每個估算方法皆有其適用範圍及優缺點，了解不同方法的環境假設條件，並相互搭配使用，才能夠較精確估計投資組合的風險值。

其中，變異數-共變異數法中之變異數又可以三種方法加以估算，分別為簡單移動平均法 (SMA)、指數加權移動平均法 (EWMA) 以及一般化自我迴歸條件異值變異數 (GARCH) 模型估算法，以下將簡單介紹波動性預測計量模型。

## 一、簡單移動平均法 (Simple Moving Average, SMA)

簡單移動平均法為估計資產報酬變異數最單純且最直接的方法，其觀念是以移動固定視窗長度 (T 期) 的方式，求算報酬率偏離平均值的狀況，再加以平均。樣本變異數的計算式為：

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (r_{it} - \bar{r}_i)^2 \quad (3.3.1)$$

其中  $r_i$  為資產  $i$  的報酬率， $\bar{r}_i$  為過去  $T$  筆資料期間的平均報酬率。

而簡單移動平均法之樣本共變異數矩陣 (Covariance matrix) 的計算式為：

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (r_{it} - \bar{r}_i)(r_{jt} - \bar{r}_j) \quad (3.3.2)$$

其中  $r_i$  為資產  $i$  的報酬率， $r_j$  為資產  $j$  的報酬率， $i \neq j$ 。

此方法的缺點在於給予過去每筆資料相同的權重，忽略了愈近期的資料應該會提供愈契合現在市場狀況的訊息；另外也無法描述波動性群聚 (clustering) 與波動性隨時間而改變的特性。

## 二、指數加權移動平均法 (Exponential Weighted Moving Average, EWMA)

風險矩陣 (RiskMetrics) 採用指數加權移動平均方式來估算資產報酬率波動性，其精神在於當期的波動性估計為前一期波動性估計與當期報酬率平方的加權值，表示為：

$$\sigma_{t+1|t}^2 = \lambda \sigma_{t|t-1}^2 + (1 - \lambda) r_t^2 \quad (3.3.3)$$

其中的權數  $\lambda$  的選取使得波動性估計值的估計誤差最小化。將上式循環帶入後，可

導出波動性估計值為報酬率平方的指數加權移動平均型態（此處假設  $E(r_t) = 0$ ）：

$$\begin{aligned}\sigma_{t+1|t}^2 &= (1-\lambda) \sum_{m=0}^{\infty} \lambda^m r_{t-m}^2 = (1-\lambda)(r_t^2 + \lambda r_{t-1}^2 + \lambda^2 r_{t-2}^2 + \dots) \\ &= (1-\lambda)r_t^2 + \lambda(1-\lambda)(r_{t-1}^2 + \lambda r_{t-2}^2 + \lambda^2 r_{t-3}^2 + \dots) \\ &= \lambda \sigma_{t|t-1}^2 + (1-\lambda)r_t^2\end{aligned}\quad (3.3.4)$$

式中  $\lambda$  為遞減因子（decay factor），而且  $0 < \lambda < 1$ ，作用在使早期的報酬率對於當期波動性影響程度隨  $\lambda$  值愈小而降低，J.P. Morgan（1996）所訂定之風險矩陣建議適當的  $\lambda$  值應隨資料週期而改變，於日資料應取  $\lambda=0.94$ ，於月資料應取  $\lambda=0.97$ 。以指數加權移動平均估計的波動性，較簡單移動平均法可反映出波動性群聚與隨時間而改變的現象。

而指數加權移動平均法之樣本共變異數矩陣的計算式為（此處假設  $E(r_i) = E(r_j) = 0$ ）：

$$\sigma_{ij}^2 = (1-\lambda) \sum_{m=1}^T \lambda^{m-1} r_{it} r_{jt} \quad (3.3.5)$$

其中  $r_i$  為資產  $i$  的報酬率， $r_j$  為資產  $j$  的報酬率， $i \neq j$ 。

而樣本共變異數矩陣

$$\sigma_{ij,t+1|t}^2 = \lambda \sigma_{ij,t|t-1}^2 + (1-\lambda)r_{it}r_{jt} \quad (3.3.6)$$

可推導如下：

$$\begin{aligned}\sigma_{ij,t+1|t}^2 &= (1-\lambda) \sum_{m=0}^{\infty} \lambda^m r_{i,t-m} r_{j,t-m} \\ &= (1-\lambda)(r_{it}r_{jt} + \lambda r_{i,t-1}r_{j,t-1} + \lambda^2 r_{i,t-2}r_{j,t-2} + \dots)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= (1-\lambda)r_{it}r_{jt} + \lambda(1-\lambda)(r_{i,t-1}r_{j,t-1} + \lambda r_{i,t-2}r_{j,t-2} + \lambda^2 r_{i,t-3}r_{j,t-3} + \dots) \\
&= \lambda\sigma_{ij,t|t-1}^2 + (1-\lambda)r_{it}r_{jt} \tag{3.3.7}
\end{aligned}$$

### 三、自我迴歸條件異質變異數模型 (ARCH Model)

在傳統的計量經濟模型與時間序列模型中，均假設誤差項的變異數為齊質。但此種假設的合理性已遭受到許多學者的質疑，因為實際上，許多金融資產的時間序列資料並不符合此一假設，其變異數並非固定不變，而是會隨著時間而改變。因此，採用簡單迴歸衡量報酬的變異，將無法描述誤差項的變異數為異質的特性。

Engle (1982) 提出自我迴歸條件異質變異數 (Autoregression Conditional Heteroskedasticity, ARCH) 模型，允許條件變異數會受到前期誤差項平方的影響，隱含條件變異數會隨著時間的經過而改變，解決了傳統計量模型中條件變異數為固定的不合理假設。實證的結果顯示 ARCH 模型不僅表現出金融時間序列資料的特性，而且對時間序列資料的變異數更能加以估計與預測。

Engle (1982) 之 ARCH 模型允許條件變異數受過去  $q$  期已實現殘差項的影響，因此條件變異數可隨著時間經過而改變。ARCH( $q$ ) 之參數化模型可表示如下：

$$\begin{aligned}
y_t &= \mathbf{X}_t\beta + \varepsilon_t \\
\varepsilon_t \mid \Omega_{t-1} &\sim N(0, h_t) \\
h_t &= \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \tag{3.3.8}
\end{aligned}$$

其中， $\Omega_{t-1}$  表示在  $t-1$  期所有可利用的資訊集合 (information set)。  $N(0, h_t)$  是

平均數為 0，變異數為  $h_t$  的常態機率密度函數。又為了確使條件及非條件變異數恆為正，故必須加上  $\omega > 0$  及  $\alpha_i > 0$ ， $i = 1, 2, 3 \dots, q$  的限制條件。

由上述 ARCH 模型可知，條件變異數受到前  $q$  期誤差項影響，所以當期的變動將受前期所影響，且由於  $\alpha_i > 0$ ，所以前期產生大幅度變動時，當期也會產生大幅度的同向變動；前期產生小幅度的變動時，當期會產生小幅度且同向的變動。ARCH 模型的這種變動特性，和財務界中「波動性群聚」的現象相符，因此 ARCH 模型可用來預測未來變異數。此與 Mandelbrot (1963) 在金融市場中所觀察到普遍存在的預測誤差變異數群聚現象相符，也就是 ARCH 模型在描述金融性資產波動的特性上可捕捉到其波動性群聚的現象以及高狹峰的分配特性。

#### 四、單變量 GARCH 模型

自 Engle (1982) 發展出 ARCH 模型後，許多學者紛紛利用此模型進行研究，但由於 (1) ARCH 模式中的落後期可能很長，(2) 要求每一個參數  $\alpha_i$  皆為正不易達成，因此，Bollerslev (1986) 考慮落後期的條件變異數，將其納入 ARCH 模型當中而擴展成為一般化自我迴歸條件異值變異數 (GARCH) 模型，以達模型精簡之目的。

Bollerslev (1986) 根據 ARMA 模式的移動平均 (moving average) 項，修正 ARCH 模型中條件變異數的部分，即將前期的條件變異數加入以擴充為一般化的 ARCH 模型。而提出一般化自我迴歸條件異值變異數 (Generalized Autoregression Conditional Heterskedasticity, GARCH) 模型，認為條件變異數不僅受到前期誤差項平方所影響，也會受到前期條件變異數所影響。

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，因此本文擬採用GARCH模型為研究方法，以下將對GARCH模型加以說明。

GARCH(p,q)的模型結構如下：

$$\begin{aligned}
 y_t &= \mathbf{X}_t\boldsymbol{\beta} + \varepsilon_t \\
 \varepsilon_t \mid \Omega_{t-1} &\sim N(0, h_t) \\
 h_t &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j}
 \end{aligned} \tag{3.3.9}$$

其中， $\alpha_0 \geq 0$ ， $\alpha_i \geq 0$ ， $i=1,2,\dots,q$ ； $\beta_j \geq 0$ ， $j=1,2,\dots,p$

$y_t$ ：符合 GARCH 模型之時間序列資料

$\Omega_{t-1}$ ：到 t-1 期為止所有可利用之資訊

$h_t$ ： $y_t$  的條件變異數

q：ARCH 效應的階數

p：GARCH 效應的階數

但較常用的為 GARCH(1,1)，即

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \tag{3.3.10}$$

其中參數之限制為  $\alpha_0 \geq 0$ 、 $\alpha_1 \geq 0$ 、 $\beta_1 \geq 0$  及  $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ 。

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，更符合參數精簡的原則，高階 ARCH 模型可由低階 GARCH 模型來表示。

## 五、多變量GARCH模型

在實證研究時，若我們同時考慮多項資產資料的條件變異數有隨時間而改變的特性，則需要透過建立一多變量GARCH模型來進行分析。由單變量GARCH模型擴展至多變量GARCH模型，須允許以零為平均數之隨機變數 $\varepsilon_t$ 的條件共變異數矩陣受資訊集合元素的影響。由於投資組合資產評價和資產配置都涉及到許多資產，因此多變量模型的使用較適合，多變量GARCH模型的表示因參數化設定不同，而有多種形式，以下分別介紹：

### (一) vech 形式

Bollerslev, et.al (1988) 提出了多變量GARCH 模型：

$$h_t = \text{vech}(\mathbf{H}_t) = \mathbf{C}_0 + \sum_{i=1}^q \mathbf{A}_i \text{vech}(\varepsilon_{t-i} \varepsilon_{t-i}') + \sum_{i=1}^p \mathbf{G}_i \text{vech}(\mathbf{H}_{t-i}) \quad (3.3.11)$$

其中 $\mathbf{H}_t$ 為條件共變異矩陣，vech指的是將條件共變異數矩陣變成疊置向量， $\varepsilon_t$ 為 $k \times 1$ 向量， $\mathbf{C}_0$ 為 $n^2 \times 1$ 的參數向量， $\mathbf{A}_i$ 、 $\mathbf{G}_i$ 為 $n^2 \times n^2$ 的參數矩陣。

在此模型下，條件共變異矩陣內的每一個元素受到前q期誤差項平方與誤差項之交叉項影響，還受到前p期條件共變異矩陣內所有元素的影響。以一個雙變量GARCH(1,1)-vech模型為例，當 $n = 2, p = q = 1$ 時，則(3.3.11)式之上三角矩陣可寫成：

$$h_t = \begin{bmatrix} h_{11,t} \\ h_{12,t} \\ h_{22,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{01} \\ c_{02} \\ c_{03} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 \\ \varepsilon_{1,t-1} \varepsilon_{2,t-1} \\ \varepsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} & g_{13} \\ g_{21} & g_{22} & g_{23} \\ g_{31} & g_{32} & g_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{11,t-1} \\ h_{12,t-1} \\ h_{22,t-1} \end{bmatrix} \quad (3.3.12)$$

由於多變量vech-GARCH 模型的估計有很多限制且複雜，更重要的是估計出的參數不一定使條件共變異矩陣為正定，為了改善這些缺點，而又陸續發展出其他的形式。Bollerslev (1990)、Engle and Kroner (1995) 等研究新方法來解決複雜的參數估計，如CCC-GARCH、BEKK-GARCH等方法。

## (二) 固定條件相關模型 (Constant Conditional Correlation Model, CCC)

Bollerslev於1990年提出固定條件相關模型，在此模型下每項資產之變異數皆服從GARCH過程，並且也假設條件共變異函數只受本身與殘差項之歷史資料影響(即 $\mathbf{A}_i$ 、 $\mathbf{G}_i$ 為對角矩陣)，另外再加入條件相關係數為固定的假設，即 $h_{ij,t} = \rho_{ij} \sqrt{h_{ii,t} h_{jj,t}}$ ，其中 $\rho_{ij}$ 並不隨時間而變化。以雙變量GARCH為例，固定條件相關模型表現如下：

$$\begin{bmatrix} h_{11,t} \\ h_{22,t} \end{bmatrix} = \mathbf{C} + \sum_{i=1}^q \mathbf{A}_i \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-i}^2 \\ \varepsilon_{2,t-i}^2 \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^p \mathbf{G}_i \begin{bmatrix} h_{11,t-i} \\ h_{22,t-i} \end{bmatrix} \quad (3.3.13)$$

$$\text{且 } h_{12,t} = \rho_{12} \sqrt{h_{11,t} h_{22,t}}$$

在上述參數化條件的限定下，則將保證共變異數矩陣是一正定矩陣，但其條件相關係數為固定的假設並未能建立一致 (consistent) 之標準差，Tsui and Yu (1999) 發現在某些資產間會拒絕相關係數為固定之假設，Bera and Kim(1996)及Tse(2000) 並發展出相關係數為固定之檢定方法。

## (三) BEKK形式

Baba, Engle, Kraft and Kroner針對正定問題提出另一個模型，Engle and Kroner



(1995) 將其稱為BEKK表示法。BEKK模型利用二次形式建構條件共變異矩陣，因而不需要對參數形式做限制，就保證條件共變異矩陣為正定，其模型表示如下：

$$\mathbf{H}_t = \mathbf{C}_0^{*'} \mathbf{C}_0^* + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^q \mathbf{A}_{ik}^{*'} \boldsymbol{\varepsilon}_{t-i} \boldsymbol{\varepsilon}_{t-i}' \mathbf{A}_{ik}^* + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^p \mathbf{G}_{ik}^{*'} \mathbf{H}_{t-i} \mathbf{G}_{ik}^* \quad (3.3.14)$$

其中， $\mathbf{C}_0^*$  為上三角形 (upper triangular) 矩陣

$\mathbf{A}_{ik}^*$  及  $\mathbf{G}_{ik}^*$  為  $n \times n$  的參數矩陣

$K$  的選取是決定過程的一般化 (generality) 程度

BEKK模型是以矩陣本身過去 $p$ 期的值，以及過去 $q$ 期之殘差項平方，建立一線性函數來描述條件共變異矩陣的動態過程。而此表示法不但精簡了估計參數的個數，也就是不需要估計過多而繁雜的參數，且更重要的是在BEKK模型的架構下，共變異矩陣必保證為正定。惟其會因  $K$  之放寬而造成估計參數之增加。

#### (四) 動態條件相關模型 (Dynamic Conditional Correlation Model, DCC)

Bollerslev (1990) 為了簡化多變量GARCH 模型之估計，假設條件相關係數為固定，但此假設可能太嚴格，並不被實際資料所支持。因此，Engle (2002) 提出了動態條件相關模型，利用兩階段估計的方法，並且簡化了多變量GARCH 模型裡條件共變異數矩陣的估計。

DCC模型假設  $k$  個資產的條件報酬率為常態分配，期望值為0，共變異數矩陣為  $\mathbf{H}_t$ ，其模型表示如下：

$$r_t | \Phi_{t-1} \sim N(0, \mathbf{H}_t)$$

$$\mathbf{H}_t = \mathbf{D}_t \mathbf{R}_t \mathbf{D}_t \quad (3.3.15)$$

$$\mathbf{D}_t = \begin{bmatrix} \sqrt{h_{1t}} & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{2t}} & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \sqrt{h_{kt}} \end{bmatrix} \quad (3.3.16)$$

其中  $\Phi_{t-1}$  為至 t-1 期為止，所有可獲得之資訊集合， $\mathbf{D}_t = \text{diag}\{\sqrt{h_{it}}\}$ ，為單變量 (univariate) GARCH 計算出的條件標準差取對角線所形成  $k \times k$  的對角線矩陣 (Diagonal matrix)， $h_{it}$ ， $i = 1, 2, \dots, k$  係由單變量 GARCH 所估計出之變異數， $\mathbf{R}_t$  為動態之相關係數矩陣。

DCC 採用兩階段之估計方法，主要分成兩個步驟：

### 1. 單變量 GARCH 模型的估計

在單變量 GARCH 模型下，其變異數可寫成：

$$h_{it} = \omega_i + \sum_{p=1}^{P_i} \alpha_{ip} r_{it-p}^2 + \sum_{q=1}^{Q_i} \beta_{iq} h_{it-q} \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (3.3.17)$$

其中  $\alpha_{ip}$  和  $\beta_{iq}$  分別為單變量 GARCH 模型中前期報酬率平方的係數與前期條件變異數的係數。此外， $h_{it}$  要滿足為非負數和符合 GARCH 模型穩定的條件。

### 2. 求得多變量 GARCH 的動態共變異數

首先計算  $k$  個資產之動態相關係數結構  $\mathbf{Q}_t$ ：

$$\mathbf{Q}_t = (1 - \sum_{m=1}^M \alpha_m - \sum_{n=1}^N \beta_n) \bar{\mathbf{Q}} + \sum_{m=1}^M \alpha_m (\varepsilon_{t-m} \varepsilon_{t-m}') + \sum_{n=1}^N \beta_n \mathbf{Q}_{t-n} \quad (3.3.18)$$

$$\alpha_m, \beta_n \geq 0$$

$$\sum_{m=1}^M \alpha_m + \sum_{n=1}^N \beta_n < 1$$

其中  $\bar{\mathbf{Q}}$  是由第一步驟算出的標準化殘差求出的非條件共變異數； $\varepsilon_t$  為經過標準化的殘差； $\alpha_m$ 、 $\beta_n$  為DCC參數，分別為多變量GARCH模型中前期標準化殘差平方的係數與前期條件共變異的係數，並且有一致性（consistency）和漸近常態（asymptotic normality）的性質。而動態相關性（dynamic conditional correlation，DCC）矩陣為：

$$\mathbf{R}_t = \mathbf{Q}_t^{*-1} \mathbf{Q}_t \mathbf{Q}_t^{*-1} \quad (3.3.19)$$

$$\text{其中 } \mathbf{Q}_t^{*-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{q_{11}}} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{q_{22}}} & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \frac{1}{\sqrt{q_{kk}}} \end{bmatrix} \quad (3.3.20)$$

而  $\mathbf{R}_t$  矩陣（為動態之相關係數矩陣）之各元素  $\rho_{ijt} = \frac{q_{ijt}}{\sqrt{q_{iit}q_{jtt}}}$ ，且此矩陣為正定。

$\mathbf{Q}_t^*$  是  $\mathbf{Q}_t$  對角線上的值開根號所形成的對角線矩陣，若各參數符合GARCH模型之平穩條件，則  $\mathbf{H}_t = \mathbf{D}_t \mathbf{R}_t \mathbf{D}_t$ ，且  $\mathbf{H}_t$  矩陣為正定。

DCC模型在處理多個變量時，可避免過於複雜之運算，同時又不會犧牲過多之一般性（generality），較CCC模型提供更有彈性之共變異數矩陣。至於DCC模型估

計式之對數概似 (log-likelihood) 函數為：

$$\begin{aligned}
 L &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (k \log(2\pi) + \log(|\mathbf{H}_t|) + \mathbf{r}_t' \mathbf{H}_t^{-1} \mathbf{r}_t) \\
 &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (k \log(2\pi) + \log(|\mathbf{D}_t \mathbf{R}_t \mathbf{D}_t|) + \mathbf{r}_t' \mathbf{D}_t^{-1} \mathbf{R}_t^{-1} \mathbf{D}_t^{-1} \mathbf{r}_t) \\
 &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (k \log(2\pi) + 2 \log(|\mathbf{D}_t|) + \log(|\mathbf{R}_t|) + \boldsymbol{\varepsilon}_t' \mathbf{R}_t^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t) \quad (3.2.21)
 \end{aligned}$$

其中  $\boldsymbol{\varepsilon}_t \sim \mathbf{N}(0, \mathbf{R}_t)$  為其條件標準差之標準化殘差。

#### (四) 固定相關係數檢定 (Testing for Constant Correlation)

對資產間檢定固定相關係數是不易克服之問題，若進一步檢定資產間是否為動態相關係數則更屬不易，甚者會得到錯誤之結論。Tse(2000)及 Bera and Kim(1996)發展出相關係數為固定之檢定方法，其虛無假設為固定相關係數，對立假設為動態相關係數，該檢定方法之缺點為無法應用於更高維度之資料上，Engle(2002)提出一檢定固定相關係數之方法，其虛無假設亦為固定相關係數  $\bar{\mathbf{R}}$ ，對立假設為動態相關係數  $\text{vech}(\mathbf{R}_t)$ ，其表示如下：

$$H_0 : \mathbf{R}_t = \bar{\mathbf{R}} \quad \forall t \in T$$

$$H_1 : \text{vech}(\mathbf{R}_t) = \text{vech}(\bar{\mathbf{R}}) + \beta_1 \text{vech}(\mathbf{R}_{t-1}) + \beta_2 \text{vech}(\mathbf{R}_{t-1}) + \dots + \beta_p \text{vech}(\mathbf{R}_{t-1})$$

其檢定步驟如下：

1. 先求得個別資產之單變量GARCH參數，然後標準化其個別之殘差。
2. 估計標準化殘差之相關係數，若符合固定相關係數  $\bar{\mathbf{R}}$  之虛無假設，則此標準化殘差應與由單位矩陣  $\mathbf{I}_k$  所組成之共變異數矩陣形成IID。

$$3. \text{ 令 } Y_t = \text{vech}^u[(\bar{R}^{-\frac{1}{2}}D_t^{-1}r_t)(\bar{R}^{-\frac{1}{2}}D_t^{-1}r_t)' - I_k] \quad (3.2.22)$$

其中  $\bar{R}^{-\frac{1}{2}}D_t^{-1}r_t$  : 為在虛無假設下  $k \times 1$  向量之標準化殘差項

$\text{vech}^u$  : 為修正後之  $\text{vech}$  , 其只選擇在對角線以上之元素

前式亦可以向量自我迴歸 (Vector Autoregression, VAR) 的形式表示為 :

$$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \dots + \beta_s Y_{t-s} + \eta_t \quad (3.2.23)$$

4. 此固定相關係數之檢定統計量為 :

$$DCC_{\bar{R}} = \frac{\hat{\delta}X'X\hat{\delta}'}{\hat{\sigma}^2} \sim \chi^2(s+1) \quad (3.2.24)$$

其中  $\hat{\delta}$  : 為估計之迴歸式參數

$s$  : 為落後期數目。

#### 第四節、風險值的評價方式與預測績效

##### 一、風險值的評價方式

在風險值評價與績效的衡量方面, 本文採用 Kupiec (1995) 的 Proportion of Failure Test (PF test), 對計算出的風險值作回溯測試, 其概念為利用過去一段時間內資產組合報酬真實值和模型預測的資產組合 VaR 去做比較, 在持有部位為多頭或空頭的情況下, 若實際報酬落在預測範圍內, 則表示為正確的預測, 若實際報酬未落在預測範圍內, 則表示為不正確的預測。

Kupiec (1995) 的 PF test 目的在檢定風險值模型所設定資產報酬超過風險值的比率  $\alpha_0$  是否與實際比率  $\hat{\alpha}$  相同, 其虛無假設檢定為  $H_0: \alpha = \alpha_0$ , 檢定統計量為 :

$$LR_{PF} = 2 [\ln (\hat{\alpha}^x (1 - \hat{\alpha})^{T-x}) - \ln (\alpha_0^x (1 - \alpha_0)^{T-x})] \sim \chi^2(1) \quad (3.4.1)$$

其中  $\alpha_0$  為欲檢定的失誤比率，T 為觀測值個數，x 為實際報酬率超過模型估算的風險值次數， $\hat{\alpha} = \frac{x}{T}$  為實際報酬率超過風險值的比率，且其統計量服從自由度為一的卡方分配，而本研究將在不同的顯著水準及 VaR 失敗機率下，利用上式求出不會被拒絕之可能失敗範圍，如【表3-4-1】。

【表3-4-1】Kupiec (1995) 檢定法之臨界值

機率	VaR信賴水準	無法拒絕虛無假設的個數		
		T=255天	T=510天	T=1000天
0.01	99%	N<7	1<N<11	4<N<17
0.025	97.50%	2<N<12	6<N<21	15<N<36
0.05	95%	6<N<21	16<N<36	37<N<65
0.075	92.50%	11<N<28	27<N<51	59<N<92
0.1	90%	16<N<36	38<N<65	81<N<120

附註：1. N代表失敗次數。

2. 資料來源：Kupiec (1995)、Jorion (2000)。

## 二、風險值的預測績效

在風險值模型通過回溯測試之檢定後，還需對各模型進行風險預測能力效益的衡量，本文採用資金使用效率做為衡量風險值預測績效的指標。為了應付未來市場價格風險，投資機構必須要預留一筆短期資金做為應付損失的準備，此筆資金便是以風險值做為衡量。為了預留損失的準備，犧牲某個程度的資金是有必要的，但是如果資金預留的過多，將會喪失過多的機會成本，以下介紹衡量風險值預測績效的

指標。

均方誤差（Root Mean Squared Error，RMSE）準則

RMSE 表示模型預測值對真實值的距離平方和後開平方值，此值可表示模型預測能力的好壞。RMSE 之公式如下：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (r_t - \text{VaR}_t)^2}{n}} \quad (3.4.2)$$

其中  $r_t$  為實際報酬率， $\text{VaR}_t$  為模型計算出的風險值。

本文參考 Alexander and Leigh (1997) 的檢定方法，以均方誤差 RMSE 做為衡量短期資金的使用效率，其為模型預測值對真實值的差距加以平方後的加總，再將此總合平均後開平方根，當模型預測值與真實值差距越大 RMSE 值亦會越大，當模型預測值與真實值差距越小 RMSE 值亦會越小。意即當風險值模型所估計出來的結果通過失敗率之檢定，模型之 RMSE 值越小，則表示估計之風險值越接近真實損失，此時代表模型同時具備風險控管及資金使用效率兩種優勢。

## 第四章 實證結果與實證分析

### 第一節 資料來源與處理

#### 一、資料來源

本研究以八國（G7 之美國、英國、日本、德國、法國、加拿大、義大利以及臺灣）為研究對象，分別蒐集這八國每日股價指數之收盤價，同時計算其日報酬率。取樣期間為 1995 年 1 月 5 日至 2004 年 12 月 30 日，總計樣本數為 2148 筆資料，此八國資料取自於 Yahoo 之 Finance 資料庫及臺灣證券交易所股價資料庫之日資料。

#### 二、資料處理

在報酬率的計算方面，本研究將樣本國的每日股價指數之收盤價，以自然對數差分形式轉換為日報酬率：

$$R_{i,t} = (\ln P_{i,t} - \ln P_{i,t-1}) \times 100 \quad (4.1.1)$$

其中， $R_{i,t}$ ：為  $i$  國股價指數於第  $t$  期的日報酬率，

$P_{i,t}$ ：為  $i$  國於第  $t$  期的股價指數之收盤價，

$P_{i,t-1}$ ：為  $i$  國於第  $t-1$  期的股價指數之收盤價，

$\ln P_{i,t}$  與  $\ln P_{i,t-1}$ ：為收盤價取自然對數。

本文探討之投資組合報酬率係採平均加權（equally-weighted）之計算方式，

其為：

$$R_{p,t} = \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 R_{i,t} \quad (4.1.2)$$

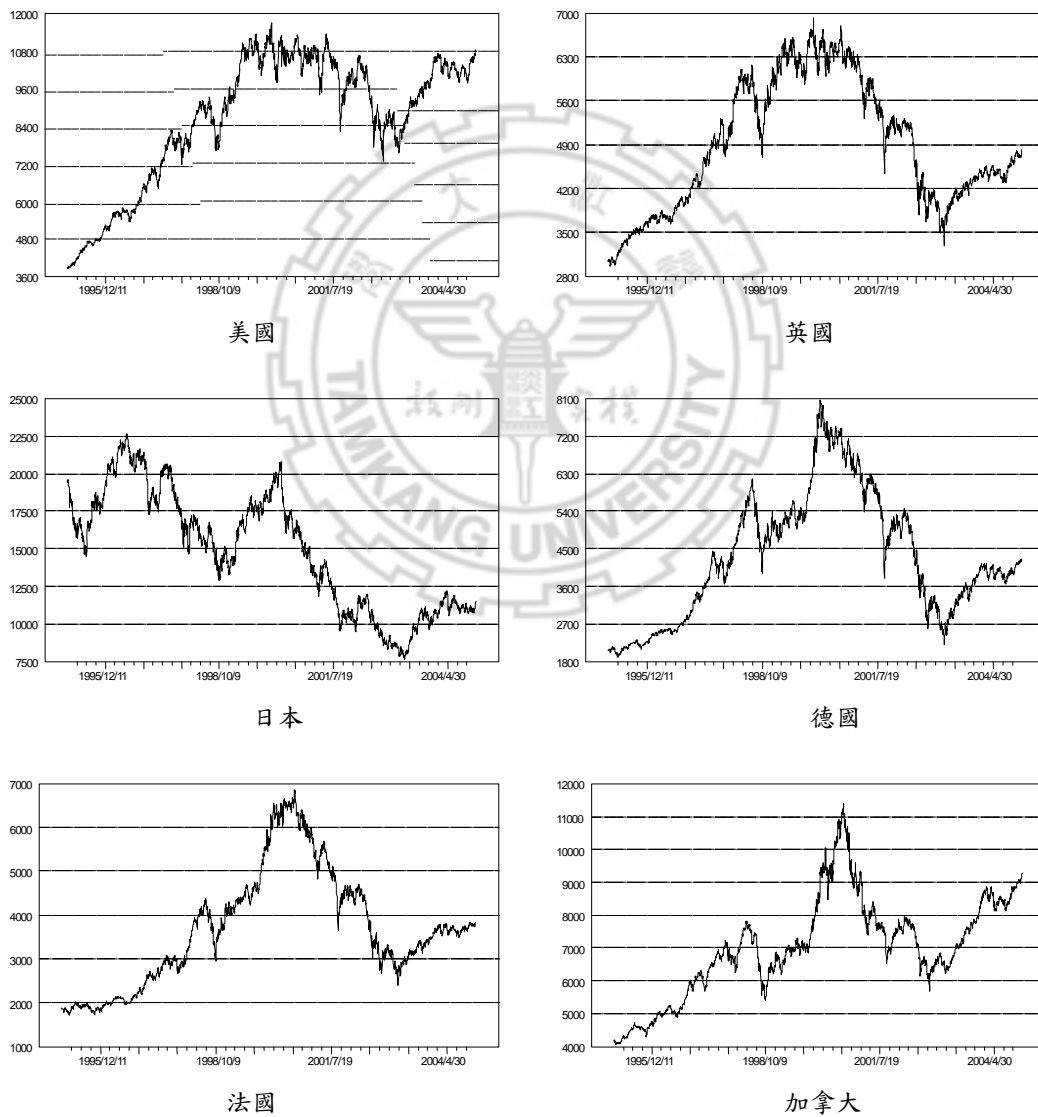


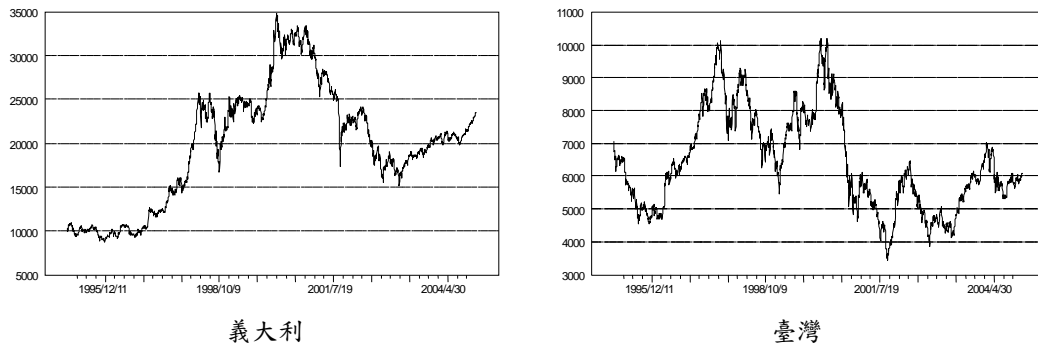
其中， $R_{p,t}$ ：為投資組合於第  $t$  期的日報酬率。

## 第二節 八國股價指數基本統計量分析

### 一、趨勢圖

首先，本研究將八國股價指數資料的時間序列資料繪成趨勢圖，如【圖 4-2-1】所示。我們可由圖中發現八國股價指數資料在全體樣本期間都呈現非定態的波動。





【圖 4-2-1 各國股價指數時間序列圖】

## 二、基本統計量

本文將八國股價指數及其報酬率之基本統計量分別列於【表 4-2-1】及【表 4-2-2】。【表 4-2-2】顯示八國股價指數之日平均報酬率皆小於 0.05%，其平均報酬率有正有負，以美國最高（為 0.048%），日本之日平均報酬率最低（為-0.0249%），顯示取樣期間日本經濟低迷不振，股市表現亦較差。再觀察八國股價指數日報酬率之標準差，以臺灣的 1.832%為最高，德國的 1.738%次之，加拿大的 1.079%最低。另外，八國股價指數日報酬率資料之偏態係數，除了英國、德國及法國外，其餘皆顯著異於零；此八國之日報酬率峰態係數均顯著大於常態分配之峰態係數 3，呈現高狹峰的情形，也就是所謂的「厚尾（fat tail）」現象。

同時，經由 Jarque-Bera 之常態分配檢定統計量，發現八國之日報酬率 JB 統計值在 1%顯著水準下皆大於自由度為 2 之卡方統計值，顯示拒絕八國之日報酬率為常態分配的假設。最後由 Ljung-Box 的 Q (20) 統計量來分析各原始時間序列資料是否具有線性相依的關係存在，結果發現八國股價指數皆呈現自我相關關係，而八國股價指數之日報酬率除日本外，其餘七國之日報酬率皆呈現自我相關現象。

【表 4-2-1】八國股價指數基本統計量

	平均數	標準差	最小值	最大值	偏態係數	峰態係數	Q (20)	JB
美國	8647.453	2069.782	3850.92	11722.98	-0.779***	2.435***	42067***	245.766***
英國	4892.843	1023.177	2954.2	6930.2	0.126**	1.786***	41935***	137.500***
日本	14855.27	3957.821	7607.88	22667	-0.007	1.796***	41877***	129.749***
德國	4293.206	1507.299	1911	8064.97	0.378***	2.287***	42076***	96.548***
法國	3688.773	1316.309	1721.1	6856.76	0.492***	2.477***	42399***	111.189***
加拿大	7031.226	1521.411	4049.4	11388.8	0.154***	2.806*	41801***	11.872***
義大利	19707.41	6787.76	8757	34819	0.066	2.181***	42182***	61.547***
臺灣	6428.211	1487.179	3446.26	10202.2	0.476***	2.379***	40130***	115.507***

附註：1. \*、\*\*、\*\*\*分別表示具 10%、5%及 1%的顯著水準。

2. Q (20) 表示時間序列資料之 Ljung-Box 的 Q 統計量。

3. JB 表示 Jarque - Bera 之常態檢定統計值。

【表 4-2-2】八國股價指數報酬率基本統計量

	平均數	標準差	最小值	最大值	偏態係數	峰態係數	Q (20)	JB
美國	0.0480	1.209	-7.455	7.456	-0.097*	7.028***	34.561**	1455.058***
英國	0.0216	1.212	-5.832	6.377	-0.068	5.938***	40.712***	773.685***
日本	-0.0249	1.566	-7.234	7.826	0.127**	4.784***	21.252	290.591***
德國	0.0337	1.738	-9.576	9.266	-0.041	5.766***	39.707***	684.840***
法國	0.0333	1.571	-8.775	8.850	0.047	6.182***	59.555***	906.472***
加拿大	0.0373	1.079	-8.466	8.589	-0.326***	10.603***	44.23***	5209.695***
義大利	0.0386	1.442	-12.737	9.331	-0.121**	8.683***	46.206***	2894.203***
臺灣	-0.0068	1.832	-12.778	8.520	-0.211***	6.115***	32.902***	884.270***

附註：1. \*、\*\*、\*\*\*分別表示具 10%、5%及 1%的顯著水準。

2. Q (20) 表示時間序列資料之 Ljung-Box 的 Q 統計量。

3. JB 表示 Jarque - Bera 之常態檢定統計值。

### 第三節 單根檢定

在傳統上，迴歸計量模型之基本假設為時間序列資料是定態，但當變數為非定態的時間序列時，將會產生假性迴歸（Spurious regression）的偏誤。因此，在進行迴歸分析之前，必須先確定資料是否為定態。本文採用一般財務實證文獻中最被廣泛使用的 Augmented Dickey-Fuller (ADF) 及 Phillips-Perron (PP) 單根檢定法進行檢定。若實證結果發現數列資料拒絕單根的虛無假設，表示此數列資料是定態的  $I(0)$  數列，但若是無法拒絕單根，則表示此數列資料是非定態的，必須將原始數列資料進行差分轉換後，再繼續進行單根檢定，若數列經過一次差分後為定態，稱之為  $I(1)$  時間數列。必須說明的是，本文以 AIC 準則做為選取落差期的標準。

【表 4-3-1】為八國股價指數原始時間序列資料進行單根檢定的結果。不論在包含常數項與趨勢項或僅包含常數項，八國股價指數在 ADF 檢定或是 PP 檢定下都存在有單根現象，為非定態之時間序列。

由於八國股價指數原始數列皆呈現無法拒絕單根的情形，所以將各數列資料進行差分轉換（為報酬率之時間序列），繼續進行單根檢定，實證結果列於【表 4-3-2】。由這些表中顯示八國股價指數時間序列資料經過一階差分轉換後，在 ADF 與 PP 兩種單根檢定方法下，都在 1% 顯著水準下顯著拒絕單根的虛無假設，顯示這些數列資料為  $I(1)$  時間序列，符合過去相關文獻的實證結果。

【表 4-3-1】八國股價指數時間序列資料之單根檢定（水準項）

Panel A：ADF 單根檢定法

	含常數項、時間趨勢項		僅含常數項	
	落差期	檢定統計量	落差期	檢定統計量
美國	17	-1.9994	17	-2.0923
英國	5	-1.6510	5	-1.8714
日本	1	-2.2491	1	-1.4187
德國	0	-1.3965	0	-1.6534
法國	5	-1.0117	5	-1.4473
加拿大	15	-1.9461	15	-1.6439
義大利	5	-1.3039	5	-1.4588
臺灣	4	-1.9636	4	-1.8506

Panel B：PP 單根檢定法

	含常數項、時間趨勢項		僅含常數項	
	落差期	檢定統計量	落差期	檢定統計量
美國	17	-2.0569	17	-2.0857
英國	5	-1.7303	5	-1.9314
日本	1	-2.2848	1	-1.4579
德國	0	-1.3966	0	-1.6534
法國	5	-1.1236	5	-1.4857
加拿大	15	-1.8828	15	-1.5742
義大利	5	-1.2980	5	-1.4534
臺灣	4	-2.0032	4	-1.9301

附註：1. \*、\*\*、\*\*\*分別表示具 10%、5%及 1%的顯著水準。

2. ADF 與 PP 檢定之臨界值參考 Dickey-Fuller (1981)。

【表 4-3-2】八國股價指數日報酬率時間序列資料之單根檢定（差分項）

Panel A：ADF 單根檢定法

	含常數項、時間趨勢項		僅含常數項	
	落差期	檢定統計量	落差期	檢定統計量
美國	16	-11.9166***	16	-11.7790***
英國	4	-23.4136***	4	-23.3466***
日本	0	-47.4894***	0	-47.4995***
德國	0	-45.9098***	0	-45.8833***
法國	4	-23.4541***	4	-23.4029***
加拿大	0	-42.7125***	0	-42.7136***
義大利	7	-15.5356***	7	-15.5213***
臺灣	3	-23.7999***	3	-23.8054***

Panel B：PP 單根檢定法

	含常數項、時間趨勢項		僅含常數項	
	落差期	檢定統計量	落差期	檢定統計量
美國	16	-46.8243***	16	-46.7503***
英國	4	-45.5112***	4	-45.4789***
日本	0	-47.4894***	0	-47.4995***
德國	0	-45.9098***	0	-45.8833***
法國	4	-44.7054***	4	-44.6836***
加拿大	0	-42.7125***	0	-42.7136***
義大利	7	-44.2697***	7	-44.2651***
臺灣	3	-44.8062***	3	-44.8161***

附註：1. \*、\*\*、\*\*\*分別表示具 10%、5%及 1%的顯著水準。

2. ADF 與 PP 檢定之臨界值參考 Dickey-Fuller (1981)。

#### 第四節 ARCH 效果檢定

多數的實證研究如 Bollerslev(1986)、Colm and Patton(2000)及 Wang and Wang (2001)的結果皆指出 GARCH(1,1)模型即可對時間序列資料有相當良好的配適，因此本研究將八國股市報酬率等八個變數之配置以 GARCH(1,1)過程來處理。在估計 GARCH(1,1)模型之參數前，必須先檢定此模型配適所產生的殘差項，是否具有 ARCH 現象，若存在 ARCH 現象，則進一步採用一般化 ARCH 模型進行實證分析。本文首先採用 Ljung - Box 的 Q 檢定做為檢驗日報酬所產生的殘差項平方是否具有序列相關的工具，由【表 4-4-1】可知八國日報酬之殘差項平方有序列相關之現象。另本研究使用 LM (Lagrange multiplier) 檢定來檢驗數列殘差項是否存在 ARCH 效果。由【表 4-4-1】之 LM 檢定可以得知八國日報酬之殘差項皆存在 ARCH 效果。

【表 4-4-1】八國股市報酬率 ARCH 效果檢定

	$\varepsilon_t^2$ 之 $Q^2(30)$	LM 檢定
美國	516.1082***	187.8408***
英國	1853.9132***	390.4465***
日本	265.3167***	127.2424***
德國	2045.3208***	387.1317***
法國	1322.8194***	301.7024***
加拿大	321.8095***	121.3336***
義大利	576.0818***	243.3342***
臺灣	217.3565***	112.4644***

附註：\*、\*\*、\*\*\*分別表示具 10%、5%及 1%的顯著水準。

## 第五節 固定相關係數之檢定

在採用 DCC-GARCH(1,1)模型前，必須先檢定此模型配適所產生標準化殘差之相關係數，是否為固定相關係數，若拒絕虛無假設 ( $H_0$ : 固定相關係數  $\bar{\mathbf{R}}$ )，即表示此模型為動態相關係數，則可進一步採用 DCC-GARCH 模型進行實證分析。

由【表 4-5-1】可知八國股市報酬率標準化殘差之固定相關係數矩陣  $\bar{\mathbf{R}}$ ，其中除了相關係數為 1 之對角線外，八國股市報酬率標準化殘差之相關係數落在 0.13556~0.75978 間。

【表 4-5-1】八國股市報酬率模型標準化殘差之固定相關係數矩陣  $\bar{\mathbf{R}}$

	美國	英國	日本	德國	法國	加拿大	義大利	臺灣
美國	1	0.45106	0.15473	0.46317	0.46287	0.64064	0.41499	0.14105
英國	0.45106	1	0.28068	0.65831	0.75200	0.48706	0.64389	0.15599
日本	0.15473	0.28068	1	0.26743	0.28512	0.22380	0.24259	0.27213
德國	0.46317	0.65831	0.26743	1	0.74658	0.49085	0.66524	0.15908
法國	0.46287	0.75200	0.28512	0.74658	1	0.51541	0.75978	0.18738
加拿大	0.64064	0.48706	0.22380	0.49085	0.51541	1	0.45847	0.13556
義大利	0.41499	0.64389	0.24259	0.66524	0.75978	0.45847	1	0.16895
臺灣	0.14105	0.15599	0.27213	0.15908	0.18738	0.13556	0.16895	1

此固定相關係數測試之檢定統計量見【表 4-5-2】，由其檢定統計量數值可知拒絕固定相關係之虛無假設，故本模型適用動態相關係數之多變量 GARCH 模型。



【表 4-5-2】八國股市報酬率標準化殘差之固定相關係數檢定

	s (lag 數)	$\chi^2$ value	p-value
八國股市	1	22.302***	0.000014358

註：1. \*、\*\*、\*\*\*分別表示具10%、5%及1%的顯著水準。

$$2. \text{檢定統計量為 } DCC_{\bar{R}} = \frac{\hat{\delta} \mathbf{X}' \mathbf{X} \hat{\delta}'}{\hat{\sigma}^2} \sim \chi^2(s+1)。$$

其中， $\hat{\delta}$  為估計之迴歸式參數，s 為落後期數目。

## 第六節 風險值之估計

本文主要以三種模型（SMA、EWMA 及 DCC-GARCH）針對八國股價指數所形成之投資組合（採 equally-weighted）進行參數估計，並利用該三種模型估計投資組合的條件平均數、條件變異數與共變異數後，接著以風險值模型中的變異數共變異數法在三種信心水準下計算出投資組合風險值，其中對 DCC-GARCH 模型採用計量軟體 WinRats 以最大概似估計法來估計參數，而其演算法使用 BFGS。而為了比較各模型間估計預測的效果，本研究採取回溯測試（backtesting），並融入移動視窗（moving window）的概念，之後的每一次預測都再加入一筆新的資料，除去舊的一筆資料，重新對模型的參數進行估計後計算出下一日資產的風險值，依此步驟對未來 1 天及 10 天的風險值進行預測，然後再重覆此步驟，可得到未來一系列的風險值，計算出其穿透率之後，即可比較出各種模型對風險值預測的效果。若通過穿透率之 Kupiec 測試後，則比較 RMSE 之大小，亦即資金使用效率情形。

實證的第一步針對各模型穿透次數以 Kupiec (1995) 所提出之 PF test 的檢定步驟進行實證研究，以檢定模型的正確度，在比較各模型之穿透率後，再以績效衡量

指標 RMSE 之優劣來決定所選擇之模型。本文對前述各模型預測能力之評估，主要以各模型所對應之 VaR 與實際報酬比較，亦即以回溯測試之方法作評估，並輔以均方誤差 (RMSE)。前者係針對實際報酬率是否超出各模型之 VaR 的範圍來計算穿透次數，當次數越多，代表該模型所對應之 VaR 越不準；而 RMSE 則為損失函數 (loss function) 的概念，越小的 RMSE 值表示預測值與實際值的差距越小。一般就回溯測試與均方誤差而言，回溯測試是比較重要的。

【表 4-6-1】及【表 4-6-2】說明各模型在持有多頭部位 (long position) 及空頭部位 (short position)、移動窗口 (window size) 取 500、滾動 (rolling) 次數取全期，總取樣次數則為 1646 次、99%、95%及 90%信賴水準下預測一天風險值之穿透率及績效衡量指標 RMSE 之比較。

各模型預測一天之 VaR 圖形見【圖 4-6-1】(SMA 模型)、【圖 4-6-2】(EWMA 模型) 及【圖 4-6-3】(DCC-GARCH 模型)，由圖可知，SMA 模型估計之風險值較為平緩，EWMA 模型估計之風險值變動較大，而 DCC-GARCH 模型則介於中間。

另於【表 4-6-3】及【表 4-6-4】說明各模型於前開情況下預測十天風險值之穿透率及績效衡量指標 RMSE 之比較，該總取樣次數則為 1637 次。

另各模型預測十天之 VaR 圖形見【圖 4-6-4】(SMA 模型)、【圖 4-6-5】(EWMA 模型) 及【圖 4-6-5】(DCC-GARCH 模型)，相同情形，SMA 模型估計之風險值較為平緩，EWMA 模型估計之風險值變動較大，而 DCC-GARCH 模型則介於中間。

【表 4-6-1】多頭部位估計 1 天之風險值穿透情形及 RMSE 比較表

Panel A. 穿透次數

信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	34(次)	30	29	32
95%	92	99	99	100
90%	164	169	160	162

Panel B. 穿透比率

信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	0.02066***	0.01823***	0.01762***	0.01944***
95%	0.05589	0.06015*	0.06015*	0.06075*
90%	0.09964	0.10267	0.09721	0.09842

Panel C. 績效衡量指標 RMSE

信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	2.77495	2.81413	2.74141	2.70078
95%	2.11436	2.14167	2.09340	2.06682
90%	1.78872	1.80943	1.77441	1.75539

附註：1.\*、\*\*、\*\*\*分別表示具10%、5%及1%的顯著水準。  
2.視窗長度為500筆，估計1天之風險值，共估計1646天。

【表 4-6-2】空頭部位估計 1 天之風險值穿透情形及 RMSE 比較表

Panel A. 穿透次數

信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	30(次)	20	22	23
95%	83	76	70	73
90%	145	149	131	135

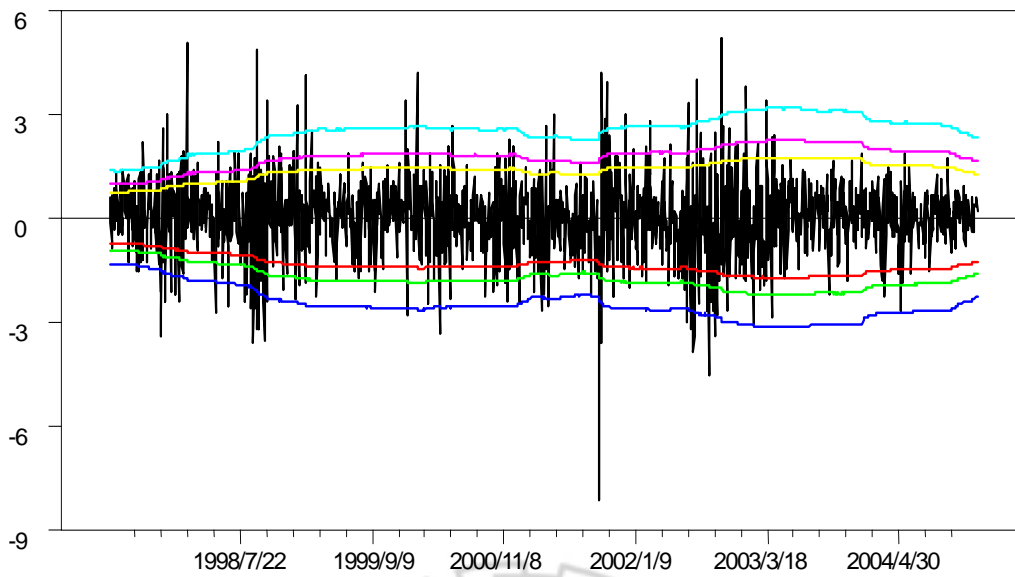
Panel B. 穿透比率

信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	0.01823***	0.01215	0.01337	0.01397
95%	0.05043	0.04617	0.04253	0.04435
90%	0.08809	0.09052	0.07959***	0.08202**

Panel C. 績效衡量指標 RMSE

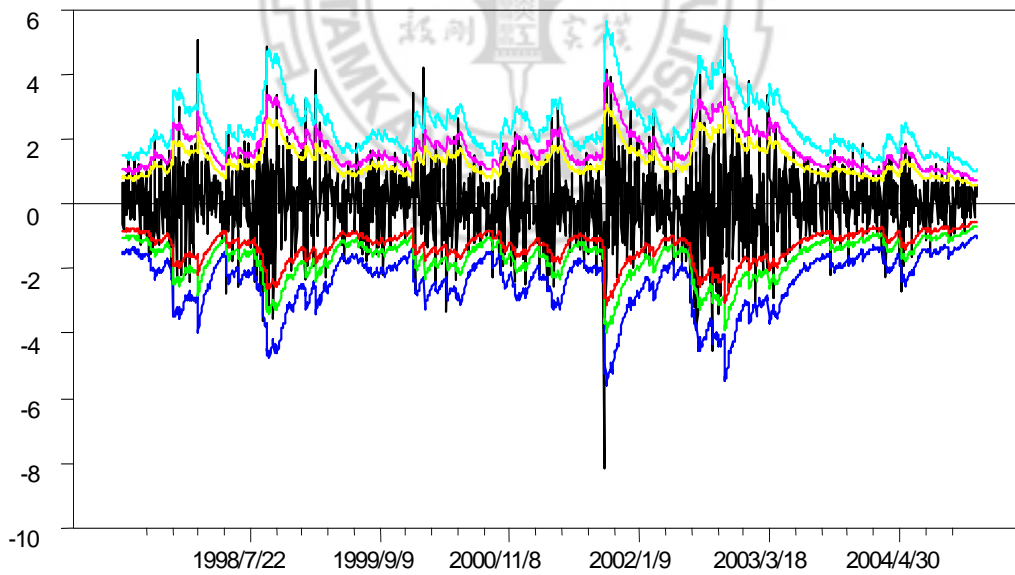
信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	2.75579	2.78355	2.71436	2.67341
95%	2.09657	2.11323	2.06833	2.04150
90%	1.77233	1.78319	1.75135	1.73214

附註：1.\*、\*\*、\*\*\*分別表示具10%、5%及1%的顯著水準。  
2.視窗長度為500筆，估計1天之風險值，共估計1646天。



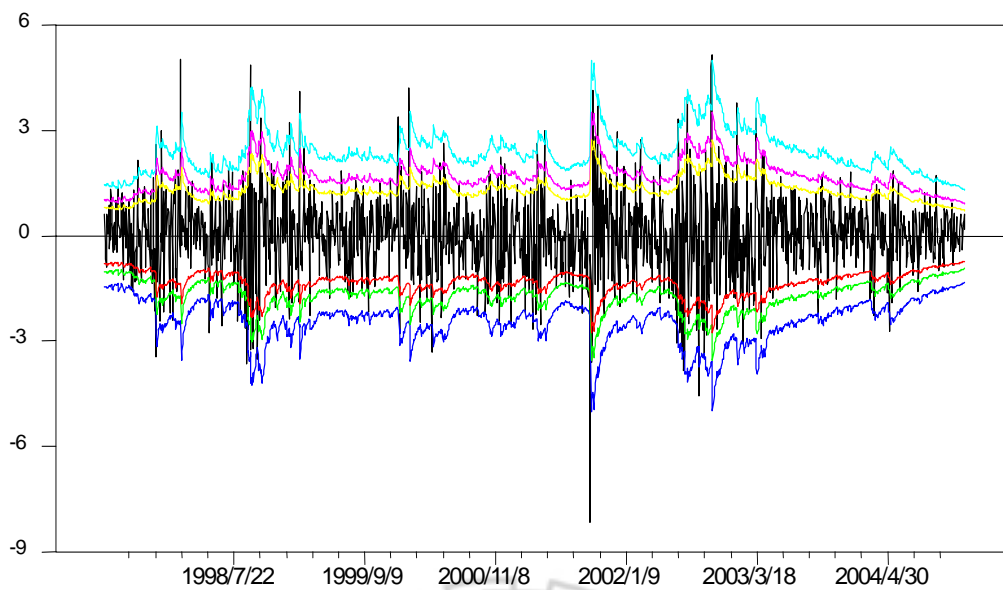
【圖 4-6-1】SMA 模型之風險值（預測一天）模型

附註：最外圍為 99%信賴水準，次為 95%信賴水準，最內圍為 90%信賴水準。



【圖 4-6-2】EWMA 模型之風險值（預測一天）模型

附註：最外圍為 99%信賴水準，次為 95%信賴水準，最內圍為 90%信賴水準。



【圖 4-6-3】DCC-GARCH 模型之風險值（預測一天）模型

附註：最外圍為 99%信賴水準，次為 95%信賴水準，最內圍為 90%信賴水準。



【表 4-6-3】多頭部位估計 10 天之風險值穿透情形及 RMSE 比較表

Panel A. 穿透次數

信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	46(次)	64	49	51
95%	131	153	137	143
90%	211	227	221	224

Panel B. 穿透比率

信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	0.0281***	0.0391***	0.02993***	0.03115***
95%	0.08002***	0.09346***	0.08369***	0.08735***
90%	0.12890***	0.13867***	0.135***	0.13684***

Panel C. 績效衡量指標 RMSE

信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	8.96343	9.17760	8.91630	8.81259
95%	6.90793	7.07313	6.89286	6.82470
90%	5.90255	6.03804	5.90248	5.85341

附註：1.\*、\*\*、\*\*\*分別表示具10%、5%及1%的顯著水準。

2.視窗長度為500筆，估計1天之風險值，共估計1637天。

【表 4-6-4】空頭部位估計 10 天之風險值穿透情形及 RMSE 比較表

Panel A. 穿透次數

信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	33(次)	13	13	13
95%	101	108	87	88
90%	200	214	202	201

Panel B. 穿透比率

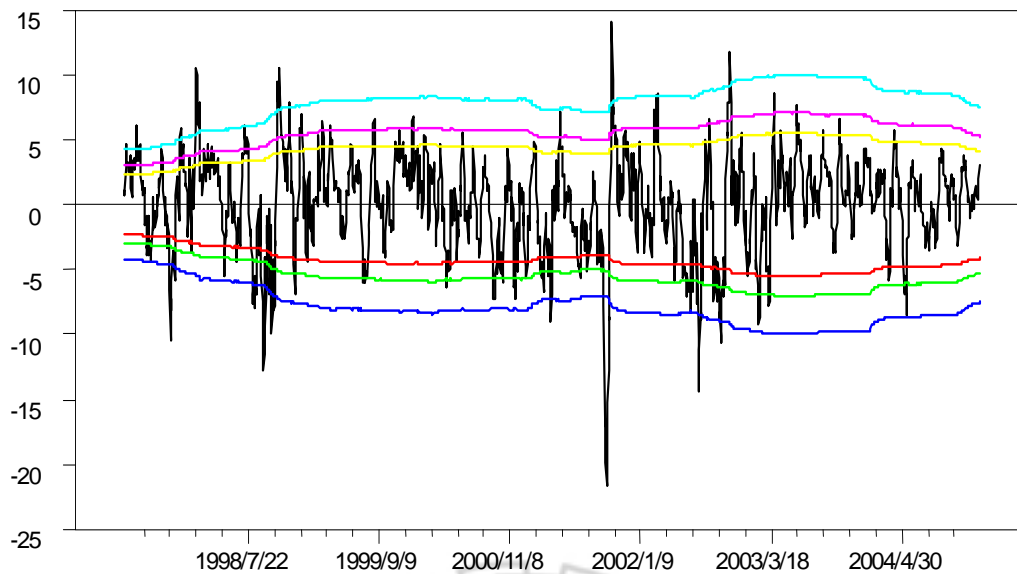
信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	0.02016***	0.00794	0.00794	0.00794
95%	0.0617**	0.06597***	0.05315	0.05376
90%	0.12217***	0.13073***	0.12340***	0.12276***

Panel C. 績效衡量指標 RMSE

信賴水準	SMA	EWMA	DCC-GARCH(1,1)	DCC-GARCH(1,1)-t
99%	8.78973	8.80896	8.62300	8.52470
95%	6.74826	6.73357	6.62377	6.56106
90%	5.75685	5.72759	5.65733	5.61362

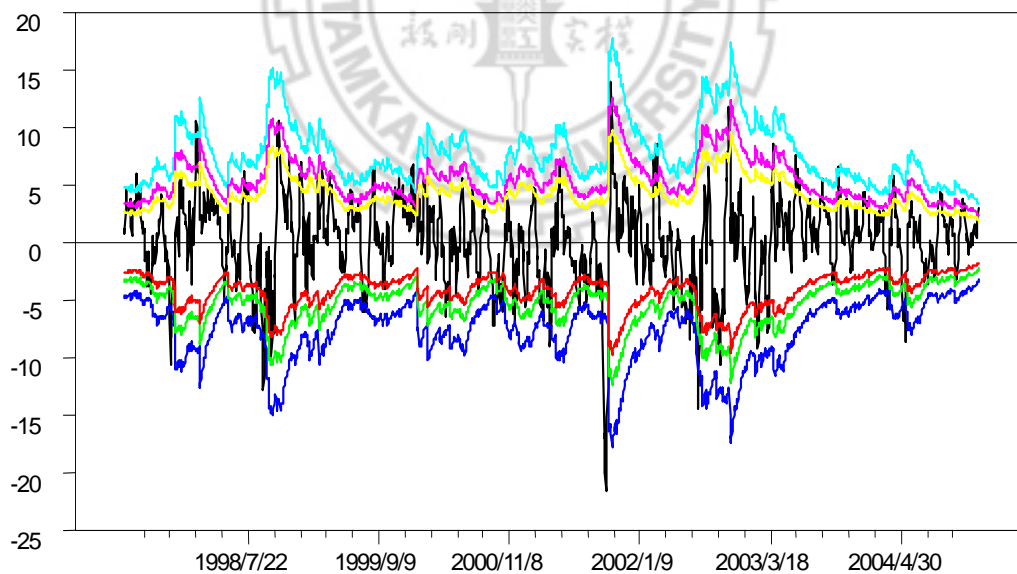
附註：1.\*、\*\*、\*\*\*分別表示具10%、5%及1%的顯著水準。

2.視窗長度為500筆，估計1天之風險值，共估計1637天。



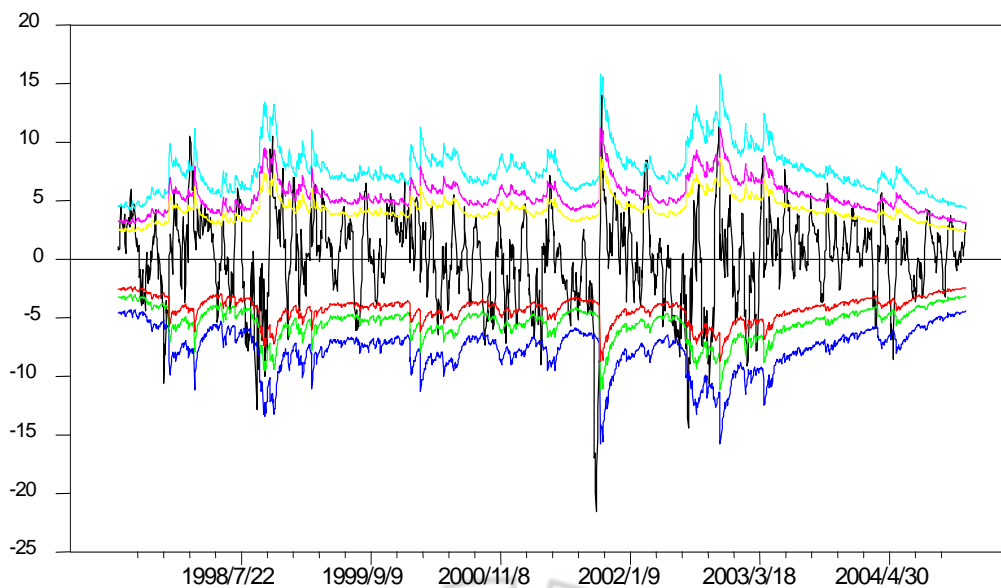
【圖 4-6-4】SMA 模型之風險值（預測十天）模型

附註：最外圍為 99%信賴水準，次為 95%信賴水準，最內圍為 90%信賴水準。



【圖 4-6-5】EWMA 模型之風險值（預測十天）模型

附註：最外圍為 99%信賴水準，次為 95%信賴水準，最內圍為 90%信賴水準。



【圖 4-6-6】DCC-GARCH 模型之風險值（預測十天）模型

附註：最外圍為 99%信賴水準，次為 95%信賴水準，最內圍為 90%信賴水準。

由【表 4-6-1】及【表 4-6-2】顯示各模型實際報酬率穿透風險值的次數，在相同信賴水準下差異並不會太大；在持有多頭部位時，90%信賴水準下，及持有空頭部位時，在 99%及 95%信賴水準下，各模型都可接受虛無假設，亦即通過 Kupiec 穿透率之檢定，再比較資金使用效率情形，在上述三種情況下，皆以 DCC-GARCH(1,1)-t 表現最佳。

【表4-6-3】及【表4-6-4】顯示在多頭部位預測十天風險值情況，在99%、95%及90%信賴水準下，各模型皆無法通過Kupiec之穿透率檢定；各模型之穿透次數中，SMA模型最少，而以EWMA模型最多。在空頭部位預測十天風險值情況，在99%、95%及90%信賴水準下，DCC模型幾乎都通過穿透比率測試，且DCC-GARCH(1,1)-t 模型亦有最低之RMSE值，故以 DCC-GARCH(1,1)-t 模型表現最佳。上開持有多、



空部位經實證結果有顯著差異，其可能解釋為國際股票市場對正負面之訊息反應不同，尤其對持有十天之多頭部位，其風險值計算需特別注意。

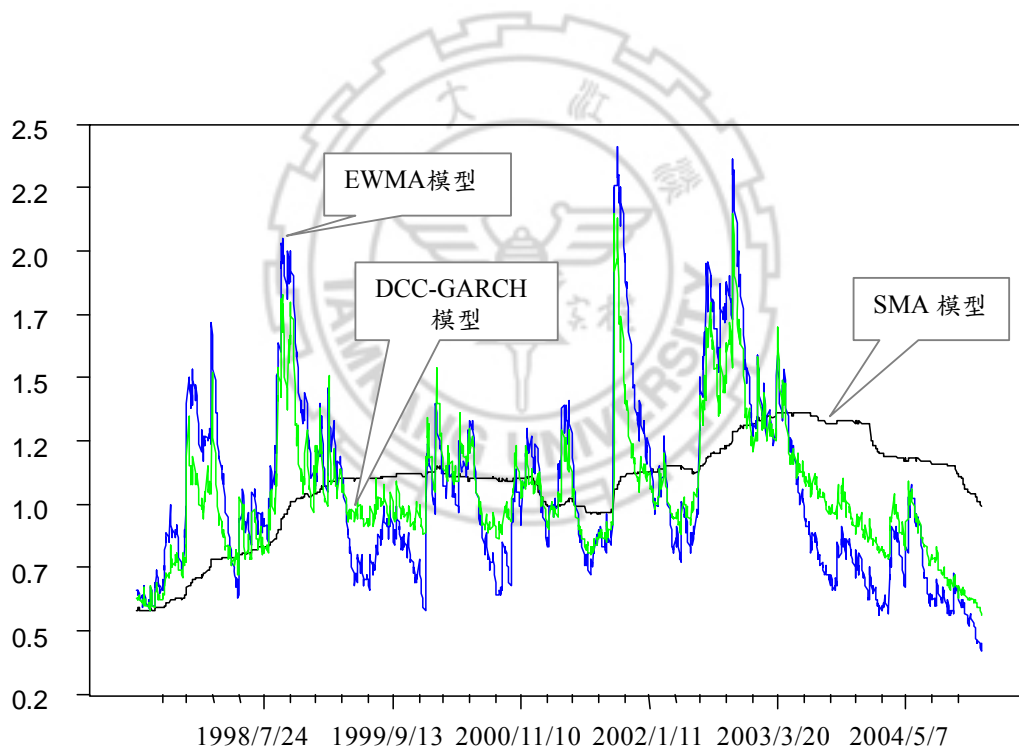
另以績效衡量指標RMSE而言，不論多頭部位或空頭部位，DCC-GARCH(1,1)-t最有效率，DCC-GARCH(1,1)次之，SMA再次之，以EWMA最無效率。整體而言，DCC-GARCH(1,1)-t 模型表現最佳，DCC-GARCH(1,1)模型表現次之，其餘則EWMA模型及SMA模型則表現較差。



## 第七節 投資組合共變異數及相關係數分析

### 一、各模型之投資組合波動度比較

在前面計算多變量模型 VaR 的過程中，各模型會有自己的共變異數矩陣，經由與權重矩陣之運算 ( $\sigma_p = \sqrt{\mathbf{w}' \Sigma \mathbf{w}}$ ) 即可求得投資組合之波動度 (portfolio volatility)，同時在滾動的過程中，我們可估計出個別模型之投資組合波動度，其計算結果如【圖 4-7-1】，由圖中可觀察出投資組合波動度由大至小為 EWMA、DCC-GARCH、SMA。



附註：window\_size=500，rolling 次數為 1646 次。

【圖 4-7-1】三模型 (SMA、EWMA 及 DCC-GARCH) 之投資組合波動度

此處整理三模型 (SMA、EWMA 及 DCC-GARCH) 之投資組合 (含八國) 波動度如【表 4-7-1】，由表可知三模型所估計投資組合波動度之標準差，其中最大者

為 EWMA 模型之 0.3676，為最小者 SMA 模型 0.1929，其代表 EWMA 模型所估計之投資組合波動度起伏較為劇烈，SMA 模型所估計之投資組合波動度起伏較為平緩，而 DCC-GARCH 模型則介於其中。

【表 4-7-1】三模型（SMA、EWMA 及 DCC-GARCH）之投資組合波動度比較表

	平均數	標準差	最小值	最大值	偏態係數	峰態係數	JB
SMA	1.0726	0.1929	0.5789	1.3603	-0.86***	3.4094***	214.422***
EWMA	1.0426	0.3676	0.4225	2.4107	1.0863***	3.9478***	385.353***
DCC-GARCH	1.0404	0.2594	0.5609	2.1505	1.0175***	4.5749***	454.120***

附註：1.\*、\*\*、\*\*\*分別表示具 10%、5%及 1%的顯著水準。

2. JB 表示 Jarque - Bera 之常態檢定統計值。

3.window\_size=500，rolling 次數為 1646 次。

由【表 4-2-2】可知八國股市報酬率波動度之平均值為 1.4561%（採用平均加權法），而由【表 4-7-1】可知各模型之投資組合波動度皆在 1.0726%以下，此說明一投資組合波動度較個別投資波動度為低，意謂一投資組合較個別投資可降低投資風險。

## 二、八國股市報酬率之相關係數分析

在滾動估計的過程中，各模型會產生自己的共變異數矩陣已如前小節所述，事實上共變異數與相關係數關係非常密切，我們可將共變異數矩陣轉換成相關係數矩陣，如此可觀察八國股市報酬率間之相關係數，經由 1646 次之滾動過程，八國股市報酬率間之相關係數即可形成一分配，【表 4-7-2】、【表 4-7-3】、【表 4-7-4】分別為八國股市報酬率 SMA、EWMA、DCC-GARCH 模型之相關係數平均值及標準差矩陣。另各模型中相關係數最高及最低之走勢圖見【圖 4-7-2】及【圖 4-7-3】。【圖 4-7-4】、

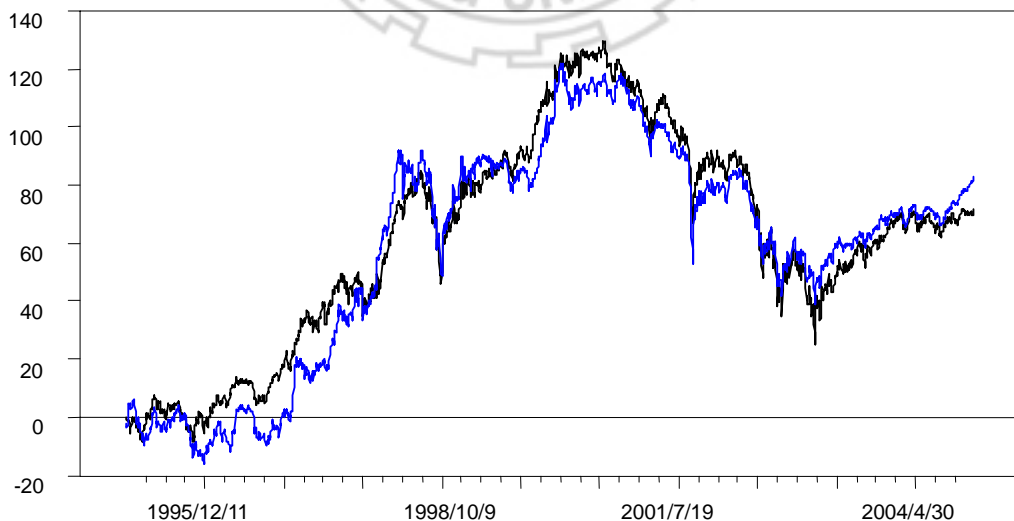
【圖 4-7-5】、【圖 4-7-6】分別為八國股市報酬率 SMA、EWMA、DCC-GARCH 模型之最大及最小相關係數圖。

【表 4-7-2】八國股市報酬率 SMA 模型之相關係數矩陣的平均值與標準差

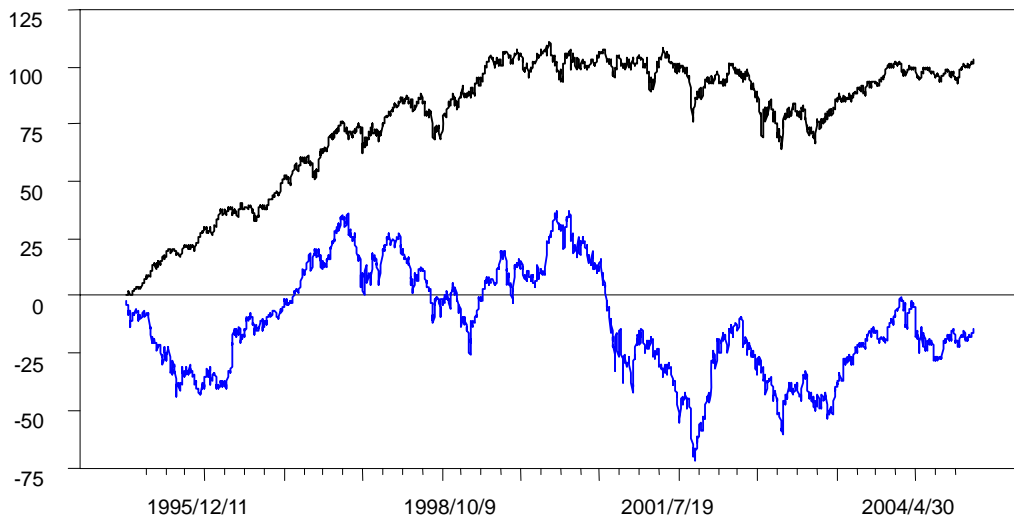
	美國	英國	日本	德國	法國	加拿大	義大利	臺灣
美國	1.0 0	0.058114	0.059449	0.115811	0.091710	0.085653	0.123450	0.080022
英國	0.470088	1.0 0	0.038896	0.053740	0.08886	0.042493	0.112396	0.051616
日本	0.159384	0.293560	1.0 0	0.036436	0.033630	0.039029	0.034779	0.115444
德國	0.495648	0.698126	0.256261	1.0 0	0.067338	0.079497	0.090206	0.049512
法國	0.486269	0.785935	0.291494	0.779334	1.0 0	0.068367	0.104264	0.066913
加拿大	0.672344	0.502442	0.227043	0.533097	0.547780	1.0 0	0.103920	0.087045
義大利	0.440889	0.699726	0.256494	0.714808	0.804213	0.488015	1.0 0	0.072081
臺灣	0.130866	0.153830	0.253220	0.143144	0.169951	0.132105	0.165703	1.0 0

附註：1.window\_size=500，rolling 次數為 1646 次。

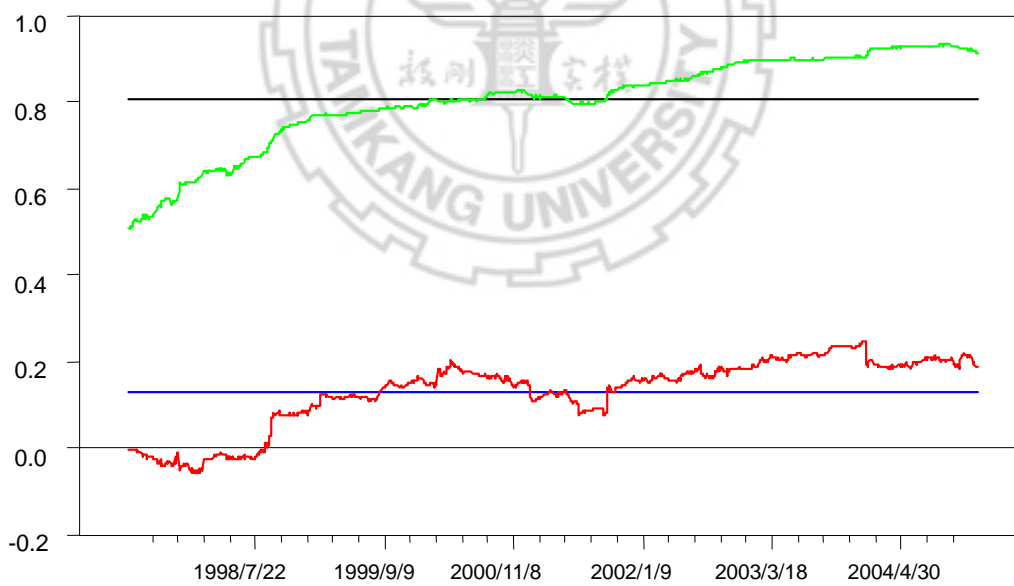
2.左下角為八國股市報酬率間相關係數之平均值，右上角為八國股市報酬率間相關係數之標準差。



【圖 4-7-2】法國與義大利股價指數累積報酬率之走勢圖（相關係數最高者）



【圖 4-7-3】臺灣與美國股價指數累積報酬率之走勢圖（相關係數最低者）



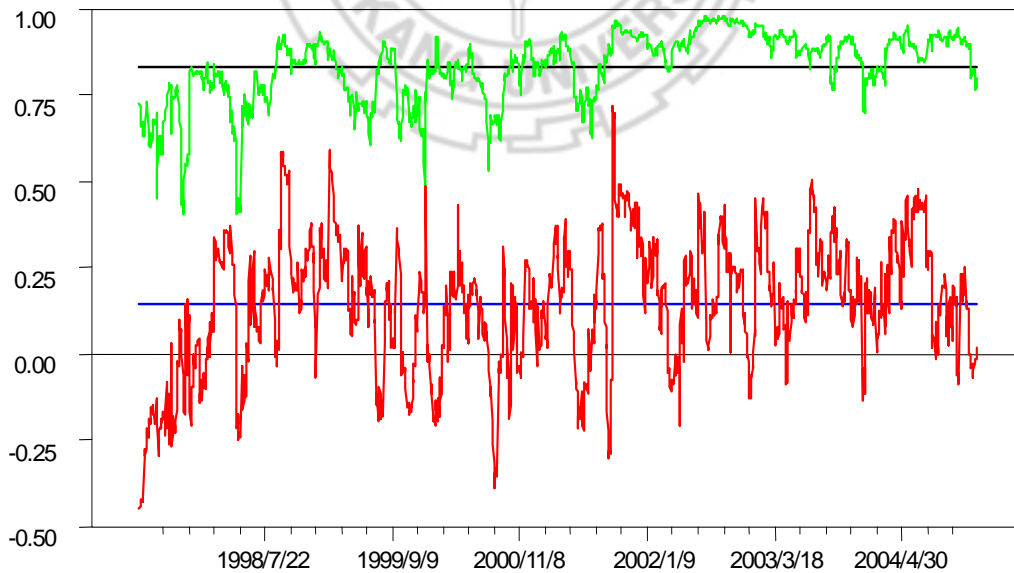
【圖 4-7-4】八國股市報酬率 SMA 模型之最大及最小相關係數圖

【表 4-7-3】八國股市報酬率 EWMA 模型之相關係數矩陣的平均值與標準差

	美國	英國	日本	德國	法國	加拿大	義大利	臺灣
美國	1.0	0.160707	0.186179	0.183767	0.181372	0.151413	0.191353	0.189881
英國	0.471016	1.0	0.145621	0.125919	0.125209	0.151593	0.153107	0.188316
日本	0.175777	0.291445	1.0	0.160153	0.165370	0.169202	0.164804	0.206539
德國	0.511662	0.704089	0.261223	1.0	0.108595	0.161120	0.120244	0.203873
法國	0.491520	0.796657	0.300636	0.802192	1.0	0.145628	0.100190	0.194457
加拿大	0.657572	0.518360	0.238856	0.539552	0.555627	1.0	0.152306	0.193744
義大利	0.460557	0.721969	0.260965	0.746527	0.831620	0.508836	1.0	0.202583
臺灣	0.143748	0.173594	0.325633	0.173022	0.203317	0.160191	0.180350	1.0

附註：1. window\_size=500，rolling 次數為 1646 次。

2. 左下角為八國股市報酬率間相關係數之平均值，右上角為八國股市報酬率間相關係數之標準差。



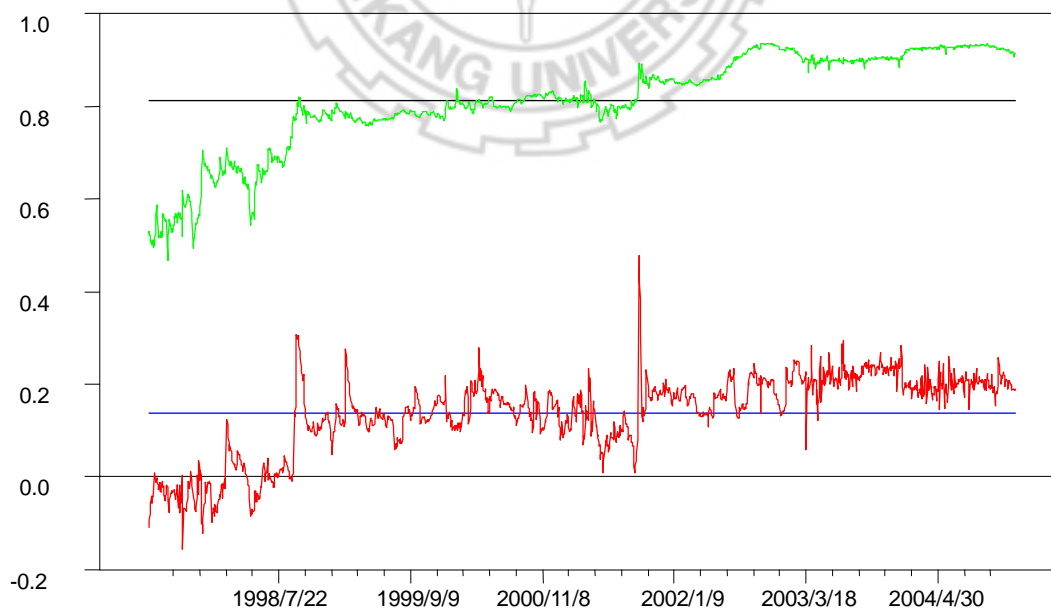
【圖 4-7-5】八國股市報酬率 EWMA 模型之最大及最小相關係數圖

【表 4-7-4】八國股市報酬率 DCC-GARCH 模型之相關係數矩陣的平均值與標準差

	美國	英國	日本	德國	法國	加拿大	義大利	臺灣
美國	1.0	0.063301	0.065824	0.119612	0.097787	0.086959	0.127898	0.084895
英國	0.472170	1.0	0.052833	0.057916	0.091252	0.050563	0.115680	0.063071
日本	0.165825	0.294143	1.0	0.054372	0.049691	0.051957	0.050382	0.120076
德國	0.499790	0.697495	0.254710	1.0	0.066604	0.080963	0.084065	0.065448
法國	0.491394	0.793234	0.293502	0.779113	1.0	0.070276	0.103738	0.075591
加拿大	0.675906	0.504184	0.229317	0.537671	0.552892	1.0	0.104789	0.090974
義大利	0.447276	0.711148	0.259164	0.718628	0.812752	0.497010	1.0	0.081300
臺灣	0.136252	0.157844	0.266842	0.139949	0.173403	0.141006	0.167318	1.0

附註：1. window\_size=500，rolling 次數為 1646 次。

2. 左下角為八國股市報酬率間相關係數之平均值，右上角為八國股市報酬率間相關係數之標準差。



【圖 4-7-6】八國股市報酬率 DCC-GARCH 模型之最大及最小相關係數圖

【表 4-7-2】、【表 4-7-3】、【表 4-7-4】顯示經由 SMA、EWMA 及 DCC-GARCH 三模型所得之日報酬率之相關係數最大者皆為法國與義大利，而相關係數最小者皆為臺灣與美國；報酬率之相關係數標準差在 SMA 及 DCC-GARCH 模型中最高者皆為美國與義大利，最低者皆為法國與日本，惟在 EWMA 模型中最高者為臺灣與日本，最低者則為法國與義大利。整理三模型（SMA、EWMA 及 DCC-GARCH）之投資組合八國日報酬率間之相關係數最大及最小者如【表 4-7-5】，在法國與義大利日報酬率之相關係數中，三模型以 EWMA 模型相關係數之平均值為最大、DCC-GARCH 模型次之、SMA 模型最小，至於相關係數標準差部分，則反之；在臺灣與美國報酬率之相關係數中，三模型中以亦 EWMA 模型相關係數之平均值為最大、DCC-GARCH 模型次之、SMA 模型最小，至於相關係數標準差部分，則以 EWMA 模型最大，為 0.189881，高於其他二模型甚多，表示投資組合若有臺灣及美國且其相關係數以 EWMA 模型來估計時，則需注意其標準差可能較大，亦即波動較大，需較常檢視投資組合，以降低可能之風險。

三模型（SMA、EWMA 及 DCC-GARCH）之八國股市間報酬率間相關係數平均值與標準差之關係如【表 4-7-6】，由表可知八國股市報酬率間相關係數平均值與標準差呈現反向關係，亦即相關係數愈高，其標準差愈低。



【表 4-7-5】投資組合中八國股市報酬率間最大及最小相關係數

模型	最大相關係數	
	法國與義大利（平均值）	法國與義大利（標準差）
SMA	0.804213	0.104264
EWMA	0.831620	0.100190
DCC-GARCH	0.812752	0.103738
模型	最小相關係數	
	臺灣與美國（平均值）	臺灣與美國（標準差）
SMA	0.130866	0.08002
EWMA	0.143748	0.189881
DCC-GARCH	0.136252	0.084895

附註：window\_size=500，rolling 次數為 1646 次。

【表 4-7-6】八國股市報酬率間相關係數平均值與標準差之關係

SMA	$Y = 0.087731 - 0.056077X$ (7.353)      (-2.969)	$R^2 = 0.205867$
EWMA	$Y = 0.247207 - 0.213604X$ (22.021)      (-12.170)	$R^2 = 0.807809$
DCC-GARCH	$Y = 0.100047 - 0.069144 X$ (8.855)      (-3.880)	$R^2 = 0.306894$

附註：1. X 代表兩國股市間相關係數之平均值，Y 代表兩國股市間相關係數之標準差。  
2. 迴歸式下方括號內之數字代表各迴歸係數之 t 值。

### 三、八國股市報酬率間相關係數與共變異數之關係

三模型（SMA、EWMA 及 DCC-GARCH）之八國股市間報酬率相關係數與共變異數之關係如【表 4-7-7】，各模型之結果皆發現：八國股市報酬率間相關係數與共變異數呈現正向關係，亦即各國股市間之波動性高時相關性會隨之上升，且其各

迴歸係數皆為顯著。此發現與 Longin and Solnik (1995) 觀察六國美、德、法、英、瑞士及日六國股票市場間的關連性現象有類似之結果。

【表 4-7-7】八國股市報酬率間相關係數與共變異數之關係

SMA	Y=0.064601+0.354775X (1.771) (11.256)	R <sup>2</sup> = 0.829725
EWMA	Y=0.076637+0.346293X (2.099) (11.325)	R <sup>2</sup> = 0.831445
DCC-GARCH	Y=0.062667+0.375896X (1.721) (11.430)	R <sup>2</sup> = 0.834028

附註：1. X 代表兩國股市間共變異數之平均值，Y 代表兩國股市間相關係數之平均值。  
2. 迴歸式下方括號內之數字代表各迴歸係數之 t 值。

綜本節所述，可得到下列結果：

1. 八國股市之投資組合波動度較個別投資波動度為低，此意謂一投資組合較個別投資可降低投資風險。
2. 投資組合波動度標準差由大至小依次為EWMA、DCC-GARCH、SMA。
3. 本研究採用Engle (2002) 之固定相關係數檢定方法，實證結果發現八國股市報酬率拒絕固定條件相關 (Constant Conditional Correlation) 之虛無假設，顯示八國股市相關性並非固定。
4. 各模型皆顯示，八國股市報酬率相關係數最高者為法國與義大利，相關係數最低者為臺灣與美國，此可做為資產管理及投資組合分散風險之參考。
5. 八國股市報酬率間相關係數平均值與標準差呈現反向關係，亦即相關係數愈高，其標準差愈低。
6. 八國股市報酬率相關係數標準差部分，臺灣與美國間以EWMA模型最大，

EWMA模型為0.189881，高於其他二模型甚多，表示前開投資組合之相關係數若以EWMA模型來估計時，則需注意其波動較大，需較常檢視投資組合，以降低可能之風險。

7. 各模型皆顯示，八國股市報酬率間相關係數與共變異數呈現正向關係，亦即各國股市間之波動性高時相關性會隨之上升，此亦說明八國股市報酬率為動態之共變異數及相關係數時間序列，本實證觀察之現象與Longin and Solnik (1995) 觀察六國美、德、法、英、瑞士及日六國股票市場間的關連性現象亦有類似之結果。



## 第五章 結論

本篇研究主要應用Engle (2002) 提出之動態條件相關 (Dynamic Conditional Correlation, DCC) 多變量GARCH模型探討八國股市 (G7之美國、英國、日本、德國、法國、加拿大、義大利以及臺灣) 彼此間的動態條件相關性，並進而根據其對應的共變異數矩陣估計投資組合持有1天或10天之風險值。

在投資組合風險值之計算及共變異數及相關係數之矩陣上，本文實證顯示：

1. 整體而言，DCC-GARCH(1,1)-t 模型表現最佳，DCC-GARCH(1,1)模型表現次之，其餘則EWMA模型及SMA模型則表現較差。
2. DCC-GARCH(1,1)-t 模型之分配能捕捉厚尾特性且可估測到波動群聚現象，故其風險管理績效優異。
3. 本研究採用Engle (2002) 之固定相關係數檢定方法，實證結果發現八國股市報酬率拒絕固定條件相關 (Constant Conditional Correlation) 之虛無假設，顯示八國股市相關性並非固定，應適用動態相關係數之模型。
4. 八國股市報酬率相關係數最高者為法國與義大利，相關係數最低者為臺灣與美國，此可做為資產管理及投資組合分散風險之參考。
5. 八國股市報酬率間相關係數平均值與標準差呈現反向關係，亦即相關係數愈高，其標準差愈低；至於相關係數標準差部分，則以EWMA模型最大、DCC-GARCH模型次之、SMA模型最小。
6. 各模型皆顯示，八國股市報酬率間相關係數與共變異數呈現正向關係，亦即各國股市間之波動性高時相關性會隨之上升，此亦說明八國股市報酬率為動態之共變異數及相關係數時間序列。

## 參考文獻

### 一、國內文獻

1. 洪瑞成，(2002)，風險值之探討-對稱與不對稱波動 GARCH 模型之應用，淡江大學財務金融研究所碩士論文。
2. 許傑翔，(2004)，多變量財務時間數列模型之風險值計算，東吳大學商用數學系碩士論文。
3. 張維救，(2002)，金融危機與風險外溢—DCC 模型之應用，國立中央大學財務金融研究所碩士論文。
4. 周業熙，(2002)，GARCH-type 模型在 VaR 之應用，東吳大學經濟學系碩士論文。
5. 謝家和，(1999)，風險值之衡量-多元變數 GARCH 模型之應用，暨南國際大學國際企業學系碩士論文。
6. 高櫻芬，(2002)，風險值之衡量-多變量 GARCH 模型之應用，經濟論文叢刊第 30 輯第 3 期。
7. 蔡維溢，(1997)，市場風險控管：Value at Risk—Orthogonal Garch 的運用，國立台灣大學財務金融研究所碩士論文。
8. 郭秋怡，(1999)，風險值運用在國內銀行資本適足性的研究，國立中央大學財務管理研究所碩士論文。
9. 陳炎信，(1999)，考慮極端事件之 VaR 風險管理模式，銘傳大學金融研究所碩士論文。
10. 盧陽正，(2000)，「考量厚尾分配誤差修正之風險值拔靴複製估計--以亞洲新興股

市投資組合為實證」，*證券市場發展季刊*，第 12 卷第 2 期。

11. 周裕峰，(2001)，結合波動性時間序列模式與極端值理論之風險值評估模式，銘傳大學金融研究所碩士論文。

## 二、國外文獻：

1. Akgiray, V., (1989), "Conditional Heteroskedasticity in Time Series of Stock Returns : Evidence and Forecasts," *Journal of Business*, Vol. 62, pp.54-80.
2. Alexander, C. O., and C. T. Leigh, (1997), "On the Covariance Matrices Used in Value at Risk Models," *Journal of Derivatives*, Vol. 4, pp.50-62.
3. Bera, Anil K. and Sangwhan Kim, (1996), "Testing Constancy of Correlation with an Application to International Equity Returns," University of Illinois at Urbana-Champaign, CIBER Working Paper 96-107.
4. Billio, Pelizzon, (2000), "Value-at-Risk: a multivariate switching regime approach," *Journal of Empirical Finance*, Vol. 7, pp.531-554.
5. Bollerslev, T., (1986), "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity," *Journal of Econometrics*, Vol. 31, pp.307-327.
8. Bollerslev, T., Engle, R. F., and Wooldridge, J. M., (1988), "A Capital- Asset Pricing Model with Time-Varying Covariances," *Journal of Political Economy*, Vol. 96, pp.116-131.
9. Bollerslev, T., (1990), "Modeling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates Generalized ARCH," *Review of Economics and Statistics*, Vol. 70, pp.498-505.
10. Burns, P., (2002), "The Quality of Value at Risk via Univariate GARCH," *Burns*

- Statistics*, October/10, pp.1-19.
11. Colm, K. and A. J. Patton., (2000), "Multivariate GARCH Modeling of Exchange Volatility Transmission in the European Monetary System," *The Financial Review*, Vol. 41, pp.29-48.
  12. Dickey, D. and W. Fuller, (1979), "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root," *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 74, pp.427-431.
  13. Dickey, D. A and W. A. Fuller, (1981), "Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root," *Econometrica*, Vol. 49(4), pp.1057-1072.
  14. Engle, R. F., (1982), "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation," *Econometrica*, Vol. 50, pp.987-1008.
  15. Engle, R. and B. Yoo., (1987), "Forecasting and Testing in Cointegrated Systems," *Journal of Econometrics*, Vol. 35, pp.143-159.
  16. Engle, R. F. and V. K. NG, (1993), "Measuring and Testing The Impact of News on Volatility," *Journal of Finance*, Vol. 48, pp.1749-1178.
  17. Engle, R. F. and K. F. Kroner, (1995), "Multivariate simultaneous generalized ARCH," *Econometric Theory*, Vol. 11, pp.122-150.
  18. Engle, R. F., (2001), "Dynamic Conditional Correlation - A simple class of multivariate GARCH models." Department of Economics, University of California, San Diego.
  19. Engle, R. F. and K. Sheppard, (2001), "Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH," discussion paper, University of California, San Diego.

20. Engle, R. F. , (2002), "Dynamic conditional correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models," *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 20(3), pp.339-350.
21. Fama, E. F., (1965), "The Behavior of Stock Market Prices," *Journal of Business*, Vol. 38, pp.34-105.
22. Giot, P. and S. Laurent, (2003), "Value-at-Risk for long and short trading positions," *Applied Econometrics*, Vol. 18, pp.641-663.
23. Goorbergh, R.V.D. and P. Vlaar, (1999), "Value-at-Risk Analysis of Stock Returns Historical Simulation, Variance Techniques or Tail Index Estimation," *DNB Staff Reports 40*, Netherlands Central Bank.
24. Granger, C. W. J. and P. Newbold, (1974), "Superior Regressions in Econometrics," *Journal of Econometrics*, Vol. 12, pp.111-120.
25. Hendricks, D., (1996), "Evaluation of 'Value-at-Risk' Models Using Historical Data," *Economic Policy Review*, Federal Reserve Bank of New York, 2, April, pp.39-69.
26. Jorion, P., (1996), *Value at Risk: the New Benchmark for Controlling Derivatives Risk*, Irwin Professional Publishing, Chicago.
27. Jorion, P., (2000), *Value-at-Risk*, 2nd edition, McGraw-Hill, N.Y.
28. J. P. Morgan and Reuters, (1996), *RiskMetrics-Technical Document*, 4th ed., J.P. Morgan.
29. Kupiec, P. H., (1995), "Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models," *Journal of Derivatives*, Vol. 3, pp.73-84.
30. Longin, F. and B. Solnik, (1995), "Is the Correlation in International Equity Returns



- Constant : 1960 – 1990?,” *Journal of International Money and Finance*, Vol. 14(1), pp.3-26.
31. Mandelbrot, B., (1963), “The variation of certain speculative prices,” *Journal of Business*, Vol. 36, pp.394-419.
32. Mandelbrot, B., (1967), “The Variation of Some Other Speculative Prices,” *Journal of Business*, Vol. 40, pp.393-413.
33. Phillips, P., (1986), “Understanding Spurious Regressions,” *Journal of Econometrics*, Vol. 33, pp.311-340.
34. Phillips, P. and P. Perron, (1988), “Testing for a Unit Root in Time Series Regression,” *Biometrika*, Vol. 75, pp.334-346.
35. Said, S. and D. Dickey, (1984), “Testing for Unit Roots in Autoregressive Moving Average Models of Unknown Order,” *Biometrika*, Vol. 71, pp.599-607.
36. Tse, Y. K., (2000), “A test for constant correlations in a multivariate garch model,” *Journal of Econometrics*, Vol. 98, pp.107-127.
37. Tsui, A. K. and Q. Yu, (1999), “Constant conditional correlation in a bivariate garch model: Evidence from the stock market in China,” *Mathematics and Computers in Simulation*, Vol. 48, pp.503-509.
38. Wang, P. and P. Wang, (2001), “Equilibrium Adjustment, Basis Risk and Risk Transmission in Spot and Forward Foreign Exchange Markets,” *Applied Financial Economics*, Vol. 11, pp.127-136.
39. Wong, M. C. S. and W. Y. Cheng and C. Y. P. Wong, (2002), “Market Risk Management of Banks: Implications from the Accuracy of Value-at-Risk Forecasts,” *Journal of Forecasting*, Vol. 21, pp.27-38.