

# 避險基金指數之風險值探討

## THE VALUE AT RISK ANALYSIS OF HEDGE FUND INDEX

**黃聖志**

淡江大學財務金融研究所博士候選人  
淡江大學財金系講師

**蘇欣玫**

淡江大學財務金融學系博士生

**杜國賓**

淡江大學財務金融學系碩士生

**Sheng-Shih Huang**

*Ph.D. student, Department of Banking and Finance  
TamKang University*

**Hsin-Mei Su**

*Ph.D. student, Department of Banking and Finance  
TamKang University*

**Kuo-Pin Tu**

*Muster, Graduate Institute of Banking and Finance  
TamKang University*

### 摘 要

本文採用 RiskMetrics 模型與 GARCH 模型及馬可夫轉換模型估算避險基金指數之風險值，並進一步以 RiskMetrics 模型與 GARCH 模型及馬可夫轉換模型所估出之風險值進行比較，用以探討何種模型有較佳的預測能力及績效，使投資大眾於面臨風險時，能正確的評估與控管，以避免承擔超過預期的損失。實證結果如下：1、由回溯測試的結果可知，RiskMetrics 模型與 GARCH 模型及馬可夫轉換模型都能有效的估計風險值，風險控管能力均有一定的水準，其中又以馬可夫轉換模型在信心水準 99%表現最佳。2、就資金使用效率的角度觀察，馬可夫轉換模型的表現為三模型

中最優異的，推斷其原因為馬可夫模型採用馬可夫鍊做為狀態轉換的機制，相較於 RiskMetrics 模型與 GARCH 模型，更能夠考慮資料序列前後期狀態與相關訊息，進而對報酬分配有較精確的掌握。3、RiskMetrics 模型與 GARCH 模型及馬可夫轉換模型進行回溯測驗及資金使用效率測驗時發現，穿透次數與均方根誤差存在有抵換關係。

**關鍵詞：**風險值、RiskMetrics、GARCH

## ABSTRACT

This paper investigates the Value-at-Risk (VaR) of returns on hedge fund index using RiskMetrics model, GARCH model and Markov Switching Model. Furthermore, we compare with Value-at-Risk (VaR) by RiskMetrics model, GARCH model and Markov Switching Model. The purpose is to find out which of three models has better prediction and performance for investors to evaluate and to take control in order to avoid unexpected loss while minimizing damage. The result of this study shows the following: (1)The back-test shows that the RiskMetrics model, the GARCH model and the Markov Switching Model can estimate Value-at-Risk (VaR) effectively which proves that the ability to control risk is at good standard. Besides, the empirical results show Markov Switching Model can capture the distribution better than others in 99% confidence level under the back-test. (2)According to the efficiency of capital usage, the Markov Switching Model performs better than either the GARCH model or the RiskMetrics model. We infer that the Markov Switching Model can capture the distribution well resulting from it adopts the transformation mechanism of Markov chain. The Markov chain contains more relative information of time serial data than other models do. (3)All three models have the trade off between the back-test and efficiency of capital usage effectively.

**Keywords:** VaR, RiskMetrics, GARCH

## 壹、緒論

近年來由於金融市場蓬勃發展，衍生性金融商品如雨後春筍般持續推出，除了傳統的股票、匯率、債券等資產外，多種新金融商品亦不斷的推層出新，當中又以避險

基金 (hedge funds) 正以驚人的力道迅速成長。事實上，避險基金自 1990 年代中急速竄起，據估計從 1990 年代初期該類基金全球約有 600 種，管理的資產約為 200 億美元，而在短短十年中暴增為 4000~6000 種，管理資產高達 4,000~6,000 億美元。各方都看好其發展潛力，預估每年增長率將仍維持 25%。避險基金雖被賦予「避險」之名，卻不必然表示其投資風險較低，避險基金的操作風格不同於傳統性投資策略，所以被歸類為另類投資 (alternative investment) 之一種<sup>1</sup>。

在我國積極致力於金融改革，期能與全球市場共享平台之際，可預見未來勢必遭逢避險基金正面衝擊。惟有正視避險基金並對其充分瞭解，方能建立妥適的遊戲規則。而當中最為迫切需要的即是風險管理的方法與知識。尤其是將風險以量化來處理更為所迫切需要，風險管理用以量化風險的工具，其中又以風險值 (Value at Risk, VaR) 為最受重視及普遍應用<sup>2</sup>。

實證結果如下：(1)就整體而言，以馬可夫轉換模型表現最佳，推究其原因為馬可夫轉換模型利用馬可夫鏈的機制來掌控狀態間的切換，經由不同狀態的相互切換的機制下，將資料區分成高變異及低變異兩種狀態，進而降低報酬分配高峰、厚尾等問題。(2)由回溯測試之失誤次數而言，在 99%信賴水準之下，以馬可夫轉換模型表現優於其他兩者。在 95%與 90%信賴水準之下，三種模型表現相當，對於風險控管能力尚具一定水準。(3)至於在資金使用效率上，馬可夫轉換模型則優於其他模型。在 95%與 90%信賴水準之下，RiskMetrics 模型表現又優於 GARCH 模型表現。(4)一般來說，風險值的研究在同時進行回溯測試及資金使用效率檢定時，兩者經常出現抵換關係，亦即在相同信賴水準之下，模型估計之風險值穿透次數高，但資金使用效率較高；相對地，模型估計之風險值穿透次數低，但資金使用效率較低。本文實證結果亦發現，穿透次數與均方根誤差有抵換關係。

本文的研究架構如下：第二節為文獻回顧；第三節為風險值估計之計量模型；第四節為風險值的評價方式與預測績效；第五節為實證結果分析；最後則是結論。

## 貳、文獻回顧

Jorion (1996) 認為由於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，因此計算出的風險值不再是固定值，而是一信賴區間。其實證結果顯示：(1)風險值以標準差為基礎所推算之標準誤，較以觀察值為基

礎所推算之標準誤更具效率且誤差亦最小；(2)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<sup>3</sup>。

Hamilton (1989) 運用馬可夫狀態轉換模型區分美國 1952-1984 的實質 GNP 的不對稱波動的動態，利用過濾機率 (filtered probability) 和平滑機率 (smoothed probability) 認定美國景氣循環轉折點的位置與時點，其結果大致與美國經濟研究局 (National Bureau of Economic Research) 所公佈之美國景氣循環轉折點的時點相吻合，從此掀起了一連串馬可夫轉換模型的發展與實證之應用<sup>4</sup>。

Hendricks (1996) 針對匯率資料採用加權平均移動平均法 (equally weighted moving average approach, EQMA)、指數加權移動平均法 (exponentially weighted moving average approach, EWMA 或 RiskMetrics)、歷史模擬法，並設定不同的衰退因子 (decay factor)、不同估計期間，進行風險值的估計。實證結果指出市場波動確實存在條件變異且報酬率分配呈現厚尾的型態。因此以指數加權移動平均法 (EWMA) 的預測結果優於加權平均移動平均法 (EQMA)；目前業界使用最為廣泛的風險值模型首推由 J. P. Morgan<sup>5</sup> 所研發出來之 Risk Metrics 模型。這是本文使用 RiskMetrics 模型的原因之一。

## 參、風險值估計之計量模型

### 一、RiskMetrics 模型

由 Morgan (1996) 提出之 RiskMetrics 模型來估算風險值，日後成為業界上主要風險管理的模型，其乃採用指數加權移動平均的方式來估算資產報酬率波動性，亦即認為越接近今天的股價波動越會影響明天的股價波動，所以給予越靠近的日期之波動性其權值應該越大。模型表示如下：

$$y_t = \mu + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (1)$$

$$h_t = \lambda h_{t-1} + (1 - \lambda) \varepsilon_{t-1}^2 \quad (2)$$

其中， $y_t$  表示為指數報酬率時間序列資料； $\Omega_{t-1}$  表示為到  $t-1$  期為止所有可利用之資訊  $h_t$  表示為  $y_t$  的條件變異數； $\lambda$  表示為衰退因子 (decay factor)， $0 < \lambda < 1$ ；衰退因子的作用在使得前期的報酬率波動對於當期波動性影響程度隨  $\lambda$  值越小而降低<sup>6</sup>。

## 二、GRACH 模型

傳統之 OLS 模型，乃建構在誤差項變異數為齊質性之條件下，進行推論與研究。但實際上，許多財務或其他高頻率的資料並不是呈現常態分配，而是具有偏態（skewness）及高狹峰態（kurtosis），且誤差項變異數並非固定不變，而是會隨著時間的經過而改變，Engle（1982）的 ARCH 模型允許條件變異數隨著時間的經過而改變，並設定為誤差項平方的函數。Engle 的 ARCH（ $p$ ）迴歸模型可表示成：

$$y_t = u + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (3)$$

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (4)$$

其中， $\Omega_{t-1}$  表示在  $t-1$  期所有可利用的資訊集合， $h_t$  為時間序列  $S_t$  之條件變異數，為使  $h_t$  為正定的必要條件  $\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0 (i = 1, \dots, p)$ <sup>7</sup>。

## 三、馬可夫轉換模型

馬可夫轉換過程（Markov-Switching Process）模型簡介如下：

假設報酬率服從一個兩狀態的馬可夫鏈：

$$y_t = \mu_{s_t} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{s_t}^2) \quad (5)$$

其中， $y_t$  為報酬率， $\varepsilon_t$  服從常態分配， $S_t$  代表馬可夫過程所處的狀態， $s_t = 0$  表示本過程位於狀態 0，而  $s_t = 1$  表位於狀態 1。在上式中， $\mu_{s_t}$  在  $s_t = 0$  時為  $\mu_0$ ， $\mu_{s_t}$  在  $s_t = 1$  時為  $\mu_1$ 。馬可夫鏈之定義：

$$P\{s_t = j | s_{t-1} = i, s_{t-2} = k, \dots\} = P\{s_t = j | s_{t-1} = i\} = P_{ij} \quad (6)$$

根據上式可知  $S_t$  所處狀態之機率值只與其前一期 ( $s_{t-1}$ ) 有關。再假設本文的狀態轉換過程服從移轉機率  $P$ （transition probability）：

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中,  $P_{ij} > 0$ , 且  $\sum_{j=1}^2 P_{ij} = 1$ 。P 的特性根 (Eigenvalues) 分別為  $\lambda_1 = 1$ , 與  $\lambda_2 = P_{11} + P_{22} - 1$ , 而當  $\lambda_1 = 1$  時, 其對應的特性根定義為  $\pi$  :

$$\pi = \begin{bmatrix} (1 - P_{22}) / (2 - P_{11} - P_{22}) \\ (1 - P_{11}) / (2 - P_{11} - P_{22}) \end{bmatrix} \quad (8)$$

## 肆、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), 對計算出的風險值做回溯測試, 其概念為利用過去一段時間內資產報酬真實值和模型預測的資產 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)<sup>8</sup> 其統計量服從自由度為一的卡方分配, 而在不同的顯著水準及 VaR 失敗機率下, 利用上式可求出不會被拒絕之可能失敗範圍, 如表 1。

### 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。其目的在於為了應付未來市場價格風險, 市場參與者必須要預留一筆短期資金作為支應損失的準備, 此筆資金便是以風險值作為衡量。然而, 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。承上所述, 本文參考 Alexander and Leigh (1997) 的檢定方法, 決定以均方根誤差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 做為衡量短期資金使用效率之指標, 其為模型預測值對真實值的差距加以平方後的加總, 再將此總和平均後開平方根, 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<sup>9</sup>。

## 伍、實證結果分析

表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	T=510	T=1000
0.01	99%	N<7	1<N<11	4<N<17
0.05	95%	6<N<21	16<N<36	37<N<65
0.1	90%	16<N<36	38<N<65	81<N<120

註：1.N代表失敗次數。2.資料來源：Kupiec (1995) 與Jorion (2000)。

## 一、資料來源與處理

本文以避險基金市場為主要的研究對象，並採用 CISDM (Center for International Securities and Derivatives Markets) 的資料庫為研究樣本，蒐集十三支避險基金<sup>10</sup>之月淨值報酬。其中 CISDMCPA、CISDMCPE、CISDMADV、CISDMAFN、CISDMCAW、CISDMCEW 樣本期間自 1985 年 1 月 31 日到 2007 年 6 月 30 日，樣本筆數各為 1620 筆。CISDMADS 樣本期間自 1986 年 12 月 31 日到 2007 年 6 月 30 日，樣本筆數各為 247 筆，CISDMACY、CISDMEW、CISDMLS、CISDMEMN、CISDMFDV、CISDMGM 樣本期間自 1989 年 12 月 31 日到 2007 年 6 月 30 日，樣本筆數各為 1266 筆<sup>11</sup>。

## 二、基本統計量特性分析

十三支避險基金指數之基本統計特性列於表 2。由表 2 可以明顯看出在所有月報酬資料之偏態係數均顯著異於零，呈現左偏與右偏的現象。峰態係數檢定亦同。同時經由 Jarque-Bera 常態分配檢定，發現各標的物報酬率也都顯著拒絕常態分配的假設。總結上述偏態、峰態係數及 JB 檢定可知，各個標的物之月報酬率均非常態分配，而風險值係由投資組合價值機率分配左尾起算，例如信賴水準為 99%時風險值將僅計算左尾 1%之機率分配值，在各個標的物樣本中，由於其報酬率分配具有左偏和高狹峰的非常態分配特性，左尾報酬率機率分配值較常態分配多，若假設為常態分配去估計風險值，將會產生低估的情形。

本文同時採用 LM 檢定法與 Ljung-Box 的 Q 檢定法來對殘差項進行分析，檢定結果列於表 3，在表 3 中發現 LM 檢定顯示多數避險基金指數檢定統計量在 1%顯著水準之下均顯著拒絕虛無假設，表示有 ARCH 效果存在。而在 Ljung-Box 的 Q 檢定法之下，對各標的資料之月報酬率模型配適所產生的殘差項及殘差項平方作序列相關檢定，若殘差項不具序列相關，而殘差項平方具序列相關，則表示有 ARCH 效果存在。須強調

表2 避險基金指數報酬率基本統計特性

指數	平均值	標準差	偏態係數	峰態係數	JB
CISDMCPA	0.7466	3.5066	0.4753c	2.2531c	67.03c
CISDMCPE	0.6705	3.7031	0.9374c	2.7389c	123.47c
CISDMADV	0.7698	4.0674	0.7551c	2.7336c	109.31c
CISDMAFN	1.0358	38.073	0.0504	30.6989c	10563.08c
CISDMCAW	0.9652	3.3986	0.9974c	2.5843c	135.9162c
CISDMCEW	0.9423	3.6782	1.6262c	6.2585c	557.5765c
CISDMADS	1.2837	2.8830	2.8080c	15.0181c	2635.0902c
CISDMACY	0.6731	3.1443	1.3353c	4.7671c	261.2515c
CISDMEW	1.1602	1.9345	-0.4946c	4.0751c	153.8696c
CISDMLS	1.0811	2.3411	-0.4396c	2.8462c	77.6462c
CISDMEMN	0.7381	0.5127	0.0051	2.4981c	54.6051c
CISDMFDV	0.7642	1.2826	-0.5590b	6.2409c	351.7356c
CISDMGM	0.9042	1.7584	0.9950c	3.3492c	132.2971c

註：1. a、b、c分別表示10%、5%、1%的顯著水準。2. JB代表Jarque-Bera之常態分配檢定統計量。

表3 LM 檢定與 Q 檢定

指數	LM test	$\varepsilon_i$ 之 $Q(20)$	$\varepsilon_i^2$ 之 $Q^2(20)$
CISDMCPA	66.3550***	29.3216**	222.5357***
CISDMCPE	76.7141***	30.4238**	111.1180***
CISDMADV	52.8938***	38.3665***	105.8894***
CISDMAFN	136.4315***	166.3005***	259.0400***
CISDMCAW	52.4999***	31.7677**	80.5066***
CISDMCEW	78.4540***	41.2448**	95.9674***
CISDMADS	83.6330***	40.2363***	41.8629***
CISDMACY	101.3515***	65.2258***	184.6466***
CISDMEW	25.8179	17.7713	46.3312***
CISDMLS	35.8490**	25.3252	58.4467***
CISDMEMW	19.1201*	29.1445**	24.5138
CISDMFDV	14.2030	20.0644*	21.4512*
CISDMGM	21.0585	31.5247**	27.8134*

註：1. \*、\*\*、\*\*\*分別代表10%、5%、1%的顯著水準。2.  $Q(20)$ 表示標準化殘差項之Ljung-Box的Q統計量。3.  $Q^2(20)$ 表示標準化殘差項平方之Ljung-Box的Q統計量。



注意的是，上述檢定的方式只是原則而非定理。

### 三、RiskMetrics 模型、GRACH 模型與馬可夫轉換模型估計

本節先前已對所有的實證標的進行基本統計檢定，根據前述的結論，確定資料為 I(1) 定態且 ARCH 效果之後，緊接著可以進行模型的配適。由於 Morgan (1996) 利用均方根誤差進行風險值的績效檢定，實證結果顯示以 RiskMetrics 模型為最適，廣為推崇應用，成為 J. P. Morgan 主要用來計算風險值之模型。因此本文將先以 RiskMetrics 模型來配適，而後再以對於時間序列資料具有相當良好的配適能力，同時可以捕捉到波動叢聚現象的 GARCH 模型來配適。此外，再導入馬可夫轉換模型進行模型配適，即運用此三個模型於風險值的計算。

表 4 至表 6 為十三支避險基金指數的樣本內估計結果。在 RiskMetrics 模型估計結果顯示參數多數呈現顯著， $\phi$  參數多數正的顯著異於零，表示落後一期的指數報酬率對當期的報酬率有正的影響，其中以 CISDMEW、CISDMLS 指數報酬率最為明顯，分別為  $\phi=0.2526$  與  $\phi=0.2425$ 。在 GARCH 模型方面，參數估計結果皆能滿足  $\alpha + \beta < 1$ ，以及參數  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\phi$ 、 $\omega$  皆顯著且大於零的穩定條件，另由馬可夫轉換模型的狀態轉移機率亦可觀察到報酬率的狀態是如何轉換，這也意謂這此模型有能力捕捉報酬率波動轉變的效果。

### 四、風險值估算與預測績效

利用樣本內的資料估算出風險值後，將實際報酬率與所預測的風險值做比較，若實際報酬率落在預測範圍之外，則為錯誤的預測，將錯誤的預測的次數加總即為該模型穿透的次數。隨後可利用失誤率檢定來測試模型的預估能力，以確定報酬率超出風險值的實際失誤比率與模型所允許的失誤比率是相同的。表 7 至表 9 為各模型在信心水準分別為 99%、95% 及 90% 下，所進行之風險值的回溯測試之失誤率檢定與均方根誤差。另由於風險值為一對稱概念，因此本研究只針對下方風險的部份進行討論。

由表 7，99% 信賴水準各模型回溯測試結果顯示，在 1% 顯著水準之下，GARCH 模型在 CISDMEW 指數、CISDMEMN 指數以及 CISDMFDV 指數失誤比率檢定呈現顯著性，無法通過測試，對照其穿透率有低估風險之嫌，其餘皆能通過回溯測試檢定。就穿透次數而言，以馬可夫轉換模型最低，其預測能力相對於 RiskMetrics 模型、GARCH 模型較為優異。另就資金使用效率而言，從結果看出在 99% 信賴水準下以馬可夫轉換模型之 RMSE 為最小，GARCH 模型次之，RiskMetrics 模型最大。然而 RMSE 為最小亦代表其風險值與真實損失愈接近，資金使用效率愈高，可知在資金效率使用

表4 RiskMetrics模型參數估計結果

參數	$\mu$	$\phi$
CISDMCPA	0.0226*	-0.0786**
CISDMCPE	0.7096***	-0.0395
CISDMADV	1.2490***	-0.1966***
CISDMAFV	1.5012***	-0.1776***
CISDMCAW	0.9430***	0.0149
CISDMCEW	0.8844***	-0.0181
CISDMADS	1.1804***	0.1464***
CISDMACY	0.1513	0.0351
CISDMEW	1.0633***	0.2526***
CISDMLS	1.0236***	0.2425***
CISDMEMN	0.7484***	0.0744
CISDMFDV	0.7803***	0.1503**
CISDMGM	0.5863***	0.0742

註：1.\*、\*\*、\*\*\*分別代表 10%、5%、1%的顯著水準。

表5 GARCH模型參數估計結果

參數	$\mu$	$\phi$	$\omega$	$\alpha$	$\beta$
CISDMCPA	0.6803***	0.0300	0.1763	0.0658**	0.9137***
CISDMCPE	0.6052***	0.0055	0.1688	0.0572**	0.9262***
CISDMADV	0.7084***	0.0095	0.0390	0.0340**	0.9583***
CISDMAFV	-0.6699***	0.2765***	0.6050	8.7148***	0.2872***
CISDMCAW	0.7895***	0.0041	1.4639***	0.1447***	0.7424***
CISDMCEW	0.7380**	0.0128	0.0894	0.0691***	0.9201***
CISDMADS	0.8638***	0.1674***	0.3520***	0.3411***	0.6496***
CISDMACY	0.3976***	0.1148	0.0875	0.0870***	0.8954***
CISDMEW	0.7845***	0.3078***	0.0600	0.1058***	0.8739***
CISDMLS	0.7340***	0.2590***	0.0469	0.1167***	0.8739***
CISDMEMN	0.5274***	0.2992***	0.0231*	0.0518**	0.8585***
CISDMFDV	0.4479***	0.3770***	0.0430	0.1421***	0.8464***
CISDMGM	0.6908***	0.1836**	1.2436***	0.4805***	0.1963**

註：1.\*、\*\*、\*\*\*表示分別為 10%、5%、1%的顯著水準。

表6 馬可夫轉換模型參數估計結果

指數名稱	狀態機率之 平均值	平均值	標準差	轉移機率	對數 概似函數值
CISDMCPA	P=0.7829	0.6383***	2.4531***	$P_{01}=0.0087$	-683.0563
	1-P=0.2171	1.0451	5.7803***	$P_{01}=0.0389$	
CISDMCPE	P=0.9509	0.2895	2.9685***	$P_{01}=0.0417^{**}$	-656.0389
	1-P=0.0491	7.3556***	5.9818***	$P_{01}=0.8645^{***}$	
CISDMADV	P=0.7581	0.7035***	2.9872***	$P_{01}=0.0056$	-734.3782
	1-P=0.2419	0.9725	6.2883***	$P_{01}=0.0302$	
CISDMAFV	P=0.9560	0.9878***	3.1627***	$P_{01}=0.0306^{***}$	-769.2718
	1-P=0.0440	1.9568	191.3536***	$P_{01}=0.7501^{***}$	
CISDMCAW	P=0.8962	0.04668**	2.4780***	$P_{01}=0.0728^*$	-630.0851
	1-P=0.1038	4.7542*	5.5234***	$P_{01}=0.6238^{**}$	
CISDMCEW	P=0.7707	0.6426***	2.3890***	$P_{01}=0.0054$	-647.6728
	1-P=0.2293	1.3566*	5.5087***	$P_{01}=0.0177$	
CISDMADS	P=0.7841	0.6867***	1.5048***	$P_{01}=0.0421^{**}$	-533.7081
	1-P=0.2159	3.2245***	4.6856***	$P_{01}=0.1424^*$	
CISDMACY	P=0.7103	0.4690***	1.7615***	$P_{01}=0.0030$	-486.8797
	1-P=0.2897	1.1741*	5.0281***	$P_{01}=0.0163$	
CISDMEW	P=0.7522	0.9658***	2.1626***	$P_{01}=0.1029^{**}$	-421.7157
	1-P=0.2478	1.7883***	0.5698***	$P_{01}=0.3011^{***}$	
CISDMLS	P=0.3641	1.4215***	3.1769***	$P_{01}=0.0296$	-450.3691
	1-P=0.6359	0.9412***	1.5691***	$P_{01}=0.0095$	
CISDMEMN	P=0.5118	0.5011***	0.4566***	$P_{01}=0.0469$	-144.5171
	1-P=0.4882	0.9944***	0.4408***	$P_{01}=0.0500^*$	
CISDMFDV	P=0.8652	0.7866***	0.9160***	$P_{01}=0.0419^{**}$	-324.0918
	1-P=0.1348	0.6863	2.5968***	$P_{01}=0.2723^{**}$	
CISDMGM	P=0.7682	0.5439***	1.0618***	$P_{01}=0.0466^{**}$	-378.6404
	1-P=0.2318	2.1724***	2.7787***	$P_{01}=0.1601^{**}$	

註：1.\*、\*\*、\*\*\*表示分別為 10%、5%、1%的顯著水準。2.P01 為由狀態 0 轉換至狀態 1 之機率，P10 為由狀態 1 轉換至狀態 0 之機率

表7 99%信賴水準下各模型回溯測試之失誤率檢定與均方根誤差

指數	模型	穿透次數	穿透比率	LR <sub>PF</sub>	RMSE
CISDMCPA	RiskMetrics	5	0.019	1.6166	9.3193
	GARCH	1	0.004	1.3990	9.3066
	Markov	0	0	0	8.6697
CISDMCPE	RiskMetrics	4	0.015	0.5703	9.6943
	GARCH	1	0.004	1.3990	9.8353
	Markov	1	0.004	1.1886	8.0275
CISDMADV	RiskMetrics	4	0.015	0.5704	10.8288
	GARCH	1	0.004	1.3990	10.5437
	Markov	0	0	0	10.1182
CISDMAFV	RiskMetrics	6	0.022	3.0730	65.7424
	GARCH	1	0.004	1.3990	339.6653
	Markov	0	0	0	93.4842
CISDMCAW	RiskMetrics	4	0.015	0.5704	9.2514
	GARCH	1	0.004	1.3990	9.5789
	Markov	1	0.004	1.1886	7.4219
CISDMCEW	RiskMetrics	3	0.011	0.0372	13.1853
	GARCH	0	0	0	0
	Markov	0	0	0	8.5497
CISDMADS	RiskMetrics	2	0.008	0.0891	7.8514
	GARCH	0	0	0	9.0867
	Markov	0	0	0	6.3450
CISDMACY	RiskMetrics	1	0.005	0.7114	8.3779
	GARCH	1	0.005	0.7114	8.4193
	Markov	1	0.005	0.7114	7.7542
CISDMEW	RiskMetrics	2	0.010	0.0040	5.5751
	GARCH	8	0.038	9.8269*	5.9739
	Markov	1	0.005	0.7114	4.5640
CISDMLS	RiskMetrics	3	0.014	0.3527	6.5194
	GARCH	4	0.019	1.3907	6.7894
	Markov	2	0.010	0.0040	5.6851
CISDMEMN	RiskMetrics	2	0.010	0.0040	1.8541
	GARCH	48	0.230	220.0843*	3.6119
	Markov	3	0.014	0.3527	1.1209
CISDMFDV	RiskMetrics	4	0.019	1.3907	3.6435
	GARCH	21	0.100	60.7825*	4.7442
	Markov	1	0.025	0.7114	3.0425
CISDMGM	RiskMetrics	4	0.019	1.3907	3.6086
	GARCH	6	0.029	4.9095	5.7080
	Markov	1	0.005	0.7114	4.0636

註：1.  $LR_{PF} = 2 [\ln(\hat{\alpha}^x(1-\hat{\alpha})^{T-x}) - \ln(\alpha_0^x(1-\alpha_0)^{T-x})] \sim \chi^2(1)$ 。2. \*表示 1%顯著水準  $\chi^2(1)=6.63$ 。

上，馬可夫轉換模型最優異，GARCH 模型次之，RiskMetrics 模型最差。再比較回溯測試及資金使用效率檢定時，可發現預測能力與資金使用效率間似有抵換關係，即資金效率使用較高者，其穿透次數多，風險值預測效果較差。

由表 8，95%信賴水準之下各模型之回溯測試結果顯示，在 1%顯著水準之下，RiskMetrics 模型之 CISDMADS、CISDMEW、CISDMEMN 指數及 GARCH 模型之 CISDMCPE、CISDMAFV、CISDMCAW、CISDMEW、CISDMEMN、CISDMFDV 指數和馬可夫轉換模型之 CISDMADS 指數失誤比率檢定呈現顯著性，未通過回溯測試檢定。進一步比較三模型資金使用效益的角度來說，則顯示馬可夫轉換模型模型較為優異，因其均方根誤差值較小。RiskMetrics 模型和 GARCH 模型兩者表現相當。

由表 9，90%信賴水準之下各模型之回溯測試結果顯示，在 1%顯著水準之下，RiskMetrics 模型之 CISDMADS、CISDMACY、CISDMEW、CISDMLS、CISDMEMN 指數和 GARCH 模型之 CISDMCPE、CISDMAFV、CISDMCEW、CISDMADS、CISDMACY、CISDMEMN 指數及馬可夫轉換模型之 CISDMEMN 指數未能通過回溯測試。進一步比較三模型資金使用效益情形，結果顯示，馬可夫轉換模型模型較為優異，因其均方根誤差值較小。RiskMetrics 模型表現次之，GARCH 模型表現較差。

綜觀上述，透過回溯測試之失誤率檢定以及均方根誤差的結果來看，馬可夫轉換模型在 99%、95%以及 90%信賴水準之下，皆能有明顯優於其他模型的預測能力，足見其捕捉極端風險的能力也相對較高，因此就風險控管的角度來說，馬可夫轉換模型的表現顯然較佳<sup>12</sup>。

## 陸、結論

本研究主要探討 RiskMetrics 模型、GARCH 模型以及馬可夫轉換模型對於避險基金指數所估計之風險值，比較何者具有較好的預測能力及資金使用效率，希望能在兼顧效率性及準確性下，提供投資者一個參考依據，對於所面臨之風險做適當的管理及評估。

在實證的過程方面，由於上方與下方風險的風險值為一對稱的概念，因此在本研究中，便以下方風險為主。而 RiskMetrics 模型、GARCH 模型在風險值的估計上，係為一個簡單且有效的計算方法，因此進一步將其與馬可夫轉換模型進行比較，實證結果整理如下：(1)就整體而言，以馬可夫轉換模型表現最佳，推究其原因為馬可夫轉換模

表8 95%信賴水準下各模型回溯測試之失誤率檢定與均方根誤差

指數	模型	穿透次數	穿透比率	LR <sub>PF</sub>	RMSE
CISDMCPA	RiskMetrics	11	0.041	0.4806	7.2253
	GARCH	6	0.022	5.3711	7.2101
	Markov	9	0.034	1.7111	6.6250
CISDMCPE	RiskMetrics	8	0.030	2.6607	7.4974
	GARCH	5	0.019	7.2160*	7.5944
	Markov	15	0.060	0.4751	6.0973
CISDMADV	RiskMetrics	9	0.034	1.7111	8.3545
	GARCH	8	0.030	2.6607	8.1617
	Markov	10	0.037	1.0185	7.7209
CISDMAFV	RiskMetrics	9	0.034	1.7111	54.1369
	GARCH	2	0.007	15.6946*	240.2313
	Markov	0	0	0	71.3811
CISDMCAW	RiskMetrics	7	0.026	3.8687	7.2109
	GARCH	5	0.019	7.2160*	7.4221
	Markov	15	0.100	0.4751	5.6688
CISDMCEW	RiskMetrics	3	0.011	12.2393	9.9160
	GARCH	3	0.011	12.2393	7.8033
	Markov	7	0.027	3.2877	6.5409
CISDMADS	RiskMetrics	2	0.080	13.6954*	6.2082
	GARCH	0	0	0	7.0691
	Markov	2	0.008	13.6954*	4.8651
CISDMACY	RiskMetrics	4	0.019	5.4248	6.4827
	GARCH	3	0.014	7.6881	6.5377
	Markov	5	0.024	3.6766	5.9162
CISDMEW	RiskMetrics	3	0.014	7.6882*	4.4586
	GARCH	25	0.120	15.6070*	4.9138
	Markov	5	0.024	3.6766	3.4709
CISDMLS	RiskMetrics	5	0.024	3.6766	5.1674
	GARCH	16	0.077	2.6882	5.4552
	Markov	12	0.057	0.2314	4.3336
CISDMEMN	RiskMetrics	2	0.010	14.2925*	1.5562
	GARCH	60	0.287	124.1790	3.4607
	Markov	4	0.019	5.4248	0.8456
CISDMFDV	RiskMetrics	5	0.024	3.6766	2.9171
	GARCH	29	0.139	23.8900*	4.1287
	Markov	4	0.019	5.4248	2.3241
CISDMGM	RiskMetrics	12	0.007	0.2314	3.0434
	GARCH	16	0.077	2.6882	4.2716
	Markov	9	0.00	0.2218	3.1066

註：1.  $LR_{PF} = 2 [\ln(\hat{\alpha}^x(1-\hat{\alpha})^{T-x}) - \ln(\alpha_0^x(1-\alpha_0)^{T-x})] \sim \chi^2(1)$ 。2.\*表示 1%顯著水準  $\chi^2(1)=6.63$ 。

表9 90%信賴水準下各模型回溯測試之失誤率檢定與均方根誤差

指數	模型	穿透次數	穿透比率	LR <sub>PF</sub>	RMSE
CISDMCPA	RiskMetrics	17	0.063	4.5165	6.1740
	GARCH	12	0.045	11.2062	6.1583
	Markov	24	0.090	0.3357	5.6177
CISDMCPE	RiskMetrics	17	0.063	4.5165	6.3987
	GARCH	14	0.052	8.0860	6.4717
	Markov	24	0.096	0.0543	5.1337
CISDMADV	RiskMetrics	17	0.063	4.5165	7.1135
	GARCH	18	0.067	3.5881	6.9704
	Markov	24	0.089	0.3591	6.5400
CISDMAFV	RiskMetrics	14	0.052	8.0859	48.7380
	GARCH	3	0.011	36.7360*	187.6073
	Markov	16	0.060	5.5705	60.5275
CISDMCAW	RiskMetrics	17	0.063	4.5165	6.1806
	GARCH	9	0.034	17.2412	6.3309
	Markov	25	0.100	0.0004	4.7935
CISDMCEW	RiskMetrics	4	0.015	32.4735	8.2346
	GARCH	10	0.037	15.0276*	6.6672
	Markov	18	0.070	2.7680	5.5150
CISDMADS	RiskMetrics	2	0.080	37.1995*	5.3695
	GARCH	3	0.012	32.4310*	6.0283
	Markov	16	0.065	3.6888	4.1273
CISDMACY	RiskMetrics	9	0.043	9.3720*	5.5327
	GARCH	8	0.038	11.3002*	5.5912
	Markov	17	0.081	0.8581	5.0120
CISDMEW	RiskMetrics	17	0.063	4.5165	6.1806
	GARCH	9	0.034	17.2412	6.3309
	Markov	25	0.100	0.0004	4.7935
CISDMLS	RiskMetrics	7	0.033	13.4890*	4.4785
	GARCH	26	0.124	1.2936	4.7995
	Markov	16	0.097	1.3774	3.6686
CISDMEMN	RiskMetrics	3	0.014	25.8050*	1.4013
	GARCH	64	0.306	67.7795*	3.3911
	Markov	8	0.038	11.3002*	0.7092
CISDMFDV	RiskMetrics	8	0.038	11.3002	2.5469
	GARCH	39	0.187	14.2578	3.8440
	Markov	15	0.072	2.0322	1.9735
CISDMGM	RiskMetrics	14	0.070	0.0670	2.7617
	GARCH	28	0.134	2.4489	4.2528
	Markov	19	0.091	0.1973	2.6299

註：1.  $LR_{PF} = 2 [\ln(\hat{\alpha}^s(1-\hat{\alpha})^{T-s}) - \ln(\alpha_0^s(1-\alpha_0)^{T-s})] \sim \chi^2(1)$ 。2.\*表示1%顯著水準  $\chi^2(1)=6.63$ 。

型利用馬可夫鏈的機制來掌控狀態間的切換，經由不同狀態的相互切換的機制下，將資料區分成高變異及低變異兩種狀態，進而降低報酬分配高峰、厚尾等問題。(2)由回溯測試之失誤次數而言，在 99%信賴水準之下，以馬可夫轉換模型表現優於其他兩者。在 95%與 90%信賴水準之下，三種模型表現相當，對於風險控管能力尚具一定水準。(3)至於在資金使用效率上，馬可夫轉換模型則優於其他模型。在 95%與 90%信賴水準之下，RiskMetrics 模型表現又優於 GARCH 模型表現。(4)一般來說，風險值的研究在同時進行回溯測試及資金使用效率檢定時，兩者經常出現抵換關係，亦即在相同信賴水準之下，模型估計之風險值穿透次數高，但資金使用效率較高；相對地，模型估計之風險值穿透次數低，但資金使用效率較低。本文實證結果亦發現，穿透次數與均方根誤差有抵換關係。

綜合上述，透過回溯測試以及資金使用效率結果顯示，其中以馬可夫轉換模型表現最為優異，不僅在沒有穿透次數過高的缺點，且在 99%、95%及 90%信賴水準之下其資金使用效率最佳。因此，對於市場參與者以及金融機構而言，對於其所投資避險基金指數商品時，馬可夫轉換模型可作為風險值研究之模型選取參考，以期在風險管理效率上有所提升。

## 註釋

1. 該類基金經理人以主動管理與市場操作技巧，即是追求較為快速之市場資料蒐集分析、以較優越之交易策略，尋求最有效之投資組合。例如於投資市場靈活運用持有（long）與（short）之部位，進行套利或是中性化市場風險，並考量跨國際市場投資、多種產業與標的資產，運用可轉換債券或固定收益工具以規避基礎風險，對企業整併時就其證券進行套利、對證券價差進行相對價值套利、利用企業倒閉、組織重整等特殊事件發生時進行套利、掌握進出市場之最佳時機、並運用財務槓桿原理，再搭配衍生性金融商品進行避險，務求長期平均報酬率得以最佳化，並能控制其下方風險。由於避險基金與各股市的相互關係極低，所以若把避險基金加進投資組合，便能大幅分散組合風險，甚至於比分散於國際市場的效果還佳。不過，也因多起重大財金風暴皆與避險基金有關，而被受矚目，例如 1992 年歐洲貨幣體系匯率機制危機、1994 年國際債券市場風波、1998 年長期資本管理公司（Long Term Capital Management）驟然倒閉等。然而全球避險基金市場仍不斷成長，截至 2006 年 5 月底，根據 Eurekahedge 避險基金研究公司的統計資料顯示，全球避險資金持有之資產總額約為 14,000 億美元、基金總數約為 12000 檔；亞洲



市場部分，亦呈現快速成長的驅勢，目前資產總額約為 700 億美元、基金總數為 607 檔，約佔全球市場 5%，尚有很大的成長空間。目前全球避險基金，規模較大者為 MANROUP、美國 Alexandra 和安泰集團等。MANROUP 資產規模約逾 200 億美元，旗下 Man of Charge 基金規模約 6 億美元，當中台灣客戶約佔 70~75%。另 Alexandra 旗下一支規模約 3 億美元基金，其客戶幾乎為台灣客戶。避險基金挾著高報酬績效與豐沛的資金於金融市場中異軍突起。當前我國主管機關對避險基金進入本國金融市場發展係抱持著戰戰兢兢嚴陣以待的態勢，在台灣尚未開放避險基金公開募集之前，除了有可轉債避險基金（exchangeable bond hedge fund）可供投資外，另有主管機關同意發行的避險基金連動債券（hedge fund structionote）。該等商品大致包含了選擇權與零息債券架構，此種以債券型態為主軸的避險基金，雖能提供保本功能，但其期間長限制甚多，手續費亦較其他投資商品昂貴，實質上阻礙了淨報酬的創造。

2. 因此對於避險基金風險值之探討與評估方法運用實有其必要性。然而，許多實證研究大多專注於股票市場或債券市場之風險值研究（Alexander, 2005；Chen & Tang, 2005；Giot & Laurent, 2003, 2004；Huang & Lin, 2004；Chiu, Lee, & Hung, 2005；Brooks & Persaud, 2002），而在特別存粹探討避險基金風險值之探討與評估方法較少，本文採用 RiskMetrics 模型與 GARCH 模型及馬可夫轉換模型估算避險基金指數之風險值，並進一步以 RiskMetrics 模型與 GARCH 模型及馬可夫轉換模型所估出之風險值進行比較，用以探討何種模型有較佳的預測能力及績效，使投資大眾於面臨風險時，能正確的評估與控管，以避免承擔超過預期的損失。
3. Aussenegg and Pichler（1997）使用 5 種不同的風險值模型，計算全部為利率商品的投資組合之風險值，探討不同模型假設分配下，所計算出的風險值何者較正確，以及在處理資產凸性（Convexity）時，不同模型所計算出的風險值是否有很大的差異。其結論為若是假設為常態，則模型表現不佳；而對於有非線性定價關係的資產影響不大。Alexander and Leigh（1997）採用簡單加權移動平均法、指數加權移動平均法，及 GARCH 三種方式估算風險值，並利用最大似估計法、均方根誤差法、回溯測試四種方法檢定何種估算方式最佳。研究結果發現，指數加權移動平均法有低估風險值之現象，而 GARCH 在回溯測試與前向測試中，可正確估計出 99% 信賴機率水準下的風險估計值。整體而言，GARCH 檢定有較優的估算能力。Vlaar（2000）利用歷史模擬法、蒙地卡羅模擬法、變異數-共變異數法、蒙地卡羅模擬與變異數共變異數混合法，來探討荷蘭的利率結構改變對每個評估風險模型的準確度調查。結果發現，最佳的衡量模型為使用常態分配與 GARCH 的蒙地卡羅模擬與變異數-共變異數混合法。McNeil and Frey（2000）提出二階段估計

風險值的方法，以時間序列模型結合極端值分配的概念，先以  $AR(1)-GARCH(1,1)$  模型配適資料並應用極值理論來估計由時間序列所產生的殘差項尾部分配。文中回溯測試的結果發現，先將資料配適時間序列模型之後，再利用極端值分配捕捉厚尾現象下風險值的估計結果會比直接利用極端值分配的估計結果為佳。不過文中作者也提出，由於分配的殘差值均呈現高峰厚尾的現象，因此使用  $t$  分配去配適標準化殘差可能是不錯的建議，不過在資料為非對稱的時候， $t$  分配的使用就失去優勢，因此基於一些統計定理的推論，使用極值理論中的 Generalized Pareto Distribution (GPD) 近似是可以解決非對稱的問題的。洪瑞成與劉洪鈞 (2006) 分別以 Gaussian GARCH、GARCH- $t$ 、GARCH-NoVaS 等 3 種 GARCH 模型，針對美元兌新台幣匯率、美國西德州中級原油 (WTI Crude Oil)、台灣股價指數、美國道瓊工業股價指數、日經 225 指數等日資料進行實證，以絕對值均方誤差 (Mean Absolute Deviation, MAD) 作為判斷準則，探討當金融資產報酬率存在高峰、厚尾現象時，何種模型的預測能力較佳。實證結果顯示，使用理想預測元在樣本內配適，5 種資產以 GARCH-NoVaS 模型的配適能力最佳，且優於樣本變異數。當使用理想預測元作樣本外預測時，匯率以 GARCH- $t$  模型表現最好且優於樣本變異數。其餘四種資產不論在何種誤差項分配假設下，預測能力均優於樣本變異數，其中又以 GARCH-NoVaS 模型的預測能力最佳。因此，當金融資產報酬率存在高峰態與厚尾現象時，GARCH-NoVaS 模型不僅可以解決 Gaussian GARCH 模型所無法捕捉到的厚尾現象，亦可修正 GARCH- $t$  模型低峰態的缺點。對於資產報酬率波動性之 GARCH 誤差項的設定，比過去常使用的常態分配或  $t$  分配更為適當。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。Hansen and Lunde (2005) 實證結果用外匯資料估計出 GARCH(1,1) 是較優的估計模型，用外匯資料不易存在槓桿效應 (leverage effect)。綜合以上學者之研究，本文將 GARCH 模型風險值考慮在內。

4. 後經由學者如 Filardo (1994)、Durland and McCurdy (1994) 及 Peersman and Smets (2001) 延伸 Hamilton 的馬可夫轉換模型，並將移轉機率由固定機率轉換成爲一個隨時間變動的型式，使模型設定更符合實際的情況。Campbell, Huisman, and Koedijk (2001) 利用風險值的概念建立一個最適投資組合模型，作者以類似夏普指數 (Sharpe Index) 的方式建構投資組合選擇模型，並以風險值取代標準差來衡量投資組合的下方風險，以貼近目前金融市場多以風險值作為內部控管工具，資產報酬則分別以歷史分配、常態分配及  $t$  分配作研究。研究結果發現，各分配的差異越大，提高 VaR 信賴區間所低估的風險越大。此外，在實證研究方面，機率分配中極端負報酬的機率愈大，模型中所能衡量的下方風險愈低。Fong and See

(2002) 利用一般狀態轉換模型檢驗西德州原油期貨日報酬波動性之暫時性行為。模型假設報酬之平均數與標準差呈不連續的變動，其波動性具 GARCH 的波動型態，且狀態轉換之機率會隨時間而改變。由於模型上具有較大的彈性，使得在捕捉條件變異數的狀態上，能夠比一般受限制的模型有較佳的表現。樣本期間自 1992 年 1 月 2 日至 1997 年 12 月 31 日，共計 1506 筆資料，日報酬資料以每日清算價格取對數差分後，實證結果顯示：(1) 狀態轉換呈現在資料中，並主導 GARCH 效果，因此，如忽視波動性之狀態轉換，可能獲得石油期貨報酬波動性是高預期性之錯誤印象。(2) 同時發現高波動性狀態之條件，基差負值越大，狀態越具持續性，而模型所確認之波動性狀態，顯示與影響石油供需之主要事件關係密切，特別是石油嚴重短缺與落後 (backwardation) 期間相對於石油期貨價格極端波動期間。(3) 狀態轉換模型對財務歷史學家研討波動性背後發展因素，暨石油期貨交易商使用此模型去得到條件波動性短期預測相當有用。Alizadeh and Nomikos (2004) 檢驗馬可夫狀態轉換模型在股價指數期貨市場所產生之避險比例表現，並與 GARCH、VECM、OLS 等模型相比較，研究對象為 FTSE-100 與 S&P 500 市場，以每星期三收盤價計算，樣本期間自 1984 年 5 月 9 日至 2001 年 3 月 28 日，其中 1984 年 5 月 9 日至 2000 年 3 月 29 日 (829 筆) 為樣本內資料，2000 年 3 月 30 日至 2001 年 3 月 28 日為樣本外資料。實證結果：(1) 在 FTSE-100 & S&P 500 市場，馬可夫狀態轉換模型較 GARCH、VECM、OLS 等之避險為佳，而在 S&P 500 市場，馬可夫狀態轉換模型在樣本內表現較佳，但在樣本外，GARCH 模型較馬可夫狀態轉換模型佳。(2) 不同之市場狀態，也呈現巨大不同之避險比例，當市場波動性低時避險比率較高。綜合以上學者之研究，鮮少運用馬可夫狀態轉換模型於風險值研究，故本文將馬可夫狀態轉換模型風險值考慮在內。

5. Risk Metrics 模型本為 J. P. Morgan RiskMetrics Group (RMG) 產品之一，1988 年 RiskMetrics Group (RMG) 從 J. P. Morgan 獨立出來，現行公司大股東為摩根銀行與路透社。其假設前提為組合之報酬率為常態機率分配，且與風險因子變動之關係為線性。因此，投組 (Portfolios) 的風險值可由風險因子 (Risk Factors) 之標準差及關聯程度計算而得，故只要滿足以上所述之二個假設的簡單線性投組；諸如證券 (Negotiable Securities)、現貨 (Spot) 及外匯 (Exchange)、短債工具 (Notes) 等，皆運用普遍。
6. 而  $\lambda$  選取方式為使得波動性估計值的估計誤差最小化，Morgan (1996) 對於衰退因子的訂定則建議適當的  $\lambda$  值應隨資料週期而改變，於日資料應取  $\lambda = 0.94$ ，於月資料則應取  $\lambda = 0.97$ 。由於本文採用資料頻率為月資料，因此，衰退因子設定為  $\lambda = 0.97$ 。

7. 由於模型中條件變異數受前  $P$  期誤差項的影響，因此當期的變動將受前期所影響。且由於  $\alpha \geq 0$ ，因此前期產生小幅度（大）變動時，當期也會產生小（大）幅度的同方向變動；ARCH 模型此種變動的特性，以符合財務上波動性叢聚現象。由於 ARCH 的落後期可能很長，造成參數過多，且要求  $\alpha \geq 0$  皆為正並不易達成，於是 Bollerslev (1986) 將 ARCH 模型加以擴展，提出了一般化自我迴歸條件變異數 (GARCH) 模型，此模型的遞延結構更精簡，允許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，GARCH (1,1) 迴歸模型可表示成：

$$y_t = \mu + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, h_t)$$

$$h_t = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}$$

其中參數之限制為  $\omega \geq 0$ 、 $\alpha \geq 0$ 、 $\beta \geq 0$  及  $\alpha + \beta < 1$ 。

8. Kupiec (1995) 的 PF 檢定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：

$$LR_{PF} = 2 [ \ln (\hat{\alpha}^x (1 - \hat{\alpha})^{T-x}) - \ln (\alpha_0^x (1 - \alpha_0)^{T-x}) ] \sim \chi^2(1) \quad , \text{其中 } \alpha_0 \text{ 為欲檢定的失誤比率, } T \text{ 為觀測值個數, } x \text{ 為實際報酬率超過模型估算的風險值次數, } \hat{\alpha} = x/T \text{ 為實際報酬率超過風險值的比率。}$$

9. 亦即當風險值模型所估計出來的結果通過 Kupiec PF 之檢定後，若模型之 RMSE 值越小，則表示估計之風險值越接近真實損失，表示模型並未預留過多的短期資金來應付可能發生的損失；若在可信賴風險值模型的情況下，其 RMSE 同時又較小，則表示模型在風險的掌控和資金的使用效率上較有優勢。RMSE 之公式如下：

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^n (R_t - VaR_t)^2 / n}$$

其中  $R$  為實際報酬率， $VaR$  為模型計算出的風險值， $n$  為觀測值個數。

10. 十三支避險基金，分別為：(1)ASSET WEIGHTED INDEX (簡稱 CISDMCPA)。(2)EQUAL WEIGHTED INDEX (簡稱 CISDMCPE)。(3)ASSET WEIGHTED DIVERSIFIED INDEX (簡稱 CISDMADV)。(4)ASSET WEIGHTED FINANCIALS INDEX (簡稱 CISDMAFN)。(5)ASSET WEIGHTED INDEX (簡稱 CISDMCAW)。(6)EQUAL WEIGHTED INDEX (簡稱 CISDMCEW)。(7)ASSET WEIGHTED DISCRETIONARY INDEX (簡稱 CISDMADS)。(8)ASSET WEIGHTED CURRENCY

INDEX (簡稱 CISDMACY)。(9)EQUAL WEIGHTED HEDGE FUND INDEX (簡稱 CISDMMEW)。(10)EQUITY LONG/SHORT INDEX (簡稱 CISDMLS)。(11)EQUITY MARKET NEUTRAL INDEX (簡稱 CISDMEMN)。(12)FUND OF FUND DIVERSIFIED INDEX (簡稱 CISDMFDV)。(13)GLOBAL MACRO INDEX (簡稱 CISDMGM)。

11. 本文之資料處理將對避險基金指數的報酬率定義為： $y_t = (\ln p_t - \ln p_{t-1}) \times 100\%$ ，其中  $y_t$  為指數在第  $t$  期的指數報酬率； $p_t$  為指數在第  $t$  期的指數價格； $p_{t-1}$  為指數在第  $t-1$  期的指數價格； $\ln p_t$  與  $\ln p_{t-1}$  為取自然對數後的指數價格。
12. 此外，造成 RiskMetrics 模型表現不佳的原因，可由其模型設定來解釋。由於此方法假設近期市場波動對未來的影響會高於較早期市場波動的影響，因此會給予距離較近期的變異較高的權重，而此權重皆由一衰退因子  $\lambda$  來控制。關於衰退因子的決定，J.P. Morgan 建議持有一月期風險值應假設  $\lambda=0.97$ ，但是 Hendricks (1996) 在實證方面例用  $\lambda=0.94$ 、 $0.97$ 、 $0.99$  進行實證，研究結果顯示由於資產風險變化不定，並不能決定一個最適  $\lambda$  套用於所有的風險資產。而本研究即採用 J.P. Morgan 所建議之  $\lambda=0.97$  設定，因此可推論其原因應是受衰退因子的設定所影響，造成誤差擴大，進而產生資金使用效率不佳的結果產生。然而，馬可夫轉換模型採用馬可夫鍊做為狀態轉變機制，能夠考慮資料序列前後期狀態與相關訊息，進而對報酬率分配有較精確的掌握，就風險管理而言，馬可夫轉換模型為一不錯風險管理工具選擇。

## 參考文獻

### 一、中文部分

1. 洪瑞成、劉洪鈞(2006)，厚尾GARCH模型之波動性預測績效，計量管理期刊，3(2)，161-174。

### 二、英文部分

1. Alexander, C. (2005). The present and future of financial risk management. Journal of Financial Econometrics, 3(1), 3-25.

2. Aussenegg, W., & Pichler, S. (1997). Empirical evaluation of simple model to calculate Value-at-Risk of fixed income instrument. Vienna University of Technology.
3. Alexander, C. O., & Leigh, C. T. (1997). On the covariance matrices used in Value at Risk Models. Journal of Derivatives, Spring, 50-62.
4. Alizadeh, A., & Nomikos, N. (2004). A Markov Regime Switching Approach for Hedging Stock Indices, The Journal of Futures Markets, 24(7), 649-674.
5. Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. Journal of Econometrics, 31, 307-327.
6. Brooks, C., & Persaud, G. (2002). Model Choice and Value-at-Risk Performance. Financial Analysts Journal, 58, 87-97.
7. Burns, P. (2002). The quality of Value at Risk via univariate GARCH. Burns Statistics, October, 1-19.
8. Campbell, R., Huisman, H., & Koedijk, K. (2001). Optimal portfolio selection in a Value-at-Risk framework. Journal of Banking and Finance, 25, 1789-1804.
9. Chen, S. X., & Tang, C. Y. (2005). Nonparametric inference of Value-at-Risk for dependent financial returns. Journal of Financial Econometrics, 3(2), 227-255.
10. Chiu, C. L., Lee, M. C., & Hung, J. C. (2005). Estimation of Value-at-Risk under jump dynamics and asymmetric information. Applied Financial Economics, 15, 1095-1106.
11. Durland, J. M., & McCurdy, T. H. (1994). Duration-dependent transitions in a Markov model of U.S. GNP growth. Journal of Business and Economic Statistics, 12, 279-288.
12. Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. Econometrica, 50(4), 987-1007.
13. Filardo, A. J. (1994). Business-cycle phases and their transitional dynamics. Journal of Business and Economic Statistics, 12, 299-308.
14. Fong, W. M., & See, K. H. (2002). A markov switching model of the conditional volatility of crude oil futures prices. The Energy Economics, 24, 71-95.
15. Giot, P., & Laurent, S. (2003). Value-at-Risk for long and short trading positions. Journal of Applied Econometrics, 18, 641-664.

16. Giot, P., & Laurent, S. (2004). Modeling Daily Value-at-Risk using realized volatility and ARCH type models. Journal of Empirical Finance, *11*, 379-398.
17. Huang, Y. C., & Lin, B. J. (2004). Value-at-Risk analysis for Taiwan stock index futures: Fat tails and conditional asymmetries in return innovations. Review of Quantitative Finance and Accounting, *22*, 79-95.
18. Hamilton, J. D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. Econometrica, *57*, 357-384.
19. Hansen, P. R., & Lunde, A. (2005). A forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1,1)? Journal of Applied Econometrics, *20*(7), 873-889.
20. Hendricks, D. (1996). Evaluation of Value-at-Risk Models using historical data. Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review, April, 39-69.
21. Jorion, P. (1996). Risk: Measuring the risk in Value-at-Risk. Financial Analysts Journal, *52*, 47-56.
22. Jorion, P. (2000). Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk, 2nd edition, The McGraw-Hill Companies Inc.
23. Kupiec, P. (1995). Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models. Journal of Derivatives, *3*, 73-84.
24. McNeil, A. J., & Frey, R. (2000). Estimation of Tail-Related risk measures for heteroscedastic financial time series: An extreme value approach. Journal of Empirical Finance, *7*, 271-300.
25. Morgan, J. P. (1996). RiskMetrics Technical Document. Fourth Edition.
26. Peersman, G., & Smets, F. (2001). Are the effects of monetary policy in the Euro area greater in recessions than in booms? European Central Bank ,Working Paper No.91.
27. Vlaar, P. J. G. (2000). Value at Risk for Dutch bond portfolios. Journal of Banking & Finance, *24*, 1131-1154.

**2007 年 12 月 03 日收稿**

**2008 年 01 月 16 日初審**

**2008 年 03 月 01 日複審**

**2008 年 03 月 10 日接受**