

# 時間數列模型對股價指數報酬率

## 預測性之再評估

邱建良\* 陳君達\*\* 黃駿逸\*\*\*

### 摘要

過去已有許多學者針對股價報酬之可預測性提出不同的觀點，本文改以整體經濟風險因素為背景來切入股價指數可預測性的論點，運用向量自我迴歸模型(VAR)、誤差修正模型(ECM)、一般自我迴歸條件異質非對稱變異數模型(EGARCH)、卡爾曼濾嘴模型(Kalman Filter)及馬可夫狀態轉換模型(Markov switch)，分別就美國、英國、德國與日本等四個工業大國的股價指數作跨市場不同預測模型的績效比較。實證結果指出，在英德股市預測中，馬可夫狀態轉換模型較能在短期間內預測股價報酬率的脈動。在長期來看，誤差修正模型則有較佳的預測能力。對日本股市而言，於短期預測中的最佳模型亦為馬可夫狀態轉換模型，而在長期預測下的最佳模型為誤差修正模型。而在預測美股報酬走勢方面則產生了明顯不同的績效衡量結果，在MAD法中以聯立式向量自我迴歸模型有較佳的表現，在RMSE法中則認為EGARCH會有較佳的預測結果。

**關鍵字：**預測性；股價指數報酬

### 1. 前言

許多的經濟學者都相信，股票市場的表現和整體市場經濟的表現有很大的相關，然而一些實證卻顯示兩者的關係並不是必然成立，亦指股票市場的表現很難以預測，因為股票價格的移動有時候會被解釋成隨機漫步的過程。但一些實證研究則持相法的意見，如 Umstead(1977)和 Fama(1981)

---

\*邱建良為淡江大學金融所副教授

\*\*陳君達為清雲科技大學財務金融系助理教授

\*\*\*黃駿逸為淡江大學金融所碩士

\*\* Email : cdchen@mail.cyu.edu.tw

認為實質經濟成長與股價兩者有正的相關性，Spiro(1990)和 Cochrane(1991)就表示經濟衝擊對股價有絕對性的影響，並實證發現一些總體經濟變數如利率和實質產出等皆能顯著地解釋股價的移動。

由於現今各國資本市場隨著國內及國外間的各项經濟活動與貿易交流日漸頻繁，加深了其市場間的不確定性與波動性，因而使一般投資大眾在考量其投資操作所需衡量的決策因子時，將較以往來得複雜，故本文將以整體經濟風險因素為背景的角度來切入股價總指數可預測性的論點，同時為了避免受到市場規模過小及發展歷程未完整化的影響，選擇以法人機構相對於散戶投資人佔股市比例較高的已開發國家資本市場為研究對象。由於近年來的計量技術亦趨成熟，已有不少的預測方法與研究陸續的應用於實際環境的操作中，因此如何做最適的模型配適與模擬，將是本研究的目的是。

本文利用各種不同模型，透過對參數的設定來符合對市場環境的模擬，並以基本分析的角度來衡量股價的理論價值，藉以推估股價指數未來走向，以進一步比較各模型對股價變動行為的描述。由於總體經濟模型存在許多缺失，而時間序列分析法則純粹以變數間的實際資料來解釋其行為，並且改進了傳統模式殘差項的不當假設，能確切的捕捉到研究變數的隱含特徵，避免傳統計量經濟過度依賴經濟理論，而忽略資料本身訊息的缺點。由於早期所發展線性模式對資料特性有諸多的限制，而在現實股票市場常無法符合這些限制，故對預測結果績效產生嚴重影響。

為了解決上述的問題，近期有學者陸續以非線性模式來放寬對原先參數的諸多設定，使其配適模型能更加符合市場要求與增加對環境變動的彈性。本研究將以非線性時間數列模式來作預測績效的比較，並試著藉由歷年來各學者所提出的財務模型，從中選取具代表性與整體性的風險因子，以探討其與股票報酬率之間的長短期動態關係。本文應用五種不同各具代表性的時間序列模型：向量自我迴歸模型(VAR)、誤差修正模型(ECM)、一般自我迴歸條件異質非對稱變異數模型(EGARCH)、卡爾曼濾嘴模型(Kalman Filter)以及馬可夫狀態轉換模型(Markov switch)，分別就美國、英國、德國與日本等四個工業大國的股價指數作跨市場不同預測模型的績效比較，並分別選出五項經濟變數(物價指數、工業生產率、匯率、利率與貨幣供給額)來作為衡量風險的指標及預測因子。

此外，本文並分別以樣本內及樣本外的估計方式來做模型配適的預測比較，以期能分析不同模型預測能力的優劣與不同市場的股票特性。本文共分為五個部分，第一部分為前言，第二部分為文獻回顧，第三部分為研究方法，第四部分為實證分析，第五部分為結論。

## 2. 文獻回顧

在資本市場工具使用目的中，不外乎以投資、套利，或投機的角度來衡量持有的動機與誘因。然而，其最終之目的都希望能藉由所持有的單一或多種的資產組合，在特定的時間內獲取因價值變動而產生的相對利潤報酬，但是由於無法保證其利潤報酬的正負方向與絕對水準的大小，只能依據效率市場理論與理性預期之跨期資產的定價模型說明。Chen, Roll, and Ross(1986)就指出，總體經濟因素的變化將導致價值產生不確定性的價格風險，並以經濟狀態的替代變數，來進一步預測股票的超額報酬。

由於現今各國市場隨著國內及國外間的各项經濟活動與貿易交流日漸頻繁，加深了其市場間的不確定性與波動性，因而使一般投資大眾在考量其投資操作所需衡量的決策因子時，將較以往來得複雜。一般來說，許多研究學者都同意，貨幣政策與景氣間具高度相關性，寬鬆的貨幣政策加速經濟成長，緊縮的貨幣政策造成景氣衰退。Patelis(1997)認為公司受到總體經濟環境的衝擊，在緊縮期衝擊的影響將大於寬鬆期，即當貨幣政策衝擊對資產價格有負面影響時，則投資人會要求高的未來期望報酬，以補償公司財務體質因貨幣政策衝擊而惡化的影響，且貨幣供給額變動是影響經濟活動的主要因素，且其有領先股價及經濟景氣的行為。而 Thorbecke(1997)則指出擴張性的貨幣政策藉由預期現金流量淨現值的增加將會對股票市場報酬率產生正向的衝擊效果，並實證支持貨幣政策對股票市場有一定的影響效果，在短期而言，對經濟體系能產生實質且重要性的影響，而長期裡也將會改變當時的經濟環境與金融條件，進而對資本市場產生另一波的衝擊。

此外，過去亦有許多相關研究指出，實質資產報酬與通貨膨脹間具有負向關係。Kaul(1987)以股票與債券為通貨膨脹之避險工具的觀點，均認為股票報酬與通貨膨脹具有負向關係。French, Ruback, and Schwert(1983)

提出了另外一項名目契約假說，認為透過未預期通貨膨脹率與公司名目負債之間的關係，未預期通貨膨脹率對於公司價值會產生正的影響。Najand(1991)站在投資風險變動的角度認為，未預期通貨膨脹率的提高會導致市場預期風險溢價的增加，並進而降低目前之股票價格，因為當金融資產的風險提高時，會導致投資者對金融資產的風險趨避與風險認知亦相對提高，若風險溢價假說一旦成立，即可解釋股票報酬率與通貨膨脹率之間的負向關係。

另外，由於各國間日益提高的外貿程度與全球化運籌的觀念日趨增加，各國際大廠對外競爭力的降低或提高，將反映在公司未來的收益，進而影響其股價；且基於國際間資金流動無礙的前提下，本國匯率的變動也將會影響熱錢的資金導向，進一步對資本市場的資金存量產生顯著性的改變。股價對於匯率亦存在影響關係，在投資組合理論中，匯率乃是決定個人對自身財富配置於不同資產選擇的重要因素，包括了國內外貨幣與證券，當國外利率高於本國利率水準，投資人將持有較多之外幣存款，故國外證券之需求與外國利率為正相關，與國內利率則為負相關。

利率除了影響公司資金成本外，亦影響投資者對股票報酬率的衡量，即折現率的衡量，即利率下跌，投資者對所期望之折現率亦隨之下降，反之亦然。根據 Chen, Roll and Ross(1986)股票價格可以表示為預期未來股利之折現值，其中評價過程中所使用之折現因子，乃受到市場期限相同之無風險利率影響，當市場利率波動時，將影響在投資之獲利水準與折現因子，進而影響股票之評價。而從理論之觀點來說，利率代表貨幣之價格或持有貨幣之成本或持有貨幣存款之報酬，當利率上升時，持有貨幣投資金融商品之成本上升，此時資金將轉向其他獲利標的，因此，人們亦可能因利率上升，因而改變其對貨幣的配置，可能出售股票，轉而存款或從事其它投資，進而致股票價格下跌。

另一方面，則有學者指出景氣循環(Business cycle)與股價具長期密切均衡的關係。景氣循環(Business cycle)，是指國民生產量、國民所得以及就業水準時高時低於其平均或趨勢，即繁榮時期與蕭條時期時常出現交替，景氣循環可透過所得、生產、消費、就業等總體變數顯現出來，而股票報酬的變動能夠反應未來的工業生產率的水準，所以工業生產率常被看成是經濟成長的指標。如 Hauser and Kenneth(1999)探討股票報酬

率與工業生產成長率之間是否存在著長期均衡關係，發現大多數國家在此兩項變數間都存在著明顯的長短期均衡關係，說明股票報酬率對未來的經濟成長率確實有較佳的解釋能力。因此本文亦將工業生產率當作是經濟成長的指標以做為總體變數影響因子。

由上述可知，許多學者研究皆指出股票市場的表現和整體經濟市場的表現有很大的相關，且對股價的預測議題提出許多不同的看法。另一方面，則有學者指出模型的異同會對股市預測產生不同的影響，如 Akgiray(1989)研究指出 GARCH(1,1)模型相對於其他傳統模型有較佳的解釋能力，Nelson(1991)提出了 EGARCH 模型來重新驗證市場的非對稱行為，其結論發現所改用的模型能較以往的一般自我迴歸條件異質變異數模型確實地反應當期報酬率與未來波動性間的負向關係，且報酬率與變異數間存在的負向線性關係之結論，此與先前 Baillie and DeGennaro(1990)研究結果不同，可見若用不同的模型去描述股票實質報酬率與波動性之間的關係，將會產生極大的差距。

國內文獻則有邱柏霖(1998)探討一個國家的經濟發展現況與該國之股票市場發展程度是否有著密切的關係，實證結果顯示於樣本內預測績效在兩個樣本期間內之預測能力以 SUR(說明)最佳，而樣本外預測績效在兩個樣本期間外之預測能力以動態調整模型 ECM 與 KFM 較佳。莊雅雯(1999)針對各總體經濟變數間的動態關係，以 RMSE、MAD 與 MAPE 來檢視各種預測方法的績效，其結果亦發現台灣在單一方程式模型中，以 ARIMA-Outlier 預測結果最好，就聯立系統模型來看，三種模型之預測能力以 ECM 模型最佳，次佳為 VAR 模型，KFM 模型則屬較差者，總體而言，誤差修正模型表現較佳，但向量自我迴歸模型之預測績效較單一方程式模型差；而在美國市場之單一方程式模型中，不論以 RMSE、MAD 與 MAPE 衡量，三種模型以 ARIMA-Outlier 預測結果最好。黎明淵(1999)探討股市報酬波動與景氣循環變數行為，研究發現亞洲主要的股市中，日本、韓國與台灣股價指數報酬率變異性宜採用三重波動性狀態加以描述，香港與新加坡股價指數報酬率的變異性，則以雙重波動性狀態來區分即可，而不同股市之三重波動性其狀態轉換過程亦不相同，顯示不同國家所合用的模型設定互異，並藉由多重狀態波動性馬可夫轉換模型的特性對各國股市波動性作客觀的劃分，並分別以相對波動性與絕對波動性的大小，進一步討論東南亞金融風暴對亞洲主要股市所造成的衝擊，其結果指出，

在股價指數報酬率絕對波動性上，以日本股市所受到的影響性較低，台灣股市則在相對自身波動性表現最佳。

### 3. 研究方法

過去一般用來預測的計量模型有五種，分別為 VAR、ECM、GARCH、Kalman Filter 和 Markov switching modle。雖然這五種模型在結構上非常相似，但是 VAR、ECM 與 EGARCH 預測模型為固定參數模型，SPM 和 MSS 則允許迴歸模型參數估計值並不為一般傳統的固定參數值，而會隨時間的推移與新資訊的加入產生結構的參數改變，由於具有上述特性，SPM 和 MSS 亦成為近來學者常用的預測工具。

#### 3.1 向量自我迴歸模型(VAR)

Sims(1980)提出向量自我迴歸模型(VAR)，此模型之操作不須要求所欲探討經濟變數之因果關係，只需將所關心的總體經濟變數放入模型中，而將所有變數都視為內生變數，並以所有變數的落後項當作模型的解釋變數。VAR 將所有模型欲探討的各項變數都視為內生變數，以聯立迴歸的方式建構出一組多變量的向量式矩陣模型，同時間的去一起估計所有的參數設定與影響方向，並將所有的前後因果影響方式藉由對模型殘差及其自我殘餘能力的表達方式，依序的改變研究變數的角色以探討居中的各項動態關聯性。而本文以 VAR 模型描述各國股價的預測模式如下：

$$\begin{bmatrix} DLS_t \\ DLCPI_t \\ DLIP_t \\ DLE_t \\ DSTR_t \\ DLM_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_{10} \\ B_{20} \\ B_{30} \\ B_{40} \\ B_{50} \\ B_{60} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{11}(L) & B_{12}(L) & \cdots & B_{16}(L) \\ B_{21}(L) & B_{22}(L) & \cdots & B_{26}(L) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ B_{61}(L) & B_{62}(L) & \cdots & B_{66}(L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} DLS_{t-1} \\ DLCPI_{t-1} \\ DLIP_{t-1} \\ DLE_{t-1} \\ DSTR_{t-1} \\ DLM_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{t1} \\ e_{t2} \\ e_{t3} \\ e_{t4} \\ e_{t5} \\ e_{t6} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中， $DLS$ 、 $DLCPI$ 、 $DLIP$ 、 $DLE$ 、 $DLSTR$ 與 $DLM$ ，分別為各國之股價指數報酬率、物價指數報酬率、工業生產指數報酬率、匯率報酬率、

短期利率報酬率與貨幣供給額變動率， $B_{ij}(L) = \sum_{k=1}^{m_{ij}} B_{ijk} L^k$ ， $m_{ij}$ 為多項式 $B_{ij}(L)$

的階級，即第  $i$  個迴歸式(第  $i$  個解釋變數所構成的)中， $m_j$  為解釋變數的落差期數。其中方程式預測行為：

$$E(\Delta y_{T+h}|y_T) = (\alpha_{T+h}|y_T) + \sum_{i=1}^k \beta_i \times (DLS_{T+h-i}|y_T) + \sum_{i=1}^k \Phi_i \times X_{T+h-i} \quad (2)$$

### 3.2 誤差修正模型(ECM)

依據Engle和Granger(1987)及Engle和Yoo(1987)曾經證明若兩序列變數  $X_t$  與  $Y_t$  具共整合關係，此二變數之關係可以用下列之誤差修正模型表示之，即當  $Y_t$  的變動不僅和  $X_t$  的變動有關，同時亦和  $Y_t$  與  $X_t$  之間的前期偏離長期均衡程度相關，此一模式可謂結合了動態設定與變數的長期特質。

依據共整合概念，Engle 和 Granger 提出一估計誤差修正模型的方法，在確認各序列變數之整合級次相同下，且確認存在共整合關係，再將共整合關係放入模型中即即為誤差修正模型中，故此模型能捕捉變數間之短期動態關連性，表示如下：

$$\Delta Y_t = \alpha_1 + \alpha_y z_{t-1} + \sum_{i=1}^{p_1} \alpha_{11}(i) \Delta Y_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_1} \alpha_{12}(i) \Delta X_{t-i} + \varepsilon_{yt} \quad (3)$$

$$\Delta X_t = \alpha_2 + \alpha_x z_{t-1} + \sum_{i=1}^{p_2} \alpha_{21}(i) \Delta Y_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_2} \alpha_{22}(i) \Delta X_{t-i} + \varepsilon_{xt} \quad (4)$$

其中， $z_{t-1}$  為  $[x_t, y_t]$  的共整合殘差項。 $\alpha_y$  與  $\alpha_x$  為調整速度 (loading vector)，可用來表示動態調整過程中向長期均衡調整的速度。如此我們就可藉由估計出來的參數係數來窺視出變數間長短期間互動關係與影響程度，並可進一步獲得接下來進行的預測動作所需的模型參數值。方程式預測行為：

$$E(\Delta y_{T+h}|y_T) = (\alpha_{T+h}|y_T) + e_T + \sum_{i=1}^k \beta_i \times (DLS_{T+h-i}|y_T) + \sum_{i=1}^k \Phi_i \times X_{T+h-i} \quad (5)$$

### 3.3 EGARCH 模型

本文另以風險貼水報酬的角度來建構預測模型，並計劃以股價波動性的預測模型來模擬股價報酬率的變動，而 VAR 與 ECM 模型無法反映出殘差項的殘餘效應與其高峰厚尾的機率分配情況，因此將採用 GARCH 模型來作預測研究的基礎。Nelson(1991)提出 EGARCH 模型以解決 GARCH 模型在資產定價時的缺點，因 GARCH 模型中條件變異數  $h_t$  與干擾項  $(\varepsilon_t)$  的平方有關，而與  $\varepsilon_t$  的正負符號無關，故無法顯示不同的訊息對波動度的不對稱影響，即壞消息使波動增加的幅度大於好消息對波動幅度產生的影響，基於上述多項因素，將採用 EGARCH 模型應更能符合股票報酬的特性，並以最大概似法(MLE)來估計模型中的參數。下面就分別介紹各國股價報酬率預測模型的架構：

$$\begin{aligned} y_t &= x_t \beta_t + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t | \Omega_{t-1} &\sim N(0, h_t) \\ \ln h_t &= \alpha_0 + \alpha_1 \cdot \left[ \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} - \sqrt{2/\pi} \right] + \alpha_1 \cdot \delta \cdot \left[ \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right] + \beta_1 \cdot \ln h_{t-1} \end{aligned} \quad (6)$$

其中， $y_t$  為各國股價指數報酬率。EGARCH 模型對於參數估計幾乎沒有限制，Nelson(1991)證明，只要  $\alpha_1 < \infty$ ，即可使上式中  $h_t$  和  $\varepsilon_t$  均為嚴格定態(strict stationarity)。上式中，若  $\alpha_1 > 0$ ， $\delta = 0$  則表示不對稱效果不存在；而若  $-1 < \delta < 0$  時，則不論正的或是負的  $\varepsilon_{t-1}$  均會使條件變異數波動幅度變大，但以負的未預期報酬衝擊效果較大；而若  $\delta < -1$  時，則負的報酬衝擊對條件變異數之效果為正，而正的報酬衝擊則相反。其方程式預測行為：

$$E(\Delta y_{T+j} | y_T) = (\alpha_{T+j} | y_T) + \sum_{i=1}^k (\beta_i | h_T) \times (DLS_{T+j-i} | y_T) + \sum_{i=0}^k (\Phi_i | h_T) \times X_{T+j-i} \quad (7)$$

GARCH 模型和 EGARCH 模型其條件變異數均隨時間變動而改變，而 GARCH 模型設定好消息和壞消息對條件變異數衝擊均為相同，EGARCH 則放寬了此項的限制，允許好消息和壞消息對條件變異數有不同的影響，亦即凸顯出無對稱性的特點。例如當前期殘差項為負值時，則在 EGARCH 模型設定下，其對條件變異數影響會大於 GARCH 模型設定下的條件變異數。所以有別以往國內學者對股價指數預測模型的選定，在此希望能用更多元化的方法，並配合本文的動機來探討是否有其他的計量方法可以更有效率且準確的模擬出股價指數的走勢。



### 3.4 狀態空間模型之卡爾曼濾嘴模型

VAR、ECM 與 EGARCH 預測模型為固定參數模型，而卡爾曼濾嘴法 (Kalman, 1960) 估計與先前較不同的，其不但對水準項作參數的估計，並同時以狀態向量空間的轉換作為定義式一起加入模型的限制當中，形成卡爾曼濾嘴模型。其中最主要之差異在於，資訊的使用是逐步的將經濟變數之資料加以更新而逐一形成解釋變數與被解釋變數之動態參數關係。因此本文亦採用參數隨時間變動的卡爾曼濾嘴模型作為實證研究模型，模型如下：

觀測方程式：

$$Y_t = F_t \theta_t + w_t \quad (8)$$

其中， $Y_t$  為  $p \times 1$  的觀測向量 (observed vector)，代表各國指數報酬率。 $\theta_t$  為內生且不可觀測的變數  $k \times 1$  狀態向量 (state vector)， $F_t$  為  $p \times k$  設計矩陣 (design matrix)，表示  $Y_t$  與  $\theta_t$  的關係， $w_t$  為一般隨機干擾值，且符合普通常態機率分配， $E(w_t) = 0$ ， $E(w_t w_t') = R$ 。

狀態方程式：

$$\theta_t = G_t \theta_{t-1} + v_t \quad (9)$$

其中  $G_t$  為  $p \times k$  設計矩陣 (design matrix)，表示  $\theta_t$  與  $\theta_{t-1}$  的關係。 $v_t$  為一般隨機干擾值，且符合普通常態機率分配， $E(v_t) = 0$ ， $E(v_t v_t') = Q$ 。 $\theta_t$  為第  $t$  期狀態向量，但無法求得其絕對輸出值因此只能估計出其最適觀察輸出值以進一步推導出  $t+1$  期的預測輸出值並使其符合預測誤差變異  $P_{t|t-1}$  最小的情況。其方程式預測行為：

$$E(\Delta y_{T+h} | y_T) = (\alpha_{T+h} | y_T, \theta_T) + \sum_{i=1}^k \beta_i \times (DLS_{T+h-i} | y_T, \theta_T) + \sum_{i=1}^k (\Phi_i | \theta_T) \times X_{T+h-i} \quad (10)$$

卡爾曼濾嘴模型的特色就是能將連續到期的資訊產生狀態變數的分配，以避免遺漏資訊造成估計上的誤差，加上其為一動態的預測方式，透過模型裡特有的遞迴程序功能，配合非固定參數迴歸模型的設定，將誤差項 (error term) 引入動態系統 (dynamic system) 之中，並進而解決解釋變數與被解釋變數間並非呈現固定係數關係的問題。

### 3.5 多重狀態馬可夫轉換模型

當迴歸模型參數估計值並不為一般傳統的固定參數值，而會隨時間的推移與新資訊的加入產生結構參數改變，且金融商品報酬皆有所謂高波動性與波動群聚性，此即馬可夫轉換模型適用在預測報酬之特色。與上述介紹的卡爾曼濾嘴模型相異的地方在於，其定義式為模型狀態轉換的機率而不是以狀態空間的輸出方式表達結構的轉變。而另一特點為，傳統的模型假設其樣本的抽取都是來源於同一單一母體，但真實的經濟環境往往皆為有限的混和母體，此時若以傳統的假設來建構模型將會導致偏誤或資訊不足的窘境，而改以混和母體假設為背景來建構模型，較可捕捉到結構轉換與狀態推移轉變的行為。馬可夫模型式由 Hamilton(1988)首次引入時間序列分析中，而 1989 年之非線性模型更加吸引了更多學者的投入與擴展，經由上面的敘述本文採用馬可夫轉換模型來作為預測模式，但由於先前學者所引用的模型水準項，都是選取馬可夫自我迴歸方程(MS-VAR)的模式，多半都是藉由研究變數自身的前後資料特性來捕捉動態的體制轉換行為，而本文之研究背景及其他各項預測模型皆以風險因子貼水的角度來衡量股價報酬的波動性，本文將採用的兩狀態一階轉換模型來作為本文的預測模型水準項。

根據股價指數報酬率資料的特性，可以假設其符合 k 階自我迴歸模型：

$$\Delta y_t - \mu_{S_t} = \sum_{i=1}^k \phi_i (\Delta y_{t-i} - \mu_{S_{t-i}}) + \varepsilon_t \quad (11)$$

其中  $\Delta y_t$  為股價指數報酬率，而且認為一個較合理的時間趨勢設定為： $\Delta \mu_t = \mu_{S_t}$ ，式中  $S_t$  代表無法直接觀察的隨機狀態變數 ( $S_t = 1, 2, \dots, k$ )。當  $S_t = i$  時， $\Delta \mu_t = \mu_i$ 。這個設定清楚的顯示出多種狀態馬可夫模型即是假設其資料是由多個機率分配混和所產出，故其資料中可以有多種不同的預期報酬率，而由任一個機率分配所產生的比例會受上一期資料所在的狀態影響。所以綜合上述的狀態轉換過程我們可以將狀態預測方程式定義如下：

$$E(\xi_{t+1} | \Delta y_t, \Delta y_{t-1}, \dots) = p \times E(\xi_t | \Delta y_t, \Delta y_{t-1}, \dots) + E(v_{t+1} | \Delta y_t, \Delta y_{t-1}, \dots) \quad (12)$$

其中  $v_{t+1}$  為預測誤差，期望平均數為 0，且與當期已知的所有資訊因子為正交關係。因此方程式(11)與(12)構成了本文的馬可夫狀態轉換模式，且經由最大概似估計法(MLE)可估算初期模型參數，並藉由遞迴系統反覆的

運算，以求得各期的最佳狀態因子與預期估計機率。

## 4. 實證結果與分析

### 4.1 資料來源

本文以總體經濟變數為風險的衡量因子，研究美國、英國、德國及日本四個國家的股票市場，探討以整體市場風險變數為背景來說明股價指數可測性(predictable)。因此，本研究蒐集樣本國家之代表性的股價指數，且為避免過多不確定之非經濟風險干擾市場效率性，及預防研究樣本數過少而造成突發性之偏離值影響與自由度過低的困擾，所以選取之股價指數與其代表市場必須有一定之市場規模和歷史悠久的基本特性，茲將各項指數與經濟變數說明如下：

美國—史坦普標準 500 指數(S&P500)，樣本期間為 1971 年 1 月至 2000 年 8 月的每月最後收盤價之月資料，共 356 筆。

英國—倫敦金融時報全部指數(Financial Time ALL)，樣本期間為 1971 年 1 月至 2000 年 8 月的每月最後收盤價之月資料，共 356 筆。

德國—德國法蘭克福 DAX 指數，樣本期間為 1971 年 1 月至 2000 年 9 月的每月最後收盤價之月資料，共 357 筆。

日本—日經(Nikkei)225 股價指數，樣本期間為 1973 年 1 月至 2000 年 9 月的每月最後收盤價之月資料，共 325 筆。

至於總體經濟風險變數分別為：消費者物價指數、匯率、工業生產指數、短期利率及貨幣供給率，其中短期利率以三個至六個月的短期債券市場利率為代表，而貨幣供給率則以各國貨幣供給額 M1 為主，至於各國匯率皆以本國貨幣對美元價值比為計算標準。而除了各國短期債券市場利率外，其餘變數皆取自然對數，另外，變數中的消費者物價指數與工業生產指數是以指數的方式來作運算，以下分別介紹各資料的出處：

- (1) 消費者物價指數、工業生產指數、短期債券市場利率—國際貨幣基金會(IMF) 國際金融統計(IFS)資料庫。
- (2) 股價指數、匯率—國際金融市場統計資料庫(GERFIN)(FOREX)。

(3) 貨幣供給額 M1—INTLINE 國際經濟統計資料庫。

#### 4.2 評量預測模型能力方法

本文所使用預測股價之五種不同線性與非線性時序模型，就上述五種不同模型之預測能力，須對模型預測績效作衡量與評估。藉由各種計量模型方法的績效評估值，可得知利用股價指數預測模型來預測股價報酬率的能力。本文使用評量預測能力的方法分別為：絕對平均偏差(mean absolute deviation，簡稱 MAD)與均方誤差(root mean square error，簡稱 RMSE)，其表示分別如下：

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|}{n} \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}} \quad (14)$$

對於 MAD 衡量工具而言，其主要計算方法為計算實際值與預測值差的絕對值。可藉由 MAD 值比較實際值與預測值的平均差距，而不受實際值與預測值之間為正或負值的所影響。而 RMSE 衡量統計量的計算方法則為計算模型實際值與預測值差的平方值。計算平方值意指 RMSE 統計量給予各個實際值與預測值差不同的平方加權方式，經由此步驟可強化誤差分配的叢聚範圍，並藉此得到更為明確的比較。

從研究樣本與實證模型的介紹中可得知，本文將探討各種不同計量模型的準確性與適用性，更多方的比較不同資本市場的預測績效表現，因此為了增加本研究結果的多元性，當考量跨市場的模型比較時，為了有效消彌市場規模的差異程度所帶來的衡量基準偏差性的困擾，而導致在績效評估上缺乏標準化的衡量基礎，因此本文以指數報酬率為預測目標將可解決上述的問題。

### 4.3 單根檢定

在進行股價預測行為的研究中，為了避免模型產生假性迴歸，必須在建立模型前判定解釋變數與被解釋變數是否收斂。另外，本研究運用五種模型與時間序列變數物價指數、貨幣供給、利率、匯率與工業生產指數對美、英、德、日等四國股價指數進行預測，不論是 VAR、ECM、EGARCH、KFM 或 MKS 模型皆須在經濟變數為定態過程下進行，因此，在進行本文實證須先行確定各經濟變數是否為定態序列。一般實證常用 Augmented Dickey-Fuller(ADF)和 Phillip-Perron(PP)兩種方法來對各總體變數與股價指數進行單根檢定。經檢定可知經濟變數皆為 I(1)序列，將各變數進行一階差分過程後，各國經濟變數為呈定態，即為 I(0)序列。

### 4.4 解釋變數的取捨與最適落差期選取

本文已先就研究中參與模型的各項風險參數作詳盡的介紹與探討，而所提及的各項經濟變數藉由理論上與先前學者的研究中皆可了解到其在預測模型中的重要性，然而並非所選取的變數愈多就表示建立的預測模型愈好，而為了避免過多變數產生交互效應，使得模型變異數變大而減少預測的效率性，但又能在最少的變數中獲得最高的解釋能力，因此先將經濟變數，建立簡單複迴歸模型，利用向前與向後逐步迴歸的方式探討各變數加入模型後的影響狀況，並逐一篩選出最有效率的組合，變數組合整理如下：

美國—消費者物價指數、工業生產指數、短期利率

英國—消費者物價指數、工業生產指數、匯率、短期利率

德國—工業生產指數、匯率、短期利率、貨幣供給額

日本—消費者物價指數、工業生產指數、匯率、貨幣供給額

藉由前述處理，可知在建立各國股價指數模型時所需之經濟變數經一階差分後呈現定態序列，以及各國風險因子的最佳變數組合，但研究中仍須注意變數間經過線性組合後是否存在共整合向量，及了解變數自我迴歸項對研究變數的殘餘效應。因此在做實證模型的架構前，先選取各變數組合的最適落差期，本研究以最大概似估計法的卡方檢定過程來選取最適的一致落後期。檢定模型配適結果，依序為美國 7 期、英國 6 期、德國 4 期與日本 9 期。

#### 4.5 股價指數預測模型的績效分析與圖形結果

本文的實證研究方式是將樣本資料區分為二段，第一段為樣本內的參數配適期間，此段的資料是提供在架構模型時，作為參數估計的配適資料，各國的樣本內資料期間依序為：美國為 1971 年 1 月至 1999 年 11 月，英國為 1971 年 1 月至 1999 年 11 月，德國為 1971 年 1 月至 1999 年 12 月，日本則為 1973 年 1 月至 1999 年 12 月。第二段為樣本外的預測值比較期，此段藉由前段所估計出來的股價預期值，並對照實際股價指數，以從中討論各項預測模型對各國股市的合適性。

選取樣本的內外期間後，將依據不同的計量模型進行預測，將樣本內配適參數所估計出來的一個月後的預測水平、二個月後預測水平、三個月後預測水平至六個月後的預測水平，作為第一階段的預測集合，接著將樣本內的資料期間向後增加一期，即向後加入一筆新的資料作為模型配適的範圍，接著重新用樣本內配適模型估算出後面的一至六個月的預測水平，如此便形成了第二階段預測集合，如此反覆計算到第四階段的預測集合，即所謂的滾動式迴歸(rolling regression)。接著分別計算各階段集合內相同期間的預測水平與其對映股價指數實際值的差距，並依績效評估方式來求取此預測模型在此期間的平均預測水準，如此即可得到不同的一至六個月的平均預測水準，這樣就可分別觀察出在各期間的預測水平下何種計量模型的預測能力較佳，並了解各股票市場的屬性，以將此處所獲得的各種不同頻率的評估資料稱作模型縱斷面的績效衡量。

此外，在模型橫斷面的績效衡量方面，並未使用滾動迴歸的方式來作預測誤差資料集合的處理，而是將樣本外預測的區間由上述的六個月擴充為九個月，並且藉由績效評估法計算出各個模型九個月的平均預測誤差，此項比較重點將有別於先前各月份之分別探討，而將衡量的重心轉移至模型種類上的差異以獲得資料的橫向比較。如此，透過上述兩類不同角度的交叉探討，可較多元且完整的取得本研究最終所需的跨市場、跨模型與跨時間的最適預測工具的組合。

表 1 分別列出利用各項模型在樣本外縱斷面預測結果所計算出的絕對平均誤差(MAD)與均方誤差(RMSE)。前者其誤差衡量值主要為計算各期實際值與預測值差距的絕對值之平均，藉由 MAD 值了解實際值與預測值的平均差距；後者其誤差衡量值則為計算各期實際值與預測值差距的平方

和之加權平均，由此得到更為精確的比較。由表中各項模型數據可知，不論是 MAD 或 RMSE 績效評估，在德國 DAX 指數預測方面，其一至六個月的預測水平之最佳預測模型中，第一個月與第三個月的最佳預測模型為馬可夫轉換模型，其餘皆為 ECM 模型，表示德國市場中馬可夫轉換模型在短期間內能較其餘模型準確的掌握到股價報酬率之變動，而在長期水準下，ECM 模型有相對較佳的表現。

在日本東京指數預測方面，MAD 績效評估顯示其一至六個月的預測水平之最佳預測模型依序為 ECM、EGARCH、馬可夫轉換模型、ECM、ECM 及卡爾曼濾波模型。RMSE 則顯示第一個月預測水平最佳模型為 EGARCH 模型，雖然無法從結果直接的得到其特有模型的最佳趨勢或代表，但從模型理論特質可以發現，在短期預測水平中的最佳模型都擁有模型誤差變異非一致性或非對稱性的假設，如馬可夫模型與 EGARCH 模型。而在長期預測水平下的最佳模型，都包含了模型動態調整的特性，如 ECM 在模型假設中考慮了長期誤差修正項的影響，而卡爾曼濾波模型則利用狀態向量空間對每期新加入的資訊作系統模型上的修正。

在英國股價指數預測方面，其一至六個月的預測水平之最佳預測模型依序為 VAR、ECM、卡爾曼濾波模型、卡爾曼濾波模型、ECM 及馬可夫轉換模型，如此可獲得英國市場中的特性，在前兩個月較短期的預測水平中，線性模型似乎能有效的掌握指數報酬率短期的波動方向，如 VAR 與 ECM 模型，而在較長期的預測水平中，非線性模型則有較佳的表現，如卡爾曼濾波與馬可夫轉換模型。

最後，在美國股價指數預測方面，其一至六個月的預測水平之最佳預測模型中，其第一個月最佳預測模型為馬可夫轉換模型，第三個月最佳預測模型為 VAR，其餘皆為 ECM 模型，由模型結果中不難發現，除了第一個月最佳預測模型為非線性估計過程的馬可夫轉換模型，其餘皆為線性模型，似乎在美國市場中，以聯立式向量自我迴歸方法所架構出模型方程式能比其他單一迴歸式的非線性模型有較佳的表現。

在表 2 為利用各項模型所獲得的樣本外橫斷面預測結果所計算出的絕對平均誤差(MAD)與均方誤差(RMSE)，其實證發現，在兩種績效評估下，德國與日本之最佳預測模型皆為 ECM 模型，英國則為卡爾曼濾波模型，比較有差異的是，美國市場在 MAD 衡量下，最佳代表性模型亦為 ECM，

而在 RMSE 衡量下則為 EGARCH 模型。所以若以某單一模型所有長短期的預測誤差平均來作為衡量的標準，其結論將可發現 ECM 模型保有最低的誤差範圍，雖然無法肯定表示其有幾近精確的能力來模擬股價報酬率，但其模型中包含長期誤差修正項的影響因素，似乎可說明在變化頻繁的股票市場中依據長期趨勢的操作或是以較長線的投資策略來計劃投資策略可在確定的風險下獲得較佳的報酬。

圖 1 至圖 5 則為各種預測模型在各個市場的樣本外預測圖形。從圖形中皆可發現到實際股價成長率的波動幅度往往都比股價成長率預測值來的大，如此，使得本文在對股價指數作未來值預測時都很難能做出吻合實際狀況的預估。此為評估方法的不同將會引發不同結果的爭論，這樣也將產生評斷準則前後相異的疑惑。但若進一步觀察其中模型優劣排名的變化會發現，之前所有變更後的模型排名與先前 MAD 法的模型排名幾乎只有相互的對調，這表示在這兩種不同的績效評估下其先後產生變動的模型其平均差異不大。只是當評估方法改為 RMSE 法時，其對預測差距採取加權平均的方式，而使得部分差距甚大的時點更加凸顯其影響權重所致。因此原本排名相近的模型種類，有可能因此加權的效應而相互改變了原先的排名順序，所以在進行實證研究時不應將注意放置在對於衡量標準無相等結果上而應該配合模型種類的排名順序而將其名次較佳集群的特性給予適當的認定，並搭配在何種的評估方式下，將會更加凸顯出此項模型的特點，並能有效適合某一市場中其股性的趨勢。

#### 4. 結論

從實證結果可發現，由於真實的股票市場受到諸多不確定風險與干擾因素的影響，而所採用的部分經濟風險因子也無法包含所有的風險可能因素，所以從樣本外預測圖形中皆可發現到實際股價成長率的波動幅度往往都比股價成長率預測值來的大，也因如此，使得本文在對股價指數作未來值預測時都很難能做出吻合實際狀況的預估。但也相對發現，透過績效衡量方法可從確切的研究數據中得知，由於各國的經濟發展重心、地域性優勢與區域整合程度的不同，都直接或間接的反映在各國股票市場的股價表現上，當某項創新(innovations)或衝擊(shocks)蔓延到各個市場時，會根據其不同的市場特性或市場上解讀程度上的差異，而有不同程度與方向的反



應，所以藉由研究結果的鑑別分析與模型屬性的背景認定，可進一步了解到各個市場在不同預測水平上的縱斷面長短期的表現，與某一特定市場裡模型種類橫斷面的整體操作優劣。

本文實證結果可知，在德國市場預測方面，無論是 MAD 方法或是 RMSE 法皆可獲得相同的結論，即馬可夫轉換模型在短期間內能較其餘模型準確的捕捉到股價報酬率的脈動，而在長期水平下，ECM 模型有相對較優異的表現；同樣的情形也發生在英國市場上，兩種績效評估法都得到相同的結果。在前兩個月較短期的預測水平中，線性模型似乎能有效的掌握指數報酬率短期的波動方向，而在之後較長期的預測水平中，非線性模型往往都有較佳的表現。在日本市場中，RMSE 法得到的結果更加證明了 MAD 法所獲得的結論，在短期預測水平中的最佳模型都擁有模型誤差變異非一致性或非對稱性的假設，而在長期預測水平下的最佳模型，其都相繼包含了模型動態調整的特性。

最後，美國市場預測方面產生了較明顯不同的績效衡量結果，在 MAD 法中認定以聯立式向量自我迴歸方法所架構出模型方程式能比其他單一迴歸式的非線性模型有較佳的表現。在 RMSE 法中則認為市場裡長短期股性的趨勢又朝向大部分由含有模型動態調整特性的預測方法會有較佳的預測結果，產生此差異的原因有可能是美國的各项貨幣政策往往都是為了有效掌握整體經濟發展或總體環境，而股票市場的表現也都是依附在整體經濟水準變化的狀況，且個別公司的因素只會影響自身股價或其相關企業公司的股價表現，對於大盤指數並不會發生巨大的衝擊。有鑑於此，美國股票市場的波動因素以總體經濟變數來作風險因子考量的話，就可大致上描述出其大部分的變異情形，因此 EGARCH 模型才會有如此較佳的表現。另一原因是由於不同的評量法有各自不同的加權方式，因此就會分別獨立出不同的模型屬性，因此投資人選擇模型種類時就必須以自身風險偏好與個人的投資屬性來衡量。若是投資態度趨向保守的話就建議採取加權方式 RMSE 法來作為決策基準，因為其會凸顯出偏差較大的時點或其誤差的變異程度，若是只追求價格變動後所帶來的絕對價差利潤，那麼就建議請向採取以等權方式為基準的 MAD 法。另外，值得注意的是，當實際股價價值過度偏離本文所估計出來的理論值時，市場往往在下一個時點或短期內做出強烈的修正，即若以實證中的預測值為均值的話，那麼實際股價指數存有顯著復歸的現象，如此就可在差價空間出現的當時，做出反向的投資策

略，幾乎都可以在最小的風險下獲得可觀的收益。

最後，對於以風險控管角度來捕捉股價報酬率波動性行為的 EGARCH 模型，能有效的得知其變動性存在著非對稱性的現象，但卻未能有較為優異的預測績效，其可能原因為受到樣本數大小的影響，才導致其預測能力績效的不良，又或是股價月報酬率觀察乃呈現某一連續時間的趨勢向上或向下，而無法像股價報酬率波動幅度有較強烈的資料特性，所以未能得到較佳的結果。

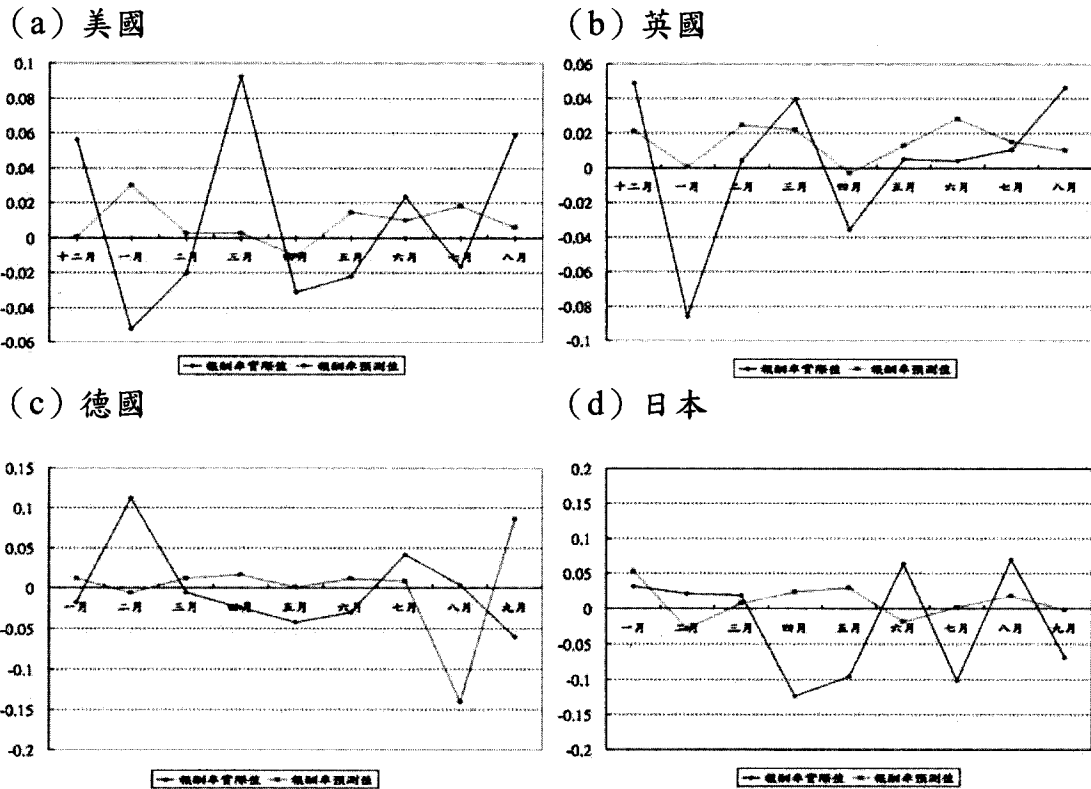
《表 1》絕對平均誤差(MAD)與均方誤差(RMSE)的縱斷面統計量

國家		德國		日本		英國		美國	
統計量		MAD	RMSE	MAD	RMSE	MAD	RMSE	MAD	RMSE
一 個 月 水 平	VAR	0.0527	0.0656	0.0564	0.0768	<b>0.0326</b>	<b>0.0471*</b>	0.0610	0.0654
	ECM	0.0424	0.0603	<b>0.0508</b>	0.0695	0.0424	0.0475	0.0620	0.0636
	EGARCH	0.0471	0.0533	0.0521	<b>0.0653</b>	0.0382	0.0472	0.0576	0.0629
	卡爾曼濾波	0.0558	0.0640	0.0514	0.0716	0.0330	0.0473	0.0587	<b>0.0624</b>
	馬可夫轉換	<b>0.0421*</b>	<b>0.0521</b>	0.0521	0.0732	0.0482	0.0555	<b>0.0561</b>	0.0650
二 個 月 水 平	VAR	0.0549	0.0667	0.0817	0.0981	0.0352	0.0466	0.0517	0.0607
	ECM	<b>0.0511</b>	<b>0.0647</b>	0.0709	0.0843	<b>0.0328</b>	<b>0.0382</b>	<b>0.0496</b>	<b>0.0569</b>
	EGARCH	0.0621	0.0695	<b>0.0643</b>	<b>0.0808</b>	0.0415	0.0495	0.0541	0.0607
	卡爾曼濾波	0.0582	0.0655	0.0780	0.0917	0.0344	0.0456	0.0529	0.0591
	馬可夫轉換	0.0636	0.0672	0.0716	0.0868	0.0471	0.0547	0.0560	0.0648
三 個 月 水 平	VAR	0.0357	0.0371	0.0909	0.1045	0.0170	0.0198	<b>0.0433</b>	0.0515
	ECM	0.0337	0.0369	0.0758	0.0864	0.0234	0.0250	0.0446	0.0525
	EGARCH	0.0441	0.0450	0.0815	0.0925	0.0253	0.0317	0.0461	0.0529
	卡爾曼濾波	0.0428	0.0438	0.0866	0.0981	<b>0.0160</b>	<b>0.0190</b>	0.0447	<b>0.0500</b>
	馬可夫轉換	<b>0.0322</b>	<b>0.0365</b>	<b>0.0704</b>	<b>0.0859</b>	0.0268	0.0323	0.0510	0.0608
四 個 月 水 平	VAR	0.0393	0.0395	0.1149	0.1173	0.0213	0.0248	0.0429	0.0517
	ECM	<b>0.0373</b>	<b>0.0386</b>	<b>0.0986</b>	<b>0.1008</b>	0.0228	0.0243	<b>0.0400</b>	<b>0.0481</b>
	EGARCH	0.0961	0.1374	0.1145	0.1164	0.0260	0.0331	0.0471	0.0531
	卡爾曼濾波	0.0415	0.0427	0.1090	0.1108	<b>0.0202</b>	<b>0.0232</b>	0.0425	0.0494
	馬可夫轉換	0.0407	0.0417	0.1143	0.1155	0.0258	0.0323	0.0536	0.0616
五 個 月 水 平	VAR	0.0637	0.0774	0.0926	0.0962	0.0197	0.0235	0.0305	0.0318
	ECM	<b>0.0352</b>	<b>0.0375</b>	<b>0.0839</b>	<b>0.0868</b>	<b>0.0135</b>	<b>0.0157</b>	<b>0.0240</b>	<b>0.0279</b>
	EGARCH	0.1050	0.1467	0.1066	0.1070	0.0372	0.0412	0.0306	0.0308
	卡爾曼濾波	0.0481	0.0512	0.0898	0.0924	0.0174	0.0213	0.0316	0.0328
	馬可夫轉換	0.1198	0.1477	0.0963	0.0974	0.0171	0.0251	0.0315	0.0335
六 個 月 水 平	VAR	0.0895	0.1037	0.0776	0.0798	0.0189	0.0224	0.0367	0.0388
	ECM	<b>0.0360</b>	<b>0.0388</b>	0.0778	0.0807	0.0211	0.0293	<b>0.0279</b>	0.0324
	EGARCH	0.1350	0.1725	0.0897	0.0928	0.0304	0.0319	0.0292	<b>0.0295</b>
	卡爾曼濾波	0.0737	0.0873	<b>0.0761</b>	<b>0.0780</b>	0.0182	0.0228	0.0350	0.0377
	馬可夫轉換	0.0744	0.0845	0.0880	0.0955	<b>0.0139</b>	<b>0.0185</b>	0.0308	0.0326

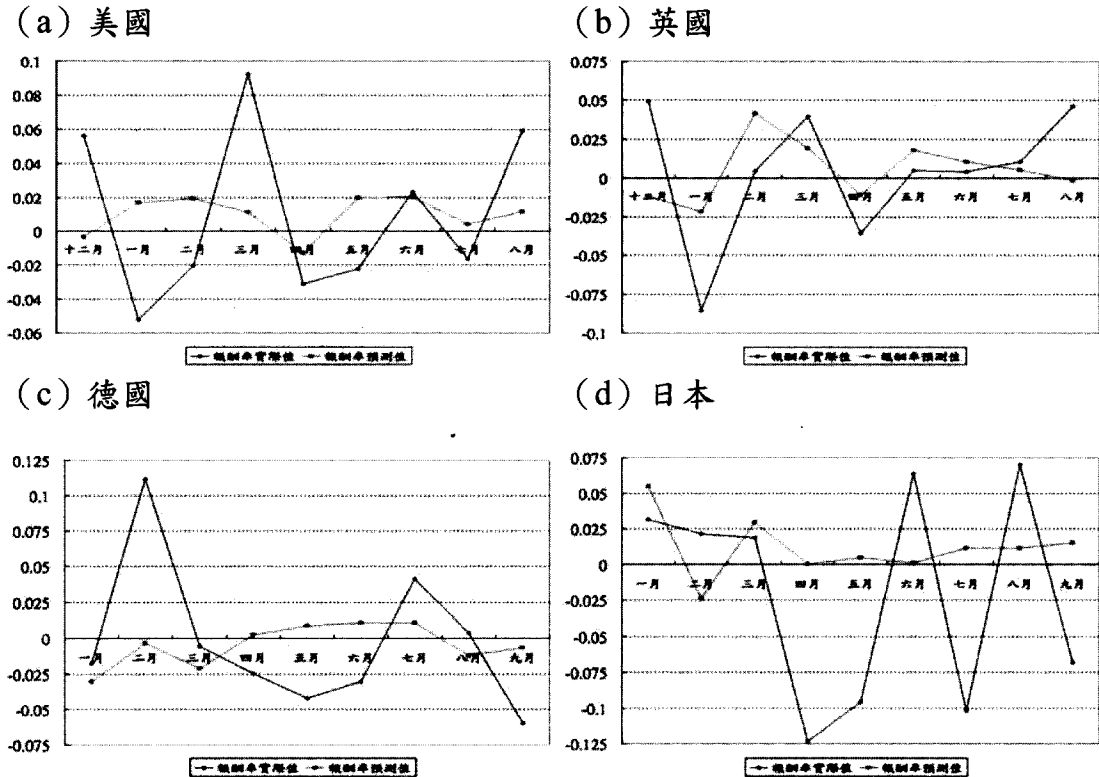
《表 2》絕對平均誤差(MAD)與均方誤差(RMSE)的橫斷面統計量

國家	德國		日本		英國		美國	
	MAD	RMSE	MAD	RMSE	MAD	RMSE	MAD	RMSE
VAR	0.0681	0.0839	0.0731	0.0848	0.0285	0.0364	0.0454	0.0520
ECM	<b>0.0401</b>	<b>0.0502</b>	<b>0.0689</b>	<b>0.0782</b>	0.0311	0.0376	<b>0.0424</b>	0.0487
EGARCH	0.0873	0.1106	0.0783	0.0894	0.0357	0.0412	0.0425	<b>0.0467</b>
卡爾曼濾波	0.0629	0.0740	0.0691	0.0804	<b>0.0281</b>	<b>0.0362</b>	0.0449	0.0502
馬可夫轉換	0.0788	0.1106	0.0761	0.0872	0.0329	0.0422	0.0436	0.0506

《圖 1》利用 VAR 模型在各國股票市場的樣本外預測

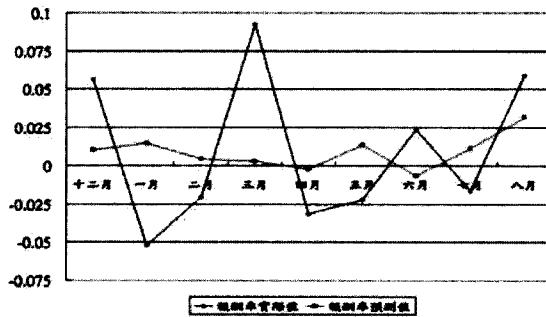


《圖 2》利用 ECM 模型在各國股票市場的樣本外預測

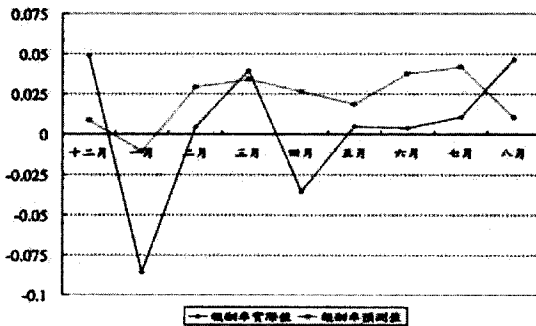


《圖 3》利用 EGARCH 模型在各國股票市場的樣本外預測

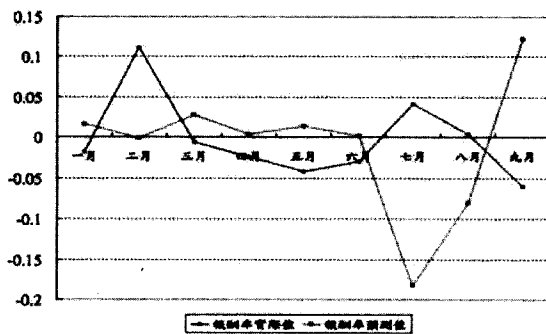
(a) 美國



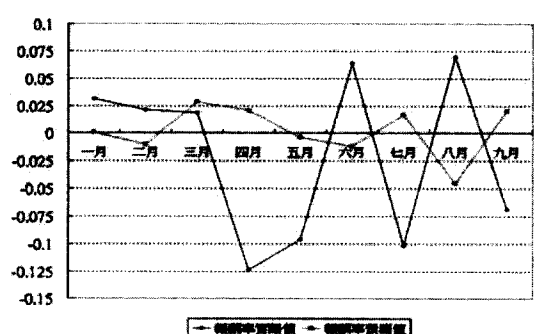
(b) 英國



(c) 德國

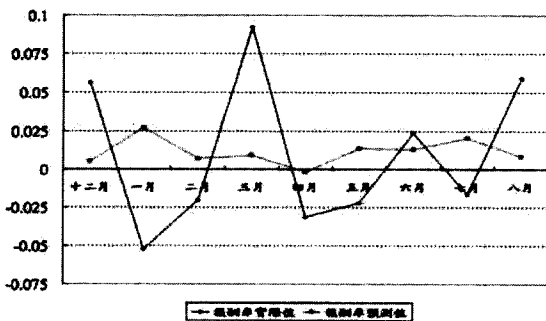


(d) 日本

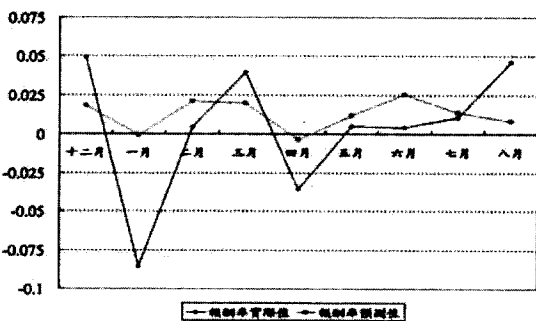


《圖 4》利用 KMF 模型在各國股票市場的樣本外預測

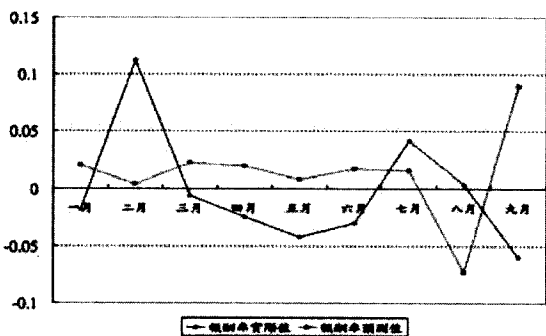
(a) 美國



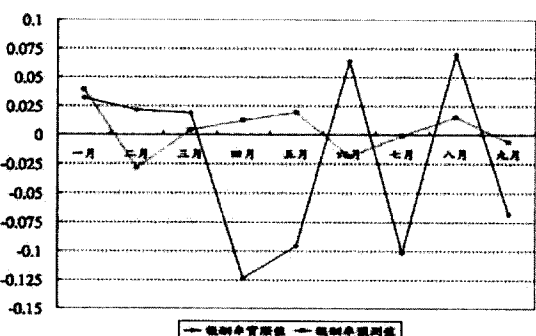
(b) 英國



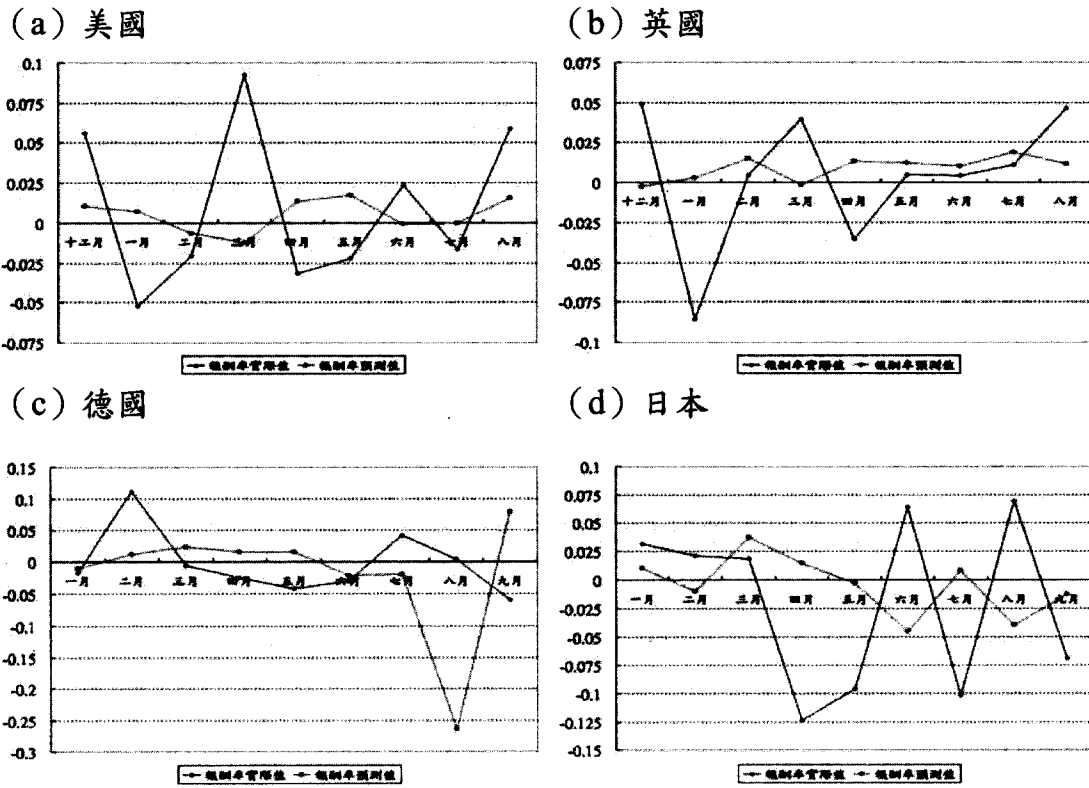
(c) 德國



(d) 日本



《圖 5》利用 KMS 模型在各國股票市場的樣本外預測



## 參考文獻

- 王治平(1998)，「以頻譜帶濾波方法結合向量自我迴歸迴模型分析台灣股市報酬與總體經濟因素之動態因果關聯」，中原大學企業管理研究所碩士論文。
- 王志中(1998)，「以總體經濟指標預測臺灣股票報酬」，國立台灣科技大學管理研究所碩士論文。
- 邱柏霖(1997)，「臺灣股價之預測」，淡江大學財務金融研究所碩士論文。
- 莊雅雯(1999)，「台美股價預測模型之評估」，淡江大學管理科學研究所碩士論文。
- 黎明淵(1999)，「馬可夫轉換模型應用性與合用性探討」，國立政治大學國際貿易研究所博士論文。
- Akgiray, V. (1989). Conditional Heteroscedasticity in Time Series of Stock Returns. *Journal of Business*, 62, pp.55-80.
- Baillie, R. T. and R. P. DeGennaro (1989). The Impact of Delivery Terms on Stock Return Volatility. *Journal of Financial Services Research*, 3(1), pp.55-76.
- Campbell, J. Y. and R. J. Shiller (1988). Interpreting Cointegrated Models. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12(2-3), pp.505-22.
- Chen, N. F., R. Roll and S.A. Ross, "Economic Forces and the Stock Market," *Journal of Business*, 59, 3, 1986, pp.383-403.
- Cochran, S. J., R. H. DeFina, and L. O. Mills (1993). International Evidence on the Predictability of Stock Returns. *Financial Review*, 28(2), pp.159-180.
- Engle, R. F. and C. W. J. Granger (1987). Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing. *Econometrica*, 55(2), 251-276.
- Fama, E. F. and K. R. French (1988). Dividend Yields and Expected Stock Returns. *Journal of Financial Economics*, 22(1), pp.3-25.
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- French, K. R., R. S. Ruback, and G. W. Schwert (1983). Effects of Nominal Contracting on Stock Returns. *Journal of Political Economy*, 91(1), pp.70-96.
- Hamilton, J. D. (1988). Rational-Expectations Econometric Analysis of Changes in Regime: An Investigation of the Term Structure of Interest



- Rates. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12(2-3), pp.385-423.
- Kalman, R. E. (1960). New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering Transactions of the ASME Series D*, 82, pp.35-45.
- Kaul, G. (1987). Stock Returns and Inflation: The Role of the Monetary Sector. *Journal of Financial Economics*, 18(2), pp.253-276.
- Loflund, A. and K. Nummelin (1997). On Stocks, Bonds and Business Conditions. *Applied Financial Economics*, 7(2), pp.137-146.
- Najand, M. (1991). A Test of the Risk Premium Hypothesis. *Journal of Financial Research*, 14(3), pp.207-216.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica*, 59(2), pp.347-370.
- Patelis, A. D. (1997). Stock Return Predictability and the Role of Monetary Policy. *Journal of Finance*, 52(5), pp.1951-1972.
- Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and Reality. *Econometrica*, 48(1), 1-48.
- Thorbecke, W. (1997). On Stock Market Returns and Monetary Policy. *Journal of Finance*, 52(2), pp.635-654.

# Re-examining the Predictability of Stock Index Return

## –Evidence from Time Series Models

*Chien-Liang Chiu*<sup>\*</sup>   *Chun-Da Chen*<sup>\*\*</sup>   *Chun-Yi Huang*<sup>\*\*\*</sup>

### Abstract

Although the predictability of stock return has been an object of study for a long time, there is little agreement as to the forecast the stock index returns. In this paper we choose macroeconomics risk factors and employ time series models: Vector Autoregressive (VAR) model, Error Correction Model (ECM), Generalized AutoRegression Conditional Heterskedasticity (GARCH) model, Kalman filter Model (KFM) and Markov switch model to forecast the stock index return of US, UK, Germany and Japan. The results show that the forecasting performance of the Markov switch model is better than other models in short run and the ECM is the best model in long run in UK and Germany. For Japan, the Markov switch and the ECM have better forecasting performances in short run and long run respectively. For US, the VAR and EGARCH have better predictabilities in short run and long run.

**Keyword: Predictability, Stock index return**

---

\* Chien-Liang Chiu is an Associate Professor at the Graduate Institute of Banking and Finance, Tamkang University, Taiwan

\*\* Chun-Da Chen is an Assistant Professor at the Department of Finance, Ching-Yun University, Taiwan.

\*\*\* Chun-Yi Huang is a master at the Graduate Institute of Banking and Finance, Tamkang University, Taiwan

\*\* Email: cdchen@mail.cyu.hinet.net.