

股票市場報酬率之緩長記憶

—亞洲開發中國家股票市場之研究

邱哲修¹ 林卓民² 陳玉璫³ 林君黛⁴

摘要

本文主要在研究開發中國家股票市場是否具有長記憶性，以部分差分模型（ARFIMA）來估計參數 d 。另外，亦對股市報酬配適 ARMA 及 GARCH 模型，再以樣本外預測之結果來比較模型對於股市報酬行為能否有較佳的描述。

由實證結果可以發現，南韓及新加坡，其股票市場具有長記憶性，並且以 ARFIMA 模型所作之預測誤差與其他模型之預測誤差相差不大。因此 ARFIMA 模型適合用來解釋這些地區的股市報酬行為。而在台灣、香港及馬來西亞方面，則無長記憶現象，無法以 ARFIMA 模型預測，故無從比較。

關鍵詞：緩長記憶、ARMA 及 GARCH、部分差分模型、預測誤差

¹實踐大學財金系教授

²嶺東技術學院國企系副教授

³淡江大學財金系副教授

⁴淡江大學金融所研究生

壹、緒論

一、研究動機

所謂的緩長記憶 (long memory) 或稱長記憶，是指時間序列受過去或外來衝擊的影響會較定態序列久遠；它與定態序列同樣具有回復均值 (mean-reverting) 的特性，但其序列觀察值間的相依性隨時間的拉長有較緩慢的衰退，因此具有長期持續性 (persistence) 的現象。對外來衝擊而言，定態序列呈現較快的幾何衰退 (geometric decay) 而具有長記憶的序列則會呈較緩慢之曲線衰退 (hyperbolic decay)。因此，變數若具有緩長記憶，表示各期隨機衝擊對該變數的影響都會持續一段相當長的時間。

在財務經濟中，探討長期的資產報酬行為是一個重要的課題。如果資產報酬具有長記憶現象或是長期依存關係，則隨著時間經過，觀察值間會存在顯著的自我相關係數，由於觀察值彼此不獨立，則可藉著歷史報酬資料來預測未來的報酬，因而增加了獲得投機利潤的機率。因此，若是資產報酬有長記憶性，則代表該資產報酬違反了弱式效率市場 (weak form of the market efficiency) 中，當期報酬不會受到歷史報酬資料的影響之假設，資產報酬將可以依照歷史資料而預測。

在現今的金融市場中，股票市場扮演了一個重要的角色。因此，若是股票市場中存在長記憶性，對於投資人在選擇投資標的及決定投資期間的長短時，將會影響其投資決策之訂定，而一些以短記憶為基礎發展出的統計方法所作之實證結果，如資產價格模型的訂定、各模型的統計檢定即以各模型做預測的效率性等，也因此需要重新修正。本文嘗試以台灣、香港、南韓、馬來西亞及新加坡等亞洲開發中國家為研究對象，探討長記憶性是否普遍存在於每個股票市場之中。

二、研究目的

本文將以台灣、香港、南韓、馬來西亞及新加坡等開發中國家為樣本國家做

實證研究。利用各樣本資料配適“自迴歸移動部份整合模式”(autoregressive fractionally integrated moving average model, ARFIMA)模型以了解該市場是否具有長記憶性。由於現在的社會中，各項投資計畫之資金分配皆以全球配置為考量，且各種資訊傳遞迅速，所以投資資金在各國間的移動非常迅速。而藉著本文之研究結果來判斷各國股票市場之效率性，以提供投資大眾於制定投資組合決策時，影響資金配置的一項重要因素。另由各模型所作樣本外預測之預測誤差值來比較長記憶模型是否更能描述國際股票市場之特性。

綜合言之，由於時間序列可能不只有定態與否及整數差分之分別，因此本文之主要目的是藉由 ARFIMA 模型檢視亞洲五個開發中國家股票市場是否具有長記憶性及效率性，此可進一步提供投資大眾投資決策的參考。再者，本文亦另外透過樣本外預測之預測誤差值來比較長記憶模型是否更能描述國際股票市場之特性。

本文內容共分五部分：第一部分為緒論，說明研究動機與目的。第二部分為文獻回顧，回顧有關股市中長記憶現象之實證研究。第三部分為研究方法，介紹本研究所使用之計量模型，包括 ARIMA 模型、GARCH 模型及 ARFIMA 模型；第四部分為實證結果分析，說明本研究之實證分析資料來源與處理方法，並就本文實證結果加以分析說明。最後，第五部分為結論與建議。

貳、文獻回顧

自從 Granger (1986) Granger and Joyeux (1980) 及 Hosking (1981) 提出關於時間序列長記憶之 ARFIMA 模型，就有很多關於總體經濟變數或是財務變數是否存在長記憶性之研究，例如通貨膨脹率 (Ooms and Doornik (1999)) 總合產出 (Diebold and Rudebusch (1989)) 匯率 (洪茂蔚、鍾經樊及李丹 (1998)、姜麗貞 (1999)) 及期貨 (Barkoulas, Labys and Onochie (1999)) 等。而以下主要將針對探討股市中長記憶現象之文獻加以回顧。

陳慧玫（1998）以 1988 年 1 月 5 日至 1990 年 6 月 30 日之加權股價指數日資料為研究期間，利用“自迴歸移動部份整合模式”（ARFIMA）與“一般化自我迴歸條件異質變異數”（GARCH）來檢定，並以近似最大概似估計法來估計台灣股票市場，分析加權股價指數報酬率之長短期行為，而該研究其間為台灣股票市場處於飆漲之時期。經由實證結果發現股價指數報酬率存在有緩長記憶，亦即其部份差分參數顯著異於零，因此當時的台灣股票市場並不符合效率市場假說（efficient market hypothesis）而且股票報酬率也有條件變異不齊一現象。而由文中檢驗股票報酬率之絕對值與其他轉換形式之結果，顯示出報酬率之波動變異也具有強烈的依存關係。

Lo（1991）針對 Hurst（1951）提出，Mandelbrot（1972,1975）重新定義的 R/S 統計量（rescaled range 或是 range over standard deviation）發展出修正後 R/S 統計量（modified R/S）^{註1}。修正後 R/S 統計量改善了 R/S 統計量以短期依存為主的缺點，而能夠同時描述短期與長期依存。而作者再以 CRSP（Center for Research in Security Prices）中 1962 年 7 月 3 日至 1987 年 12 月 31 日共 6409 筆日資料，及 1926 年 1 月 30 日至 1987 年 12 月 31 日共 744 筆之月資料進行美國股票市場之長記憶分析。而由作者之實證結果發現，無法找出美國股市存在長記憶性之證據。

Cheung and Lai（1995）針對 Lo（1991）所作之研究，除了美國資料外，再加入 17 個股票市場之資料以驗證：1、Lo 之研究是否適用於其他市場或是只有美國市場；2、作者加入 GPH 檢定，即 Geweke and Porter-Hudak（1983）所提出針對長記憶模型的部分差分檢定以與修正後 R/S 之檢定比較；3、作者相對於 Lo 之分析名目股市報酬，在分析實質股市報酬的動態行為。作者對於各樣本國家皆採取 1970 年 1 月至 1992 年 8 月 MSCI 指數（Morgan Stanley Capital International Indexes）為資料來源。而以修正後 R/S 檢定結果為：在名目報

^{註1} $R_q = \hat{\sigma}_q^{-1} \left[\max_{1 \leq k \leq T} \sum_{t=1}^k (y_t - \bar{y}) - \min_{1 \leq k \leq T} \sum_{t=1}^k (y_t - \bar{y}) \right]$ ，此處 $\hat{\sigma}_q^2 = s^2 + 2T \sum_{j=1}^q \omega_{qj} r_j$ ； $\omega_{qj} = 1 - \frac{j}{q+1}$ ； $q < T$

酬部分，沒有國家在 5% 顯著水準下拒絕無長記憶之虛無假設。而在實質報酬部分，只有一個國家，即西班牙在 5% 顯著水準下拒絕無長記憶之虛無假設。至於以 GPH 檢定之結果：在名目報酬部分，有四個國家，即奧地利、義大利、日本及西班牙，發現有長記憶。至於在實質報酬部分，則有五個國家，即奧地利、比利時、義大利、日本及西班牙，發現有長記憶。再比較修正後 R/S 檢定與 GPH 檢定，似乎部分差分檢定較偏向拒絕無長記憶之假設，但這種結果仍然不是很普遍的現象。

Beveridge and Oickle (1997) 利用 Toronto Stock Exchange 的日報酬資料來進行實證分析。首先，爲了決定使用短記憶或是長記憶來描述日報酬，因此將資料在剔除掉非交易日後，分成五個期間來進行分析，利用 SIC (Schwartz information criterion) 準則選取最適 ARIMA 模型來進行預測。結果顯示所有樣本的長記憶參數都是存在的，事實上，只有 40% 的估計模型有短記憶係數。

接著爲衡量長記憶影響的重要性，由於公司規模大小是很重要的因素，因此依照各公司股票的期初資本市場價值來作分類。在前三期將公司規模分爲兩類，而在後兩期則將公司分爲四類。由實證結果顯示，只有最小的公司在最近一期有短記憶現象，也就是平均說來，長記憶參數 d 的估計是顯著的。因此，在加拿大的股票日報酬中，是存在有長記憶特性的。

Koong, Tsui and Chan (1997) 依照下列準則：1、能否取得可靠的股市資料；2、市場的成熟度；及 3、外國投資者的進入難易，選取了澳洲、香港、新加坡及日本等 4 個太平洋地區的國家，利用了修正後 R/S 檢定、GPH 檢定及修正後 GPH 檢定來作股票市場長記憶的實證。在修正後 R/S 檢定方面，在 5% 顯著水準下，只有澳洲拒絕無長記憶之虛無假設，而在 GPH 檢定及修正後 GPH 檢定方面，在 5% 顯著水準，甚至是 10% 顯著水準下，都無法拒絕無長記憶之虛無假設。其結果與 Lo (1991) 一致。

Barkoulas, Baum and Travlos (2000) 以 1981 年 1 月 7 日至 1990 年 12 月 27 日之週資料爲研究期間，利用“自迴歸移動部份整合模式”(ARFIMA) 來

檢定希臘股票市場之報酬並以光譜迴歸 (spectral regression) 法來分析其報酬率之長短期行為。經實證結果發現，長記憶現象存在於希臘股票市場這個新興資本市場 (emerging capital market) 而為說明市場效率性，作者亦以此模型進行股票市場之預測，結果發現該模型之預測績效較其他線性模型或隨機模型更為準確。

Grau-Carles (2000) 選取了 The Dow Jones (DOW) 、the Standard & Poor 500 (SP500) the FTSE the NIKKEI 及 the Indice General de la Bourse Madrid (IGBM) 等五種股價指數的日資料來做分析，前四種股價指數為相對較大之市場，第五種股價指數則為相對較小之市場。而為了比較利用不同國家及不同方法所做的結果，作者以 R/S 檢定、修正後 R/S 檢定及 ARFIMA 估計等方法做分析。一般較常發現報酬本身無序列相關，但其絕對值或指數轉換則有長期相關。因此對於報酬的絕對值項與平方項之研究也與報酬之長記憶性有關，因為投資人不但會受投資跡象影響，也會受到報酬絕對值的衡量影響。所以作者不但對於報酬本身做分析，也對報酬之平方項及絕對值項進行分析。

結果顯示在以傳統 R/S 分析中，所有報酬項的參數估計值顯示不具有長記憶，但在報酬絕對值項及報酬平方項，則具有長記憶。而所有例子中，除了 FTSE 外，報酬絕對值項的相關性皆較平方項為強。而以修正後 R/S 估計之結果，一般為報酬項無長期相關，報酬平方項及絕對值項則有長記憶現象，除了 NIKKEI 之報酬項在 5% 顯著水準下顯著，表示有長記憶，而 FTSE 則是在報酬平方項並無拒絕虛無假設，即沒有長記憶。至於在 ARFIMA 模型參數 d 之估計方面，除了 FTSE 之報酬平方項外，其餘模型皆顯著，表示具有長記憶。而由分析結果顯示，作者所選取的模型及方法彼此間並無一致性。

由以上的回顧可知，不論是處理單一國家股市或是跨國股市，其對長記憶性的結論仍未達一致的結論。顯示不論從研究方法論及資料期間或股市的選擇皆仍存在討論的空間。職是之故，本文選擇亞洲幾個經濟發展程度近似的國家為研究標的並採用非整數的部分差分參數模型 (ARFIMA) 以期更能描述變數的性質以杜

絕過分差分的情形。在資料的時間選取，我們將亞洲金融風暴期間納入，以期捕捉金融風暴的影響。

參、研究方法

一、單根檢定

經濟變數之時間序列可劃分成定態與非定態時間序列兩種。若外來的衝擊對於時間序列只會存在暫時的影響，隨著時間的經過，衝擊的效果將逐漸消失，使得時間序列重新回到長期的平均水準，則此序列稱為定態(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仍然存在，表示此時間序列具有長久的記憶，則稱此變數為非定態(nonstationary)的時間序列。

而以往的實證研究大多採用傳統的迴歸分析方法如普通最小平方法(OLS)與一般化最小平方法(GLS)，其皆假設誤差項必須滿足白噪音的條件。所以，當經濟變數之時間序列不符合定態時，使用傳統的檢定方法將容易棄卻變數之間沒有相關的虛無假設，Granger and Newbold (1974) 稱此種情況為「假性迴歸」(spurious regression)。因此，在進行實證分析之前，將先檢定資料為定態或是非定態的屬性，而目前學者使用較多且較普遍的為單根檢定方法。本文分別採用考慮由 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)；及另一由 Phillips(1986)與 Phillips and Perron (1988)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的 Phillips-Perron (PP) 單根檢定法。其採用迴歸 AR(1)模型所得到之殘項值來修正 Dickey-Fuller 檢定法之 t 統計量，並將模式擴充到包含漂浮項和時間趨勢項的模型，其與 Dickey and Fuller(1979)所得到的極限分配相同。

ARIMA 模型只能適用在定態(stationary)的時間數列，一個定態的時間

序列需有一固定的平均值、變異數和自身相關函數，在應用 ARIMA 模型之前，必須將非定態序列轉為定態序列。

二、異質變異數時間序列模型

傳統的經濟模型與時間序列模型，在處理資料時，一般都假設誤差項之變異數為固定值，表示風險並不會隨著時間而改變，亦即誤差項之變異數不會隨著時間的經過而改變。但從實證分析的結果看來，有很多財務的時間序列資料，並不符合上述假設，因此此假設的合理性受到許多學者的質疑。Mandelbrot (1963) 利用股價資料進行研究，結果發現股票價格的變動並不符合常態分配，而是呈現高狹峰及尾部肥厚 (fat-tail) 的現象，且股價的變動具有自我相關現象。另外可以發現若是當期的股價發生大幅度的波動，往往在下一期時也會有大幅度的股價變動，反之亦然，所以存在波動群聚 (volatility clustering) 及股價報酬變異隨時間改變的事實。

為解決此種變異數固定的不合理假設，Engle (1982) 提出自我迴歸條件異質變異數模型 (autoregressive conditional heteroscedasticity model, ARCH)，允許條件變異數在隨機過程中，具有隨時間而改變的現象，因此不僅成功的捕捉到時間序列資料的特性，而且對於時間序列資料之變異數更能加以預測。Engle 以此模型分析英國的通貨膨脹率，得到更準確的預測。

繼 Engle 提出分析模式後，Bollerslev (1986) 修正了 ARCH 模型中的條件變異數方程式，將移動平均 (moving average) 的部分，亦即將落後期的條件變異數模型加入 ARCH 模型予以擴充成較一般化的 ARCH 模型，稱之為一般化自我迴歸條件異質變異數模型 (generalized ARCH Model, GARCH) (GARCH 模型較 ARCH 模型在條件變異數的結構設定上更具有彈性，同時，也使得模型在參數估計時更加精簡，而且 Bollerslev 發現將 GARCH 模型應用在美國通貨膨脹率之波動性發現其比 ARCH 模型更加具有解釋能力。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。

在迴歸式中，殘差項必須是白噪音或是有線性相關，其平方項才不會受到干擾，所以在探討是否有 ARCH 家族效果的檢定時，一定要先確定殘差項沒有序列相關。檢定時採用 Ljung-Box Q 檢定^{註2}。

三、ARFIMA(p, d, q)模型

Granger and Joyeux (1980) 及 Hosking (1981) 首先提出部分差分模型。由於一般模型對於時間序列變數多採二分法，即定態序列 $I(0)$ 或是非定態時間序列而採取整數差分（即 $d = 1, 2, 3, \dots$ 等情況）的方式來處理變數，但這種方法將造成部分差分數列因被過度差分（over-differenced）而使得時間序列的長期特性被消除。因此其建議放寬 d 為非負整數的限制，認為採用非整數的部分差分參數 d 模型更能描述變數的性質，因此發展出部分差分自我迴歸移動平均模型（Autoregressive Fractional Integrated Moving Average Model of Order (p, d, q), ARFIMA(p, d, q)）此模型較 ARIMA 模型更具一般性。

ARFIMA(p, d, q)模型主要是用來研究平均數為 μ_t 的單一變數時間數列 y_t 是否具有長期記憶性（long memory）之的統計分析方法，其可以表示成：

$$\Phi(L) (1-L)^d (y_t - \mu_t) = \Theta(L) \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (1)$$

彼此間主要的差異在於 ARFIMA(p, d, q)模型中， d 是實數， $(1-L)^d$ 是部分差分運算子(the fractional difference operator)，其可以以二項展開式式表示成下式：

$$(1-L)^d = \sum_{j=0}^{\infty} \delta_j L^j = \sum_{j=0}^{\infty} \binom{d}{j} (-L)^j \quad (2)$$

如果單一變數時間序列符合此部分差分模型的設定時，則稱 $z_t = y_t - \mu_t$ 為 d 階部分差分整合級次（fractional integration of order d , $FI(d)$ ）。

^{註2} 檢定步驟參照 Engle (1982)。

Granger (1980) 與 Hosking (1981) 指出若 $d < 0.5$ ，則平均數為零且為 ARFIMA(p, d, q) 過程的 z_t 會收斂成共變異定態，而且可以轉換成無限期移動平均多項式，則第 k 期自我相關函數 γ_k 會以雙曲線型態的方式下降， $\gamma_k \sim c k^{2d-1}$ ， $k \rightarrow \infty$ ，其中 c 定義為有限的非零常數項。當 $0 < d < 0.5$ ，表示此 ARFIMA(p, d, q) 過程具有緩長記憶，其在零附近的光譜密度函數 $f_z(w)$ 呈現雙曲線型態，亦即 $\lim_{w \rightarrow 0} f_z(w) w^{2d}$ 存在，且為有限項而非發散的函數。而 $\lim_{T \rightarrow \infty} \sum_{j=0}^T \rho_j = \lim_{T \rightarrow \infty} \sum_{j=0}^T |\rho_j| \rightarrow \infty$ 表示此時，時間序列的自我相關係數即使落後期間的很長，仍不夠小，不能忽略不計，具有長期跨時距的相依性（或稱持續性）。若 $-0.5 < d < 0$ ，則此序列的自我相關係數函數之倒數呈雙曲線下降，即此序列具有中等記憶性（intermediate memory）或過度差分（overdifferenced），為一無持續性（antipersistence）的短記憶過程（Brockwell and Davis(1993)、Chung and Baillie(1993)及 Chang and Dickey(1994)）。

當 $d > -1$ 時，會使時間序列的過程成為可逆的過程（Odaki(1993)）而所謂的可逆條件是指當 T 趨近無限大時，以 $AR(\infty)$ 為基礎向前一期預測的均方誤 $MSE(\hat{z}_{t|T})$ 會收斂到誤差變異數 σ_ε^2 。而以 $AR(\infty)$ 形態所表示的時間序列 z_t 為：

$$z_t = \sum_{j=1}^{\infty} \pi_j z_{t-j} + \varepsilon_t \quad (3)$$

以常用的表示法來看，即是：

$$\Pi(L) = \sum_{j=0}^{\infty} \pi_j L^j = \Theta(L)^{-1} \Phi(L) (1-L)^d \text{ 且 } \pi_0 = 1$$

就 $d > 0$ 而言， $\Pi(1) = 0$ ，表示模式中在存在有一個 AR 的單根。至於在預測時，將樣本期間之前的值 ($z_j, j < 0$) 全部都設定為零，而對於各期均採用相同的預測，也就是單純的預測 (naive forecasts) 因此觀察值從無限期前即為已知，而形成最適的預測，以此種相同的向前一期的預測誤差做為單純的殘差（以 $\tilde{\varepsilon}_t$ 來表示）即可將 $(1-L)^d$ 的係數 δ_j 表示成：

$$\delta_0=1 \text{ 且 } \delta_j = \prod_{0 \leq k \leq j} \frac{k-1-d}{k}, \quad j=1,2,\dots \quad (4)$$

因此在 EML(exact maximum likelihood)及 MPL(modified profile likelihood)的估計上，必須要有 $d > -1$ 的限制。

z_t 以 AR 來表示，雖然在 $-1 < d \leq -0.5$ 時，模型是可逆的，但 z_t 若以 MA 來表示：

$$z_t = 1 + \sum_{j=1}^{\infty} \psi_j \varepsilon_t = \Psi(L)\varepsilon_t = \Phi(L)^{-1}(1-L)^{-d}\Theta(L)\varepsilon_t \quad (5)$$

$\Psi(1) = 0$ 中，仍然會有一個 MA 的單根存在。因此在 NLS(nonlinear least squares)估計時， $-1 < d \leq -0.5$ 的範圍應被排除在外。

而就 $d < 1$ 而言， j 趨近於無限大時， $\Psi(j)$ 會趨近於零，干擾在時間序列的過程中只具有短暫的效果，所以此過程具有回復均值的特性，而當 $-0.5 < d < 1$ 時， $\psi_k \sim ck^{d-1}$ 。

因此當部分差分模型參數 d 介於 0.5 至 -0.5 之間時，該模式才為一定態且 ARMA 項皆為可逆的過程並具有回復均值的特性。

An and Bloomfield(1993)針對具有定態 ARFIMA 誤差的迴歸式提出其修正近似概似函數：

$$\log L_M(d, \phi, \theta) = c + \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{2}\right) \log |R| - \frac{1}{2} \log |X'R^{-1}X| - \left(\frac{T-k-2}{2}\right) \log \hat{z}'R^{-1}\hat{z}$$

An and Bloomfield 的蒙地卡羅實驗以及 Hauser(1999)證明在簡單的 ARFIMA(1, d , 1)模型下，MPL 可以減少 $\hat{d}$ 的偏誤使得在有限樣本下能夠得到更精確的結論。Hauser(1999)在 MPL 估計式中使用以 OLS 估計出來的 β 值以減少計算 $\hat{z} = Y - (X'X)^{-1}X'Y$ 的次數。

針對相似具有序列相關分配的高斯線性迴歸概似函數分析，有數種修正的高階漸近法，Laskar and King(1998)參考 Tunnicliffe-Wilson(1989)的作法，提供包含邊際概似值的概觀並參考 Cox and Reid(1993)的作法提供漸近的條件近似概似式，但此與 Cox and Reid(1993)的 MPL 差別並不大。

本文根據 Beran(1995) 的非線性最小平方估計式 (the nonlinear least-squares estimator, NLS) 來近似正確最大概似估計式，此方法也適用於 $d > 0.5$ 的非定態 ARFIMA 過程，此近似對數概似函數可以表示為：

$$\log L_A(d, \phi, \theta, \beta) = c - \frac{1}{2} \log \frac{1}{T-k} \sum_{i=2}^T \tilde{\epsilon}_i^2 \quad (6)$$

$\tilde{\epsilon}_i$ 是由(6)式模型使用單純預測方法所推出向前一期的預測誤差。Beran(1995) 證明在此方法下，具有參數 (d, ϕ, θ) 的估計式是常態分配且是漸近有效的分配。

肆、實證結果與分析

一、資料來源

本文以台灣 (Weighted Share Price Index)、香港 (Hang-Seng Bank Index)、南韓 (Korea Comp. Exchange Index)、馬來西亞 (KLSE Stock Exchange Index) 及新加坡 (Straits Times Industrials share Index) 等五個地區的股票市場為研究對象，探討各地股市內是否存在有長記憶特性。因此，本研究蒐集樣本地區股票市場之每日收盤指數，將其處理為股票市場報酬率以進行分析。各樣本原始資料均取自於教育部 AREMOS 國際金融市場統計資料庫 (GERFIN) 之日資料，樣本期間為 1997 年 1 月 7 日至 2000 年 12 月 21 日，非交易日將予以剔除。

二、資料處理

本研究將樣本期間分成兩段，前段期間為樣本內期間，後段期間則為樣本外期間。我們將利用樣本內期間進行各模型之參數估計，再以估計之模型來進行樣本外期間之預測。由於各地區股市的假日不一致，而本文將樣本外期間固定為四期，因此各地區的樣本內期間將不盡相同，也就是各地區用來進行模型估計的樣本數將不完全一致。

本文實證是以股票市場報酬率進行分析，而股價指數報酬率是將股價指數取

自然對數後，經過一階差分再乘以 100 來表示： $R_{i,t} = (\ln P_{i,t} - \ln P_{i,t-1}) \times 100$ ，其

中， $R_{i,t}$ ：為第 i 國第 t 期的日報酬率。 $P_{i,t}$ ：為第 i 國第 t 期的收盤股價指數； $\ln P_{i,t}$

為收盤指數取自然對數。 $P_{i,t-1}$ ：為第 i 國第 $t-1$ 期的收盤股價指數。

【表 1】顯示各國股市日報酬率樣本之樣本數、平均數、標準差、偏態係數、峰態係數及 Jarque-Bera 的常態分配檢定統計量。由表可知，各國股市的平均日報酬率皆小於百分之一，以香港為最高，而台灣、南韓、馬來西亞及新加坡之平均股市報酬率則皆為負的。就各國股市日報酬率之標準差而言，以新加坡股市的 1.8043% 為最低，南韓股市的 2.8162% 為最高。另外，各國股市日報酬率資料之偏態係數及峰態係數皆呈現不對稱且肥尾之現象，同時經 Jarque-Bera 之常態分配檢定，發現各國股市之 JB 統計量在顯著水準為 5% 下大於自由度為 2 之卡方統計量 5.99，顯示拒絕各國股市日報酬率為常態分配的假設。

【表 1】開發中國家股市報酬率之基本統計量

	台灣	香港	南韓	馬來西亞	新加坡
樣本數	978	977	978	983	994
平均數	-0.0359	0.0107	-0.0250	-0.0572	-0.0159
標準差	1.8230	2.2930	2.8162	2.5179	1.8043
偏態係數	-0.1027	0.2311	0.0268	0.5587	0.3112
峰態係數	0.3697	7.2583	1.2846	21.1158	6.0014
JB	230.556***	2153.344***	67.363***	18313.467***	1507.759***

附註：*、**及***分別表示 10%、5% 及 1% 之顯著水準。

在進行實證模型估計之前，先對各變數進行單根檢定。本節利用一般實證常用的 Augmented Dickey-Fuller (ADF) 和 Phillip-Perron (PP) 兩種單根檢定法來檢定是否具有單根。結果顯示皆為 $I(1)$ ^{註 3}。

三、模型之配適

在確定股市報酬率為定態序列後，本文將對各國股市報酬率進行 ARMA(p, q)

^{註 3} 為節省篇幅，詳細結果予以省，有需要的讀者可與作者聯絡。

模型各參數之估計，其中 $p=0,1,2$ ，而 $q=0,1,2$ 。本文先從單一國家的各個模型選出每一參數都顯著的模型，若同時有好幾個模型符合，在從這些模型中選出 AIC 值最小的模型，而這個模型也就是該國的 ARIMA 模型。再從中選出一最適模型以進行樣本外預測，其結果如下：

【表 2】各地區之 ARMA 最適模型

台灣	香港	南韓	馬來西亞	新加坡
ARMA(2,2)	ARMA(2,2)	ARMA(2,0)	ARMA(3,3)	ARMA(1,0)

由於馬來西亞在 ARMA(0,0)到 ARMA(2,2)間無法挑選出一最適模型，故擴充估計到 ARMA(3,3)。

在選取各國最適模型後，本文針對各模型進行殘差分析，採用 Ljung-Box 的 Q 檢定，結果如【表 3】。

【表 3】開發中國家股市報酬率配適 ARIMA 模型後之殘差項分析

	台灣	香港	南韓	馬來西亞	新加坡
ϵ_t 之 Q(10)	8.80	6.22	9.17	5.42	7.11

由上表發現，各國所選出的模型均不能拒絕殘差項為白噪音的虛無假設。再者，依照之前所選取之 ARMA 模型，進行 ARMA(p,q)-GARCH(1,1)模型之估計。

四、ARCH 效果之檢定

在估計 GARCH(1,1)模型前，必須先檢定各地區股市報酬率之殘差項是否存在 ARCH 現象，我們依照配適後之 ARMA(p,q)模型的殘差，採用 Ljung-Box 之 Q 檢定，對日報酬率所產生殘差項平方做序列相關檢定，若殘差項平方具有序列相關，即為 ARCH 效果存在。在【表 4】中，各國的殘差平方項皆有顯著的序列相關，表示各國股市皆存在有 ARCH 效果，因此本文將繼續做 GARCH 模型之估計。另外本文也採用 LM (Lagrange Multiplier) 統計量來檢定 ARCH 效果。

【表 4】開發中國家股市報酬率之殘差平方項分析

	台灣	香港	南韓	馬來西亞	新加坡
ε_t^2 之 Q(20)	184.67***	330.59***	186.51***	353.25***	295.02***
ε_t^2 之 Q(40)	260.60***	371.81***	298.36***	374.97***	303.54***
ε_t^2 之 Q(60)	269.50***	438.01***	312.44***	377.77***	347.20***
LM(20)	65.90***	169.85***	41.78***	180.59***	84.91***

附註：*、**及***分別表示 10%、5%及 1%之顯著水準。

二、模型之估計

由於之前各國所選取之 ARIMA 最適模型不同，因此各國配適之 ARMA(p,q)-GARCH(1,1)模型也不同。而各國所用來估計參數的模型將如下所示：

1、台灣： $y_t = b_0 + b_1 y_{t-1} + b_2 y_{t-2} + b_3 \varepsilon_{t-1} + b_4 \varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t$

2、香港： $y_t = b_0 + b_1 y_{t-1} + b_2 y_{t-2} + b_3 \varepsilon_{t-1} + b_4 \varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t$

3、南韓： $y_t = b_0 + b_1 y_{t-1} + b_2 y_{t-2} + \varepsilon_t$

4、馬來西亞： $y_t = b_0 + b_1 y_{t-1} + b_2 y_{t-2} + b_3 y_{t-3} + b_4 \varepsilon_{t-1} + b_5 \varepsilon_{t-2} + b_6 \varepsilon_{t-3} + \varepsilon_t$

5、新加坡： $y_t = b_0 + b_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$

而由以上各國 GARCH 模型所估計出來的參數值，將列於【表 5】

【表 5】開發中國家 ARIMA-GARCH 模型的參數估計值^{註 4}

	台灣	香港	南韓	馬來西亞	新加坡
b_0	0.07	0.22	-0.04	-0.11	-0.01
b_1	-0.48*	-1.22***	0.11***	-1.16***	0.18***
b_2	-0.35	-0.49***	-0.07**	-0.41*	NA
b_3	0.54**	1.32***	NA	0.31**	NA
b_4	0.44*	0.55***	NA	1.33***	NA
b_5	NA	NA	NA	0.68***	NA
b_6	NA	NA	NA	-0.15	NA
a_0	0.26***	0.13***	0.21**	0.17***	0.07***
a_1	0.15***	0.11***	0.15***	0.19***	0.15***
β_1	0.78***	0.87***	0.84***	0.79***	0.84***

^{註 4} GARCH(p,q)的模型結構如下： $y_t = x_t b + \varepsilon_t$ ， $\varepsilon_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, h_t)$ ，

$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j}$ 。本文設定(p,q)為(1,1)。

最大似函數值	-1000.049	-1167.176	-1427.611	-1101.530	-919.365
--------	-----------	-----------	-----------	-----------	----------

附註：同【表 4】

由以上各國之實證結果發現，各國參數之估計皆符合 GARCH 模型之限制條件，即 α_0 、 α_1 及 β_1 皆為正值且都顯著，而 α_1 加 β_1 小於 1 之條件。再由模型配適後之殘差平方項分析發現，各國殘差平方項皆不顯著，表示此模型能夠解釋股市報酬之波動現象。因此，我們將以這些 GARCH 模型，對各國進行樣本外之預測。

五 ARFIMA 模型實證結果

（一）、長記憶性的 Robust 檢定

資產報酬是否具有長記憶的特性，會影響模型預測的結果，並逐漸受到財經學者的重視；Mandelbrot（1972）年首先考慮資產報酬中可能含有持續性相關，並指出 R/S 分析（Rescaled Range Analysis）相對於自我相關分析、變異數比檢定或光譜分析等檢定方法更適合用來區分長期相關與一般序列相關的差異。

在配適 ARFIMA 模型的過程中，雖然可以藉由部分差分係數 d 是否顯著異於零來檢視該序列是否具有長記憶性，但其無法在模型配適前先行檢定，所以本文採用 Robust 檢定於模型配適前即先行檢定各國股市報酬率的序列是否具有長記憶性，其檢定的結果列表如下：

【表 6】開發中國家股市報酬率之 R/S 統計量

	台灣	香港	南韓	馬來西亞	新加坡
$R_0 / \sqrt{T}$	22.916	21.821	23.063	19.358	21.987

Lo(1991)計算出在 95%的信賴水準下，其修正後 R/S 檢定統計量的信賴區間是 (0.809, 1.862)，由上表可知各國的股市報酬率均拒絕序列為隨機獨立分配的虛無假設而支持序列具有長期依存關係的對立假設。

(二)、模型之配適

在做過 Robust 檢定後，各國股市似乎都存在有長記憶現象，因此本文針對各國股市報酬率進行 ARFIMA(0,d,0)至 ARFIMA(2,d,2)之間各參數之估計，再以參數 d 是否顯著來判斷該國是否真存在有長記憶現象。而各國之估計結果【附錄一，僅列出 d 具顯著性的國家】。

(三)、模型之選取

接下來必須從之前各國所配適的眾多模型中，選出各國最適的 ARFIMA 模型。本文先從單一國家的各個模型選出每一參數都顯著的模型，若同時有好幾個模型符合，在從這些模型中選出 AIC 值最小的模型，而這個模型也就是該國的 ARFIMA 模型。而在 ARFIMA 模型中，主要是以參數 d 來捕捉股市報酬率的長記憶特性，因此，若是參數 d 顯著，則表示該國股市具有長記憶現象，若參數 d 不顯著，則表示該國股市不具有長記憶現象。而根據這些原則，本文針對各國所選取的 ARFIMA 模型將如【表 7】所示。由以上各國之實證結果顯示台灣、香港及馬來西亞的股市不具有長記憶性；而南韓及新加坡則具有長記憶性(地區之參數 d 皆介於-0.5 與 0.5 之間)。

【表 7】各地區之 ARFIMA 的最適模型

台灣	NA
香港	NA
南韓	ARFIMA(0,0.045,0)
馬來西亞	NA
新加坡	ARFIMA(0,0.125,0)

六 預測績效衡量

在本文中，我們將利用絕對平均誤差(MAD)及均方誤差(RMSE)兩種指標來衡量各模型之預測績效。經由之前三個模型(ARMA、GARCH、ARFIMA)的配適之後，分別以配適模型做四期的樣本外預測，各模型預測之預測誤差如下：

【表 8】開發中國家各模型之預測績效

	台灣			香港		
	ARMA	GARCH	ARFIMA	ARMA	GARCH	ARFIMA
RMSE	2.04	2.27	NA	1.84	1.32	NA
MAD	1.77	1.95	NA	1.50	1.18	NA
	南韓			馬來西亞		
	ARMA	GARCH	ARFIMA	ARMA	GARCH	ARFIMA
RMSE	2.10	1.81	1.83	1.04	1.08	NA
MAD	1.93	1.51	1.54	0.89	0.83	NA
	新加坡					
	ARMA	GARCH	ARFIMA			
RMSE	1.21	1.26	1.27			
MAD	1.13	1.21	1.17			

由上列結果得知，不論就 RMSE 部份或是 MAD 部份，雖然 ARFIMA 模型的預測誤差不是最小的，但與其他模型之差距並不大，因此我們仍然認為 ARFIMA 模型還是適合用來描述這些國家的股市報酬行為，亦即在這些股票市場中，存在有長記憶的現象。而台灣、香港、馬來西亞的股市因不具長記憶的現象，故無從比較。

伍、結論與建議

一、結論

本文主要在研究開發中國家股票市場是否具有長記憶性，以部分差分模型（ARFIMA）來估計參數 d 。另外，亦對股市報酬配適 ARMA 及 GARCH 模型，再以樣本外預測之結果來比較模型對於股市報酬行為能否有較佳的描述。

由實證結果可以發現，南韓及新加坡，在部分差分模型中，參數 d 顯著，顯示其股票市場具有長記憶性，並且以 ARFIMA 模型所作之預測誤差與其他模型之預測誤差相差不大。因此 ARFIMA 模型適合用來解釋這些地區的股市報酬行為。而在台灣、香港及馬來西亞方面，由於 ARFIMA 模型中 d 參數不顯著，因此沒有長記憶現象，無法以 ARFIMA 模型預測，故無從比較。

而由實證結果得知，股票市場具有長記憶性的國家在本文研究期間內，其股票市場並不具有效率性，而沒有長記憶現象的國家則表示在這段期間內，其股票

市場是有效率性的。而投資人在制定資金運用計畫時，可以多加考慮各國股票市場之特性以決定其投資標的，並且因應各不同特性之市場規劃其避險策略及投資方向。至於本研究之實證結果與之前文獻探討中的結論有所出入，其原因可能在於 1、本研究之實證期間選取與其他研究之期間不同，故結論無法完全一致；2、各市場發展至今，可能較之前其他研究之研究期間發展更為成熟，因此市場更具效率性，長記憶現象已不復存在。

而由本文之實證結果可以更加確定，時間序列確實不只有定態與否及整數差分之分別，還能夠擴充至部分差分模型，如此一來，許多有關時間序列的研究將需要重新修正，並且未來若有關於時間序列模型之研究，將不只侷限於整數差分模型，研究範圍將更加擴大。因此將能夠對於數列做出更完整之描述，更能精確地捕捉各時間序列獨特的性質。

二、後續研究建議

經由上述研究結果，對於後續有關長記憶現象之研究，有下列幾個方向可供參考：

- 1、可以分別針對個別公司及其加入之總合股價指數做長記憶現象之探討，以了解是否會因為總合的關係使得個別公司的股價指數報酬率之特性因而模糊消失了。
- 2、可以嘗試針對規模大小不同的公司進行長記憶特性之檢定，以探討不同規模的公司其股市效率性否因而不同。
- 3、在估計 ARFIMA 模型後，再針對股市報酬率之變異數異質性特性做進一步的探討，也就是繼續做 ARFIMA-GARCH 模型之研究。

參考文獻

一、中文部分

1. 洪茂蔚、鍾經樊及李丹（1998），「美元對台幣匯率的緩長記憶」，*管理學報*，第 15 卷第 3 期，455-472。
2. 姜麗貞（1999），「實質匯率定態性質之研究」，淡江大學國際企業研究所未出版碩士論文。
3. 陳慧玫（1998），「台灣股票市場報酬率之緩長記憶—ARFIMA-GARCH 模型」，*台北商專學報*，第 50 期，51-64。

二、英文部分

1. An, S. and P. Bloomfield (1993), "Cox and Reid's modification in regression models with correlated errors. Discussion Paper, Department of Statistics," *North Carolina State University*, Raleigh, NC 27695-8203, U.S.A.
2. Barkoulas, J. T., C. F. Baum., and N. Travlos (2000), "Long memory in the Greek stock market," *Applied Financial Economics*, 10:177-184.
3. Barkoulas, J. T., W. C. Labys., and J. I. Onochie (1999), "Long Memory In Futures Prices," *The Financial Review*, 34:91-100.
4. Beran, J. (1995), "Maximum likelihood estimation of the differencing parameter for invertible short and long memory autoregressive integrated moving average models," *Journal of the Royal Statistical Society*, 57:659-672.
5. Beveridge, S. and C. Oickle (1997), "Estimating fractionally integrated time series models," *Economics Letters*, 43:137-142.
6. Bollerslev, T., (1986), "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity," *Journal of Econometrics*, 31:307-328.
7. Chang, M. C. and D. A. Dickey (1994), "Recognizing overdifferenced time series," *Journal of Time Series Analysis*, 15:1-18.
8. Cheung, Y. W. and K. S. Lai (1995), "A search for long memory in international stock market returns," *Journal of International Money and Finance*,

- 14(4):597-615.
9. Chung, C. F. and R. T. Baillie (1993), "Small sample bias in conditional sum-of-squares estimators of fractionally integrated ARMA models" *Empirical Economics*, 18:791-806.
10. Cox, D. R. and N. Reid (1993), "A note on the calculation of adjusted profile likelihood," *Journal of the Royal Statistical Society, Series B* 49:467-471.
11. Engle, R. F. and C. W. J. Granger (1987), "Cointegration and error correction: representation, estimation and testing," *Econometrica*, 55:251-276.
12. Engle, R. (1982), "Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation," *Econometrica*, 50:987-1008.
13. Geweke, J. and S. Porter-Hudak (1983), "The estimation and application of long memory time series models," *Journal of Time Series Analysis*, 4:221-238.
14. Granger, C. W. J. (1986), "Developments in study of cointegrated economic variables," *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 48:213-228.
15. Granger, C. W. J. and P. Newbold (1974), "Superior Regressions in Econometrics," *Journal of Econometrics*, 12:111-120.
16. Granger, C. W. J. and R. Joyeux (1980), "An introduction to long-memory time series models and fractional differencing," *Journal of Time Series Analysis*, 1:15-29.
17. Grau-Carles, P. (2000), "Empirical evidence of long-range correlations in stock returns," *Physica*, A287:396-404.
18. Hauser, M. A. (1999), "Maximum likelihood estimators for ARMA and ARFIMA models: A Monte Carlo study," *Journal of Statistics Planning and Inference*, 80:229-255.
19. Hosking, J. R. M. (1981), "Fractional differencing," *Biometrika*, 68:165-176.
20. Koong, C. S., A. K. Tsui., and W. S. Chan (1997), "On tests for long memory in Pacific Basin stock returns," *Mathematics and Computers in Simulation*, 43:445-449

21. Laskar, M. R. and M. L. King (1998), "Modified likelihood and related methods for handling nuisance parameters in the linear regression model," Discussion Paper 5/98, Department of Econometric and Business Statistics, Monash University, Clayton, Victoria 3168, Australia.
22. Lo, A. W. (1991), "Long-term memory in stock market prices," *Econometrica*, 59(5):1279-1313.
23. Mandelbrot, B. (1963), "The Variation of Certain Speculative Prices," *Journal of Business*, 36:394-419
24. Mandelbort, B. B. (1972), "A statistical methodology for non-periodic cycles: from the covariance to R/S analysis," *Annals of Economic and Social Measurement*, 1:259-290.
25. Mandelbort, B. B. (1975), "Limit theorems on the self-normalized range for weakly and strongly dependent processes," *Zeitschrift fur Wahrscheinlichkeitstheorie und Verwandte Gebiete*, 27:1-285.
26. Odaki, M. (1993), "On the invertibility of fractionally differenced ARIMA processes," *Biometrika*, 80:703-709.
27. Ooms, M., and J. Doornik (1999), "Inference and Forecasting for Fractional Autoregressive Integrated Moving Average Models, with an application to US and UK inflation," *Econometric Institute Report*, 9947/A.
28. Phillips, P. and P. Perron, (1988) "Testing for a unit root in time series regression," *Biometrika*, 75:335-346.
29. Phillips, P., (1986), "Understanding spurious regressions," *Journal of Econometrics*, 33:311-340.
30. Said, S. and D. Dickey (1984), "Testing for Unit Roots in Autoregressive Moving Average Models of Unknown Order," *Biometrika*, 71:599-607.
31. Tunncliffe-Wilson, G. (1989), "On the use of marginal likelihood in time series model estimation," *J. Royal Statistical Society*, B51:15-27.

附錄一

【表 1】南韓 ARFIMA 模型的參數估計值

ARFIMA(p,d,q)模型	d	ϕ_1	ϕ_2	θ_1	θ_2	AIC
(0,d,0)	0.045* (1.64)					4784.222
(0,d,1)	-0.053 (-1.60)			0.174*** (3.94)		4773.189
(0,d,2)	-0.023 (-0.47)			0.138** (2.31)	-0.042 (-0.94)	4774.275
(1,d,0)	-0.055 (-1.41)	0.164*** (3.19)				4775.354
(1,d,1)	-0.038 (-1.02)	-0.151 (-0.76)		0.307* (1.75)		4774.608
(1,d,2)	0.142 (1.29)	0.560*** (5.28)		-0.589*** (-4.15)	-0.127*** (-3.22)	4772.133
(2,d,0)	NA	NA	NA	NA	NA	NA
(2,d,1)	0.060 (0.55)	0.610*** (2.99)	-0.132 (-4.14)	-0.555* (-1.94)		4774.285
(2,d,2)	0.086 (0.59)	0.515** (1.98)	-0.018 (-0.07)	-0.486* (-1.89)	-0.117 (-0.44)	4776.093

【表 2】新加坡 ARFIMA 模型的參數估計值

ARFIMA(p,d,q)模型	D	ϕ_1	ϕ_2	θ_1	θ_2	AIC
(0,d,0)	0.125*** (4.45)					3962.651
(0,d,1)	0.021 (0.59)			0.167*** (3.82)		3952.314
(0,d,2)	0.004 (0.09)			0.186*** (3.41)	0.024 (0.57)	3954.000
(1,d,0)	-0.006 (-0.13)	0.194*** (3.39)				3952.068
(1,d,1)	0.001 (0.02)	0.137 (0.60)		0.052 (0.27)		3953.994
(1,d,2)	0.002 (0.03)	0.101 (0.09)		0.088** (0.08)	0.007 (0.03)	3955.993
(2,d,0)	0.000 (0.00)	0.190*** (5.84)	-0.010* (-0.31)			3953.993
(2,d,1)	0.109 (0.79)	0.864*** (7.14)	-0.118** (-2.12)	-0.784*** (-5.72)		3954.942
(2,d,2)	0.000 (0.00)	0.190 (0.05)	-0.010* (-0.01)	0.000 (0.00)	0.000 (0.00)	3957.993

附註：同【表 4】

Long Memory Effect of Stock Return in Asian Developing Countries

Jer-Shiou Chiou⁵ Cho-Min Lin⁶ Yu-Lung Chen⁷ Jiun-Day Lin⁸

Abstract

In this study, the existence of the long memory effect in stock markets among the Asian developing countries is investigated. The ARFIMA model has been adopted to estimate the parameter d . The ARMA and GARCH models are also taken to study the stock's returns. In comparison the effect of describing the returns among models, the data out of sample has been employed.

The empirical result shows that the stock markets in South Korea and Singapore do possess long memory effect, and the differences of forecasted errors between ARFIMA and other models are slim too. In characterizing the stock returns in these two countries, the ARFIMA model is therefore plausible. However, the long memory effect was not found in Taiwan, Hong Kong, and Malaysia. Thus the ARFIMA is therefore inapplicable in those countries.

Key words: long memory, ARMA, GARCH, ARFIMA, forecast errors

⁵Professor, Department of Finance and Banking, Shih Chien University,

⁶Associate Professor, Department of International Business, Ling Tung College,

⁷Associate Professor, Department of Banking & Finance, Tamkang University,

⁸Graduate Student, Department of Banking & Finance, Tamkang University,