

資料追蹤分析法於產業類股異常報酬 之應用—主機板、營建業為例

Testing Anomaly Effects with Panel Data Model—an Applications on Mother board Makers and Construction Sectors

陳文典 Wen-Den Chen

楊閔翔 Ming-Shiang Yang

高玫芳 Mei-Fang Kao

東海大學經濟系

Dept. of Economics, Tung Hai University.

摘要:本研究利用動態追蹤資料分析法，分析台灣的產業類股是否有異常報酬的現象。由於傳統的分析法中，異常報酬是否存在，並不容易被發現，因此在分析的過程中，我們用盡了各種變數及資料來偵測其是否存在。本文提出了另一種看法，認為大量的資料並無助於異常報酬的補捉，相反的可能會干擾資訊的揭露。因此我們認為應該針對相同行為的資產來作分析，有助於資訊的補捉。由於在相同類股內的個別公司，一般用以衡量證券報酬對市場變動反應程度的 β 值亦無法保證皆相近，因此我們分別對主機板業及營建業進行結合性檢定 (poolability test)，剔除掉 β 值差異過大的公司，而歸納出可代表投資者所會購買的相同族群的股票，以投資者一致的行為模式分別找出主機板業及營建業是否有異常報酬。分析結果如下：(1)主機板產業比營建業有效率。(2)不論是日或週資料，過去報酬都有解釋能力。(3)在市場無效率時，異常報酬對股價走勢有良好的解釋能力，在週資料時更是明顯。

關鍵字：動態追蹤資料、異常報酬、效率市場。

Abstract:This study applies panel data analysis on the anomaly return for the computer motherboard and construction sectors. In this research we use the poolability test on assets that have the same behavior function. In the result analysis we find: (1) the computer motherboard sector behaves more efficient

than the construction sector in the stock market; (2) the lagged return rate is significant in explaining capability; no matter for daily or weekly data, (3) the anomaly returns that are described by the firm size and PE rate apparently influence the market.

Keywords: Dynamic panel data, Anomaly return, Efficient market.

1. 前言與文獻回顧

Sharpe 在 1964 年提出資本資產定價模型 (CAPM)，提出一項資產的預期報酬和其 β 值間的關係。主要有五點：(1) 證券的預期報酬率與系統風險 β 值存在線性關係。(2) 系統風險 β 值為解釋股票橫斷面預期報酬率的唯一因子。(3) CAPM 為單一期間模型。(4) CAPM 考慮僅限於資本資產，對於個人資產如智慧財產權等，未加考慮。(5) CAPM 假設市場為一完全市場 (Perfect Market) 及投資人具同質性預期 (Homogeneous Expectation)，未盡合理。

本研究的動機來自於資訊的彙整過程，認為將相同行為的資產合併在一起觀察，更有助於異常報酬的捕捉。因此我們不針對個別資產作為分析的對象，而是以同一產業且相同行為的股票為研究標的，並且以日與週資料進行追蹤資料 (panel data) 分析，看看是否有異常報酬的現象。

本文的研究目地並不試圖在 CAPM 模型中，再尋找任何新的解釋變數。而是利用最平凡且最容易得到的資訊，過去報酬、公司規模 (Size) 與本益比 (P/E ratio) 等在實證分析上都被認為可以解釋部分股市異常報酬現象的變數，以追蹤資料分析法探討 CAPM 模型所假設的效率性，在不同的產業間 (傳統產業與高科技業) 是否不同。在市場無效率而產生異常報酬時，我們要看看，這些異常報酬的變數，能否有助於解釋股價變化。

有關於 CAPM 橫斷面 (cross-section) 異常報酬分析的文獻相當多，因此將就本文要探討的部份，本益比與規模加以說明。Banz (1981) 首先提出「規模效果 (size effect)」，他發現證券規模 (在外發行量乘上價格) 有助於解釋橫斷面訊息。其實證結果發現，規模小的證券因風險相對比規模大的證券較高，會擁有較高的平均報酬；市場 β 值較大。Basu (1983) 發現盈餘

收益率 (earnings-price ratios, E/P)，有助於解釋橫斷面訊息。中文方面，邱素姬 (1990) 以民國七十年至七十八年上市的月資料為樣本，並以偏態係數為迴歸係數之一，實證結果發現投資報酬與風險正相關在台灣並不顯著，CAPM 模型在台灣並不適用。許維真 (1996) 以 Fama 和 French 的 1992 的模型，以民國七十三年至八十四年為期間，實證結果發現每股盈餘變異係數、 β 值、公司規模、淨值對市值比對股票對股票報酬率沒有解釋能力。

2. 理論模型與研究方法

由於 Sharpe (1964) 基於 Markowitz 的投資組合理論，提出資本資產定價模型 (Capital Asset Pricing Model, CAPM) 已眾人皆知，所以在此就不再贅述。而因證券市場線 (SML) $\bar{r}_i = r_f + (\bar{r}_M - r_f)\beta_i$ 在實務上不易操作，因此在不失一般性 (generality) 下，我們可利用一個「市場模型」來替代 CAPM。

在市模型中，證券 i 的報酬率是市場報酬率，與一隨機干擾項 (random error) 的線性組合。

$$r_i = \alpha + \beta_i r_M + u_i$$

其中 α 為截距項，相當於 CAPM 的無風險利率，且 $\beta_i = \sigma_{iM} / \sigma_M^2$ ，隨機干擾項 $u_i \square IID(0, \sigma_u^2)$ 。所以市場模型可以說是以 CAPM 為基礎¹，所衍生的「估計模型」。本文往後的實證研究也是以此模型出發。

追蹤資料 CAPM 模型包含過去報酬、規模、本益比變數如下：

$$\begin{aligned} r_{i,t} &= \alpha + \sum_{l=1}^m \alpha_l r_{i,t-l} + \beta_M r_M + \beta_{size} SIZE_{i,t} + \beta_{PE} PE_{i,t} + u_{it} \\ &= \alpha + \sum_{l=1}^m \alpha_l r_{i,t-l} + \beta_M r_M + \beta_{size} SIZE_{i,t} + \beta_{PE} PE_{i,t} + \mu_i + v_{it} \end{aligned}$$

首先我們可看到最明顯的不同是在隨機干擾項 u_{it} 的部分，包含了一個不可觀察到的「個別效果 μ_i 」； μ_i 是一「隨機」效果，所以 $\mu_i \square IID(0, \sigma_\mu^2)$ 。再

¹ Sharp 、Alexander 、Bailey (1993) 指出實際上與 CAPM 仍有差，但由於實證上的關係，一般都以市場模型操作。

來可看到解釋與被解釋變數有兩個下標單位 (unit) 與時間，這是我們把不同證券的時間序列資料，全部合攏 (pool) 在一起計算。相同 β 值公司併在一起估計是本研究特點，Hoogstrate 、 Palm 和 Pfann (2000) 指出這是個取捨 (trade-off) 的問題，因為了能把不同證券的外溢效果納入估計值中；理論上每種股票應都有它自己的 β 值，但就統計上的性質而言²，因無法證明每種股票的 β 值皆不同，在效率 (efficient) 與穩定性 (stationary) 上， β 值一樣的估計比其隨證券不同而改變的好，因此我們有如此的設計。

在實際操作上，我們是以一群可以合併 (Pool) 觀察的證券進行估計的。市場上的「資訊」多如牛毛，但大多數人所關心的只是幾個重要訊息 (當然是與自身投資標的相關)，而在追蹤資料模型如此設計上，就能充分且完整的利用重要資訊。投資人在實際的操作上，可能只投資一個證券，但關心的證券絕不只有一個，例如投資華碩，那麼他所關心的可能是整個主機板產業，而不會是營建業。因此本模型以更合理的方式來估計風險 β 值，將投資人對不同證券，但相同產業的風險「外溢」的效果也計算進來，在未通過檢定 β 值為不同的假設之下，將其設定為相同是合理的。

本文動態模型，是引用 Holtz-Eakin (1988) 模型與 Arellano and Bond (1991) 的動態追蹤資料模型。

$$y_{it} = \alpha + \sum_{l=1}^m \alpha y_{it-l} + \beta x_{it} + \mu_i + v_{it} \quad (i=1, \dots, N; t=1, \dots, T) \quad (1)$$

(1) 式為一估計方程式 (projection equation) 。殘差項 μ_i 、 v_{it} 「應該、必需」滿足幾個「直交條件」

$$E[y_{it}v_{is}] = E[x_{it}v_{is}] = E[\mu_i v_{is}] = 0 \quad (t < s) \quad (2)$$

而本文的估計方法，是利用「一般動差法 (GMM) 」來進行的。推導部分讀者如有興趣可自行參閱 Arellano and Bond (1991) 。

在追蹤資料的分析領域裡 Pool 或 Not Pool 一直是研究的焦點之一；也就是估計參數到底要「限制」不隨個別不同而改變，或是任其因個別的不同而改變。本研究是利用簡單的 Chow test 檢定統計量做為衡量的準則。若

² 相關的討論可參閱 Hansen(1982) 、 White(1982) 、 Arellano and Bond(1991) 與 Ahn and Schmidt(1995)

追蹤資料的型態是如此： $y_i = Z_i\beta_i + u_i$ ，³在虛無假設 $H_0: \beta_i = \beta$ 的限制，與未限制的對立假設下，分別計算其「殘差和」，可設計出一個檢定統計量趨近於 F 分配。⁴

$$F = \frac{(RSS_{pool} - RSS_{uPool})/(N-1)(K+1)}{RSS_{uPool}/NT - N(K+1)} \square F((N-1)(K+1), NT - N(K+1))$$

其中 RSS_{pool} 是虛無假設條件下的殘差總和、 RSS_{uPool} 是在沒有條件限制下的殘差和、 K 是解釋變數的個數。但根據 Baltagi (2001) 模擬指出，Chow test 發生「型一錯誤」的機率很高，這原因是在做 Chow test 時，假設 $u \square N(0, \sigma^2 I_{NT})$ 。若有異質變異情形時，型一錯誤就很容易發生，此時就可使用 Roy-Zellner 檢定來測度是否可 Pool。⁵

需要 Pool 的理由是希望在 Pool 後可求得更好且更真實 (reliable) 的估計值。以往的研究都以參數的 MSE (mean squared error)，做為一個基準 (benchmark) 來衡量 Pool 與 Unpool 的好壞。在通過 Chow test 可以 Pool 的情況下，一般都認為 Pool 後的估計值比較好，因此本研究也依循這一點，檢視其應用在股票市場的解釋能力。如果不能 Pool，在某些條件下，其實在 Pool 後其估計值，也是比較好的。Hoogstrate、Palm 和 Pfann (2000) 指出，這之間是有取捨 (trade-off) 關係存在的，因為如果在 Pool 不是真的情況下，也是用 Pool 後的方式去估計，雖可能會產生一些「誤差 (bias)」，但參數的「變異數」會比 Unpool 的估計值小。因此這之間的取捨，就得看研究者是否能接受誤差的存在了。但 Hoogstrate、Palm 和 Pfann (2000) 模擬結果表示，若樣本數變大； $T \rightarrow \infty$ 、 N 固定，若不能 Pool，而用 Pool 估計，將會使 MSE 急速加大。

接著介紹 Arellano (1991) 所使用的方法，「Sargan test」。在虛無假設 H_0 ：工具變數是正確的條件下，可得一統計量為 Chi-square 分配。令 \tilde{v}_1 、 \tilde{v}_2 分別為一、二階段所求得的殘差，可得統計量分別為：

³ 在時差變數的部份文獻上都是以 Lag operator 處理後，再以一般的迴歸式去測試，有關討論可參閱 Hoogstrate (2000)

⁴ 可參閱 Wooldridge (2001, p.171~p.172)

⁵ 可參閱 Baltagi (2001, p.55)

$$S_1 = (\tilde{v}_1 Z^*) \omega^{-1} (Z'^* \tilde{v}_1)$$

$$S_2 = (\tilde{v}_2 Z^*) (\hat{\Omega})^{-1} (Z'^* \tilde{v}_2)$$

無序列相關一直是本模型重要的假設，在虛無假設 H_0 ：差殘無自我相關性 (no autocorrelation) 下，可得一統計量漸近 (asymptotically) 於標準常態分配。⁶

3. 資料說明

本文研究重點是利用追蹤資料分析法探討實證結果，且實證的重點是在「市場效率」部分，即看看股價能否充分反映可獲得的資訊。為了突顯產業間的不同，本研究選定兩個產業「主機板產業」與「營建業」。並且挑選兩個測試異常報酬指標「公司規模 (在外發行股數乘於股價)」與「本益比 (P/E ratio)」。

主機板產業與營建業都是在台灣證券交易所公開「上市」的股票。但因本益比很多公司都缺少資料，在經過挑選後主機板有六家、營建業有五家，分別是：

(1) 主機板：精英、華碩、技嘉、微星、友通、建碁。 (2) 營建業：德寶、皇昌、根基、日勝生、華固。營建業的標準是以台灣證券交易所的分類為準；而主機板產業台灣證券交易所並無特別分類，因此本文選定主機板業的標準，是以台灣證券交易所中的「公開股市觀測站」中的財務資料為參考，挑選電子製造業中有製造個人電腦主機板，且為其主要營收項目之一。

本研究的樣本資料歸納如下：(1) 資料取自「台灣經濟新報」資料庫。(2) 證券報酬率是以「調整過」的收盤價，取自然對數相減 $r_t = \ln p_t - \ln p_{t-1}$ 。(3) 市場指數報酬率是以「台灣加權股指數」收盤指數，取自然對數相減。本研究的資料期間為民國九十年與民國九十一年，分別以證券的「日」與「週」

⁶ 詳細推導可參閱 Arellano (1991) and Stata Cross-Sectional Time-series Reference Manual Release 8 (2003), 15-33.

資料做為我們的研究對象。⁷ 實證方式是對兩個年度分別做研究，而不把兩個年度（或者選定更多年度）合併一起做實證有兩個原因：（1）電腦軟體無法運作。以主機板產業民國九十年日資料而言，六家就共有一千四百六十四筆資料，在動態追蹤資料裡需要的「工具變數」矩陣，電腦無法負荷。因此實際操作上，做為工具變數的變數，由理論上「一家」需要 $T - m - 1$ ；即 $244 - 5 - 1 = 238$ 期，只能用 20 期。不過估計能力已經很好，且能通過 Sargan test。而在週資料時，因資料總數減少的關係，則能使用全部的工具變數矩陣。（2）Pool 的問題，時間長度一拉長，結合性檢定 (poolability test) 則不容易顯著，這個追蹤資料的第一個門坎無法通過，後續的分析就無法進行了。本研究的資料將兩年度併在一起檢定時並無法順利通過，而分成民國九十年及民國九十一年時就能通過檢定了，因此將其分開。

4. 實證分析

Pool test 就是將 Unpool 時間序列資料的殘差和與 Pool 後的追蹤資料殘差和做比較，利用 F 檢定，結果如表一。虛無假設 $H_0: \beta_i = \beta$ ，在 5% 顯著水準下，民國九十、九十一年度的日與週資料的 P-Value 皆大於 0.05，即兩產業的資料都明顯的不拒絕虛無假設，因此我們可以使用 Pool 後的追蹤資料進行實證研究，並得其優點。

表一：結合性檢定(Poolability test)

	年度	F 統計量	P-value
主機板	民國 90 年(日)	0.671	0.857
	民國 91 年(日)	1.490	0.074
	民國 90 年(週)	1.245	0.216
	民國 91 年(週)	1.226	0.230
營建業	民國 90 年(日)	0.856	0.681
	民國 91 年(日)	0.955	0.504
	民國 90 年(週)	0.782	0.704
	民國 91 年(週)	1.253	0.228

⁷ Fama and French (1996) 的三因子模式使用的是月資料，而本研究會採用日與週兩種更高頻的資料型態是因為高頻的資料可包含更多的訊息。

研究方法可知，利用 GMM 方法處理動態模型必需使用「工具變數」，但軟體上的限制無法使用理論上完整的工具變數矩陣，不過適當的使用工具變數矩陣，對於估計上的準確性不會有太大影響。而這個選擇的標準就是 Sargan test 我們使用的工具變數期數，一個證券是 20 期。表二，在虛無假設 H_0 ：工具變數是正確下，得到一卡方分配統計量。明顯的全部都不拒絕虛無假設。要特別說明的是，表二是只有一階段 (one-step) 估計的值。Arellano (1991) 模擬結果指出，一階段的估計值是比較可信的 (reliable)，相較於兩階段 (two-step) 的估計是比較有效率的，因此本研究的動態模型也都以一階段 (one-step) 為主，兩階段 (two-step) 的結果放於附錄供讀者自行參考。

表二：工具變數檢定 (Sargan test)

	民國九十年		民國九十一年	
	統計量 χ^2	P-Value	統計量 χ^2	P-Value
主機板(日)	1458.300	1.000	1481.600	1.000
主機板(週)	276.440	1.000	314.910	1.000
營建業(日)	4064.010	1.000	1122.560	1.000
營建業(週)	235.920	1.000	251.060	1.000

日資料：

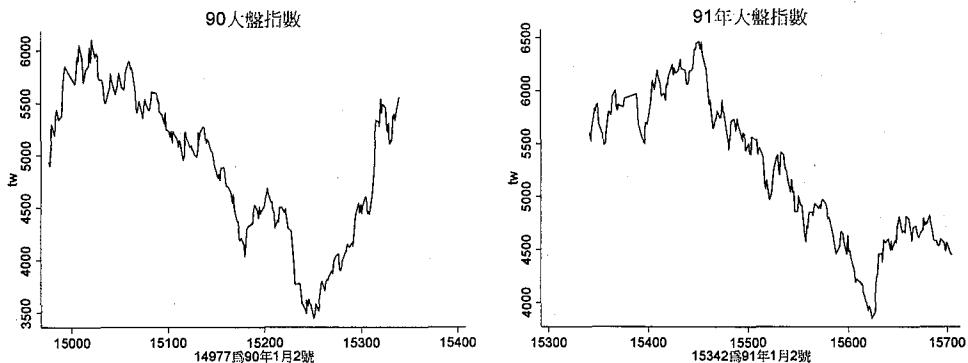
本研究分析模型為

$$r_{i,t} = \alpha + \sum_{l=1}^m \alpha_l r_{i,t-l} + \beta_M r_M + \beta_{size} SIZE_{i,t} + \beta_{PE} PE_{i,t} + \mu_i + \nu_{it}$$

本文以一星期的天數五天，做為自我迴歸的期數。由表三可看出主機板業在九十年及九十一年的 β_{size} 及 β_{PE} 皆不顯著，僅 β_M 顯著，而營建業僅九十一年的 β_{size} 不顯著，因此表三呈現的是營建業較主機板產業無效率，投資人較能利用可獲得的情報在傳統產業獲取異常報酬，讓人有可趁之機；而主機板產業的日資料反應相當快速，投資人想從中獲取超額報酬是較為困難的。

表三：動態追蹤資料（日）(one-step)

		民國九十年			民國九十一年		
		係數	統計量	P-Value	係數	統計量	P-Value
主機板	α_1	0.072	3.530	0.000	0.015	0.780	0.437
	α_2	0.012	0.610	0.541	-0.045	-2.330	0.020
	α_3	-0.039	-1.910	0.056	-0.015	-0.790	0.428
	α_4	0.049	2.370	0.018	-0.002	-0.120	0.903
	α_5	0.034	1.650	0.099	-0.020	-1.060	0.290
	β_M	1.239	30.960	0.000	1.163	33.680	0.000
	β_{size}	0.000	-0.520	0.601	0.000	-0.090	0.931
	β_{PE}	0.047	1.860	0.063	0.019	1.080	0.282
營建業		係數	統計量	P-Value	係數	統計量	P-Value
	α_1	-0.201	-5.980	0.000	0.236	9.650	0.000
	α_2	-0.715	-20.980	0.000	-0.091	-3.360	0.001
	α_3	0.210	6.960	0.000	0.044	1.570	0.117
	α_4	-0.227	-6.810	0.000	-0.021	-0.810	0.418
	α_5	-0.296	-8.720	0.000	-0.045	-1.710	0.088
	β_M	1.201	22.000	0.000	0.862	16.070	0.000
	β_{size}	0.001	3.750	0.000	0.000	0.750	0.455
	β_{PE}	-0.301	-3.800	0.000	0.100	4.690	0.000



圖一：大盤指數

圖一是九十年及九十一年的市場走勢，九十年有一大段多頭走勢，而九十一年完全只有空頭走勢。九十年是以美國 911 事件為分界點，我們以空頭與多頭的資料再做一次分析，表四為分析結果。

表四：動態追蹤資料（日資料）

	民國九十年(日)(空頭)			民國九十年(日)(多頭)		
	係數	統計量	P-Value	係數	統計量	P-Value
主機板	α_1	0.089	3.620	0.000	-0.051	-1.310
	α_2	0.016	0.670	0.506	-0.064	-1.650
	α_3	-0.016	-0.670	0.501	-0.146	-3.660
	α_4	0.071	2.900	0.004	-0.070	-1.780
	α_5	0.039	1.610	0.107	-0.003	-0.070
	β_M	1.309	25.120	0.000	1.061	15.500
	β_{size}	0.000	0.110	0.914	0.000	0.660
	β_{PE}	0.006	0.200	0.844	0.019	0.370
營建業	α_1	-0.038	-1.100	0.270	-0.023	-0.400
	α_2	-0.371	-10.270	0.000	-0.096	-1.720
	α_3	-0.300	-8.940	0.000	0.171	3.500
	α_4	0.134	3.790	0.000	-0.266	-4.980
	α_5	-0.321	-9.200	0.000	0.094	1.640
	β_M	0.288	4.360	0.000	0.650	7.770
	β_{size}	0.014	22.950	0.000	0.006	2.610
	β_{PE}	-4.899	-26.190	0.000	0.259	2.560

由表四可看出主機板業在兩個年度的 β_M 顯著外， β_{size} 及 β_{PE} 皆不顯著，顯示主機板業可由大盤指數的訊息獲得異常報酬，而營建業的 β 係數不論在空頭或多頭市場， β_M 、 β_{size} 及 β_{PE} 皆顯著異於零，顯示營建業比較有利可圖，原因可能是在新政府上台急欲刺激景氣下，對營建業在民國九十與九十一年這兩年中有一連續的利多消息：一兆一千億餘元擴大內需產業方案、土地增值稅減半徵收、五千二百億元低利優惠房屋貸款、開放外資來台購買不動產...等。

週資料：

股價週資料應該隱含著一層意義，就是這個價格是「反應完」一週內所有資訊後，所產生的價格。換句話說，若市場是具效率性，那麼以週資料，這個比日資料遞延五天的價格，應當是要消化完所有資訊情報。我們同樣是利用動態追蹤資料分析方法，不過在落後的期數上選用「四期」也就是一個月的週數。

比較表五（週）與表三（日）的實證結果，僅主機板九十年的 β_{PE} 及營建業九十年 β_{size} 的 P-Value 不一致外，其餘皆相同。要找尋正確的模型來解釋股價報酬實不易，本研究主要是欲利用追蹤資料可加強捕捉資訊的優點來捕捉異常報酬的現象，雖係數有些不具統計顯著性，無法合理的用來解釋這兩種產業的股票報酬，亦無法避免掉入 Bad Model 的問題，但因使用追蹤資料且通過結合性檢定的關係，已使有些係數呈現顯著的情況，而降低 Bad Model 的情形了。

表五：動態追蹤資料（週）(one-step)

		民國九十年			民國九十一		
	係數	統計量	P-Value		係數	統計量	P-Value
主機板	α_1	0.036	0.820	0.413	-0.117	-2.790	0.005
	α_2	-0.074	-1.770	0.076	-0.074	-1.630	0.103
	α_3	0.021	0.480	0.628	-0.107	-2.600	0.009
	α_4	-0.024	-0.570	0.571	0.031	0.750	0.455
	β_M	1.162	14.310	0.000	1.164	15.190	0.000
	β_{size}	0.000	0.440	0.662	0.000	0.220	0.827
	β_{PE}	0.424	3.080	0.002	0.105	1.210	0.224
	α_1	-0.037	-0.660	0.507	0.038	0.690	0.490
	α_2	0.112	1.980	0.048	0.006	0.110	0.909
	α_3	-0.015	-0.260	0.792	0.069	1.230	0.217
營建業	α_4	-0.282	-5.040	0.000	-0.117	-2.150	0.032
	β_M	0.516	5.840	0.000	0.895	7.400	0.000
	β_{size}	0.002	1.560	0.119	0.003	1.890	0.059
	β_{PE}	1.042	4.000	0.000	0.437	4.230	0.000

表六：動態追蹤資料(週)

	民國九十年(週)(空頭)			民國九十年(週)(多頭)			
	係數	統計量	P-Value	係數	統計量	P-Value	
α_1	0.034	0.660	0.510	0.097	0.740	0.458	
α_2	-0.083	-1.760	0.078	-0.182	-1.410	0.159	
α_3	0.009	0.180	0.856	-0.268	-1.490	0.136	
主機板	α_4	0.031	0.660	0.508	-0.252	-1.590	0.111
	β_M	1.427	12.000	0.000	0.876	5.790	0.000
	β_{size}	0.000	0.960	0.336	0.000	0.930	0.350
	β_{PE}	0.368	2.150	0.031	0.360	0.810	0.417
	α_1	-0.054	-0.790	0.429	-0.220	-1.710	0.088
	α_2	0.116	1.690	0.091	-0.224	-1.900	0.058
	α_3	-0.037	-0.530	0.599	-0.331	-2.770	0.006
營建業	α_4	-0.269	-3.940	0.000	-0.408	-3.790	0.000
	β_M	0.436	3.370	0.001	0.260	1.790	0.073
	β_{size}	0.003	1.130	0.258	0.038	2.930	0.003
	β_{PE}	0.943	1.590	0.112	1.267	2.570	0.010

綜合日、週不同資料頻率的分析結果，我們可以看出本益比在週資料形態下較容易顯現出來，這似乎與週資料的價格資訊應代表的訊息不同，價格非但沒有消化完一週內資訊，反而在價格期間拉長下，讓異常報酬的指標的影響更加明顯(由 P-Value 值看出)；也就是市場更不效率了。從另一個觀點來看，資料期間愈長，本益比對價格訊息的判斷愈有幫助。主機板產業的本益比通常比較高（本益比有時又被稱為乘數，multiples），因為它們被認為具高成長率。事實上，一些科技股即使從未賺錢，其股價依舊很高，這種公司的本益比都非常高。相對的，營建業因為其成長率的遠景看來較低，所以本益比也就較低。

殘差無序列相關是本模型的重要假設，在虛無假設 H_0 ：差殘無自我相關性 (no autocorrelation) 下，可得一統計量漸近 (asymptotically) 於標準常態分配。檢定結果為表七。一期代表與時差一期的做檢定；兩期則是時差兩期的。由於是差分後的值所做的檢定，所以時差一期的必定有序相關存在。

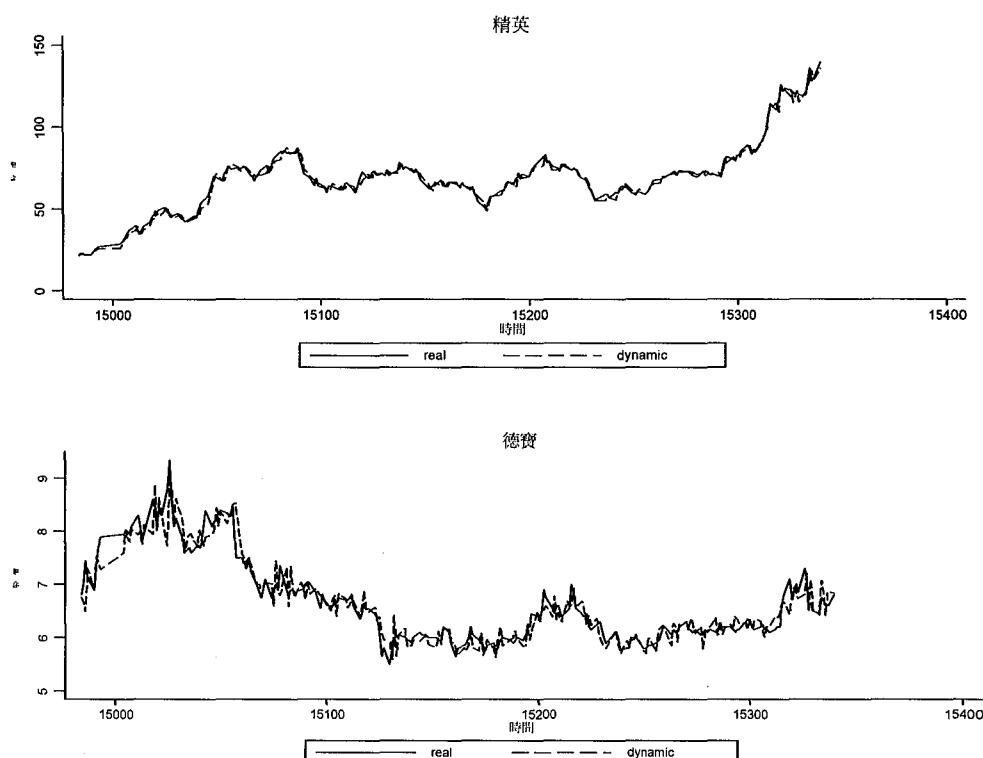
大多數兩期的檢定都是不拒絕虛無假設，也就是無序列相關。但營建業的日資料卻有序列相關存在，不過這並不影響我們不偏的估計，但估計的效率會比較差。

表七 序列相關檢定

	民國九十年		民國九十一年		
	統計量	P-Value	統計量	P-Value	
主機板	一期(日)	-21.820	0.000	-20.890	0.000
	兩期(日)	-0.450	0.654	-0.860	0.387
	一期(週)	-9.550	0.000	-9.160	0.000
	兩期(週)	0.450	0.656	0.990	0.321
營建業	一期(日)	-20.860	0.000	-22.250	0.000
	兩期(日)	8.340	0.000	3.200	0.001
	一期(週)	-10.150	0.000	-9.500	0.000
	兩期(週)	0.210	0.835	-0.780	0.436

再來要看模型捕捉 (fit) 股價的能力。在利用動態追蹤資料模型將證券本身的價格資訊分割開後，其公司財務散佈資訊的緩慢愈趨明顯；而且在週資料時，連主機板都有這樣的傾向。在動態追蹤資料模型裡，我們可以分成兩種訊息：一種是價格的資訊，另一是財務的資訊。因此在我們利用樣本內資料 (In-sample) 估計股價時，我們將把這兩種訊息分開估計；也就是大盤指數與過去報酬，和規模與本益比分別估計出價格。

利用「民國九十年」的日資料，將大盤與過去報酬 (顯著的部份) 所估計出的部分畫出圖二。因為其它家的結果也差不多，所以我們只分別列出主機板的精英與營建業的德寶。我們可以看出由價格資訊估計所畫出的圖形，有相當不錯的捕捉的能力，不過對於實際上的判斷效果尚有限。



圖二 實際值與估計值

5. 結論

本研究最主要的目的就是要利用追蹤資料分析 CAPM 模型的市場效率性。在單一時間序列分析方法下，並無法一致性的判斷市場是否有效率，因為其未具備追蹤資料的優點。追蹤資料使用在 CAPM 模型，最重要有三個優點：(1) 包含最多的資訊集合 (information set)。(2) 以時間的觀點而言，追蹤料能使用「完整」的「近期」資訊。(3) 能充分的包含不同證券間的「外溢效果」。

總結而言，CAPM 在我們的分析期間有幾個現象：(1) 主機板產業比營建業更有效率，尤其是異常報酬的資訊。(2) 不論是日或週資料，過去報酬都有解釋能力。(3) 將資料頻率 (frequency) 拉長 (週資料)，異常報酬更容易顯現。(4) 市場不效率時，異常報酬對股價走勢有良好的解釋能力。

整體而言，若市場發生不效率時，可借由橫斷面異常報酬指標，獲得超額報酬。但相對地，投資人需更加小心，以免得不償失。

6. 參考文獻

邱素姬，1990 年，「資本資產定價模型在台灣股票市場適用性之實證研究」，淡江大學金融研究所碩士論文。

許維真，1996 年，「何種本益比資料有助於選股-台灣橫斷面報酬率影響因素之研究」，台灣大學商學研究所碩士論文。

Arellano, M. and S. Bond, (1991), Some Tests of Specification for Panel Data: Monte Carlo Evidence and an Application to Employment Equations, *Review of Economic Studies*, 58, 277-297.

Baltagi, B. H., (1981), Pooling: An Experimental Study of Alternative Testing and Estimation Procedures in a Two-way Error Components Model, *Journal of Econometrics*, 17, 21-49.

Baltagi, B.H., (2001), *Econometric Analysis of Panel Data*, John Wiley.

Banz, R.W., (1981), The Relationship between Return and Market Value of Common Stocks, *Journal of Financial Economics*, 9, 3-18.

Basu, S., (1983), The Relationship between Earnings Yield, Market Value, and Return for NYSE Common Stocks: Further Evidence, *Journal of Financial Economics*, 12, 129-156.

Holtz-Eakin, D.,(1988), Testing for Individual Effects in Autoregressive Models, *Journal of Econometrics*, 39, 297-307.

Hoogstrate, A.J., F.C. Palm and G.A. Pfann, (2000), Pooling in Dynamic Panel-Data Models: An Application to Forecasting GDP Growth Rates, *Journal of Business and Economic Statistics*, 18, 274-283.

Sharpe, W.F., (1964), Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk, *Journal of Finance*, 19, 425-442.

Sharpe, W.F., G.J. Alexander, and J.V. Bailey, (1993), Fundamentals of Investments, 2nd edition, Prentice Hall.

Wooldridge, J. M., 2001, Econometric Analysis Cross Section and Panel Data, MIT.

附錄

兩階段 (two-step) 實證結果

	民國九十年			民國九十一年		
	係數	統計量	P-Value	係數	統計量	P-Value
(主機板資料)	α_1	-0.603	-0.380	0.705	-0.662	-1.380
	α_2	(drop)			-0.371	-0.900
	α_3	(drop)			(drop)	
	α_4	0.029	0.030	0.975	0.680	0.840
	α_5	-0.242	-0.430	0.667	(drop)	
	β_M	0.542	0.430	0.665	0.595	1.850
	β_{size}	0.000	0.670	0.505	0.000	1.090
	β_{PE}	2.706	1.820	0.069	2.701	1.900
(主機板資料)	α_1	1.374	0.810	0.418	0.287	0.640
	α_2	2.550	1.380	0.167	0.407	0.590
	α_3	3.269	1.330	0.184	-0.648	-0.930
	α_4	2.774	1.620	0.106	2.056	1.630
	β_M	2.077	1.760	0.079	2.103	3.340
	β_{size}	0.000	1.120	0.264	0.000	-0.040
	β_{PE}	(drop)			(drop)	
	α_1	0.156	0.060	0.949	-0.852	-0.900
(營建業資料)	α_2	0.835	0.270	0.787	(drop)	
	α_3	(drop)			0.362	0.380
	α_4	1.573	0.560	0.578	(drop)	
	α_5	(drop)			0.136	0.300
	β_M	0.295	0.290	0.775	(drop)	
	β_{size}	0.053	1.630	0.104	0.039	2.410
	β_{PE}	(drop)			0.293	1.200
	α_1	-0.437	-0.300	0.765	(drop)	
(營建業資料)	α_2	-0.682	-0.840	0.404	-1.364	-0.560
	α_3	(drop)			-3.187	-1.090
	α_4	-0.302	-0.300	0.761	-2.362	-0.940
	β_M	0.284	0.520	0.600	1.166	4.600
	β_{size}	0.054	2.390	0.017	0.040	2.390
	β_{PE}	(drop)			(drop)	