DOI: 10.6277/TER.2015.433.2

以追蹤資料分量迴歸方法衡量台灣股市預期報酬與風險關係

陳釗而・林奎甫*

本文根據 Merton (1973) 跨期資本資產定價模型 (Intertemporal Capitial Asset Pricing Model, ICAPM) 加以計量方法與實際資料探討台灣股票市場預期報酬與風險的跨期關係, 並試圖解釋爲何實證文獻對於是否存在高風險高預期報酬的跨期關係衆說紛揉。在 Merton ICAPM 理論模型及其所對應的條件期望值架構下, 風險趨避係數應爲正; 我們將檢驗 ICAPM 在台灣股票市場的適用性。我們先使用動態條件相關模型 (Dynamic Conditional Correlation Models) 估計動態條件共變異數作爲解釋變數, 再由各成份股預期報酬作爲被解變數以追蹤資料分量迴歸 (Panel Quantile Regression) 得出相對風險趨避係數估計值。實證結果顯示, 在預期報酬條件期望值及中位數上, 風險趨避係數皆顯著爲正。我們也另外使用兩種在條件期望值的架構下並考慮序列相關及橫斷面相依特性的計量模型, 所估計出的風險趨避係數也皆顯著爲正。強韌性檢驗 (robustness checks) 顯示本文的估計結果並不會因解釋變數不同、風險替代變數相異及使用計量方法不一而有太大的差異。

關鍵詞: 風險與預期報酬跨期關係, 跨期資本資產定價模型, 動態條件相關模型, 交互效果追蹤資料模型, 追蹤資料分量迴歸

JEL 分類代號: C32, C33, G12

*作者分別爲國立台灣大學經濟學系助理教授與合作金庫商業銀行專員。陳釗而爲通訊作者。作者感謝兩位匿名審稿人提供的建議, 使本文修改後更臻完善。在撰寫過程中, 承蒙 Heather Anderson 教授、Jaroslav Borovička 教授與 Riccardo Colacito 教授多次討論並惠予諸多具體建議, 作者至深感激。本文曾先後在中興大學財金系、清華大學經濟系、中央研究院經濟所、美國紐約大學經濟系博士校友學術研討會 (2013 NYU Economics Ph.D. Alumni Conference)、日本小樽商科大學經濟系、中正大學經濟系、中山大學經濟所、淡江大學財金系、台灣大學經濟系、台灣財務金融學會國際學術研討會、政治大學資訊科學系發表, 對於與會人員提供的改進意見, 謹申謝忱。文中如有任何疏誤, 悉由作者負責。

經濟論文叢刊 (*Taiwan Economic Review*), 43:3 (2015), 297–331。
國立台灣大學經濟學系出版

臺灣大學學術期刊資料庫

1 前言

Merton (1973) 提出跨期資本資產定價模型 (Intertemporal Capital Asset Pricing Model; ICAPM), 其多因子定價模型 (Multifactor Pricing Model) 的架構成爲分析資本市場預期報酬和風險關係的研究基礎。文獻上對於此模型的實證研究可分爲以下兩類。第一類爲探討股票市場的條件預期報酬和風險的時間序列關係。因爲風險無實際資料, 實證上通常以該資產預期報酬的條件變異數作爲風險的替代變數。文獻中此類的研究大多只檢驗一組市場投資組合 (market portfolio) 的報酬序列, 而未充分運用 ICAPM 所隱含的訊息: 不同投資組合及投資組合內的個股預期報酬和風險跨期關係也需和該投資組合預期報酬和其風險跨期關係相同, 即橫斷面一致性 (cross-sectional consistency)。第二類的實證研究則著重於檢視橫斷面個體的預期報酬和風險的關係。大多分析預期報酬與風險關係的文章只就時間序列或橫斷面的面向分析, 較少依據 ICAPM 橫斷面一致性的架構下, 利用追蹤資料來進行驗證; Bali (2008) 和 Bali and Engle (2010) 是較特殊的兩篇文章。

文獻中關於股市預期報酬與風險跨期關係的實證文章, 得到結論有正向、負向或沒有顯著關係; French, Shwert, and Stambaugh (1987), Chan, Karolyi, and Stulz (1992), Campbell and Hentchel (1992), Goyal and Santa-Clara (2003) 得到無顯著的跨期關係; Campbell (1987), Turner, Startz, and Nelson (1989), Harvey (2001) 支持跨期負向關係; Chou (1988), Scruggs (1998), Bali (2008), Bali and Engle (2010) 則驗證出顯著的跨期正向關係。實證上對於風險與預期報酬的關係沒有一致的結論可能是因爲只針對少數資產標的進行分析, 加上資產標的選取不同、風險替代變數相異、使用計量方法不一、或樣本期間不等。我們使用追蹤資料分量迴歸 (Panel Quantile Regression) 估計出條件分配 (各條件分量) 上預期報酬與風險完整的關係。由分量迴歸的估計結果, 也可得知預期報酬條件中位數以及條件平均數上 (對應 ICAPM 的架構) 和風險關係呈正向或負向關係。爲了避免只用少數資產加上資產標的選取不同而造成結論不同, 我們使用大量資產並形成追蹤資料在 ICAPM 橫斷面一致性設定下進行實證分析; 爲了控制風險替代變數相異、使用計量方法不一可能對實證結果造成的影響, 我們

臺灣大學學術期刊資料庫

考慮多種不同估計隨時間改變的條件變異數及條件相關係數的計量方法。在追蹤資料分量迴歸的文獻中, 如何處理因樣本期間不等所造成的有限樣本偏誤 (finite-sample bias) 並不明確, 但 Bali (2008) 證實在追蹤資料的架構下確實能降低有限樣本誤差, 因此我們的實證方法某種程度上應可控制樣本期間不等對實證結果穩定性的影響。另外, 我們也使用兩種在條件期望值架構下、考慮序列相關與橫斷面相依特性的計量方法進行估計, 其對應的估計結果與在追蹤資料分量迴歸條件中位數及平均數上的估計結果皆顯示風險趨避係數顯著為正。這結果也佐證 Bali (2008)、Bali and Engle (2010) 利用大量資產形成追蹤資料, 並考慮資產間橫斷面相依特性後, 實證結果較為穩定與準確; 而追蹤資料分量迴歸方法更能進一步刻劃出預期報酬與風險及其它會影響投資人未來投資機會集合的狀態變數在條件分配上的完整關係。

Bali (2008) 使用 NYSE, AMEX 及 Nasdaq 之成份股月資料檢視產業投資組合 (industry portfolio) 的預期報酬與風險之關係。其分析的資料是根據 Fama and French (1997) 的方法按照產業分成30組產業投資組合, 樣本期間為1926年7月到2002年12月。Bali (2008) 先運用雙變量 GARCH 方法估計出個別產業投資組合和大盤報酬序列的共變異數, 再將所有共變異數匯聚起來做多變量迴歸分析, 在橫斷面一致性的設定下發現所估計出風險趨避係數顯著為正; 該作者也同時只用某單一市場報酬序列去估計相對風險趨避係數加以對照, 發現其結果往往不顯著異於0, 顯示當使用大量的追蹤資料估計時能夠增加統計上的檢定力。

Bali and Engle (2010) 使用 Dow Jones 成份股之日資料, 樣本期間為1986年的7月到2009年6月, 以 Dow Jones 指數指數中的30家公司為基礎去檢視產產預期報酬與風險之關係。由於 ICAPM 為一種多因子定價模型, 在其理論下, 除了資產報酬與市場報酬之共變異數這項解釋變數外, 其他會影響未來投資機會集合的因子也應放入模型中, 例如: Bali (2008) 在 ICAPM 的架構下將期間利差和違約利差加入模型中。Bali and Engle (2010) 在 Bali (2008) 的基礎上加入對未來股市波動程度看法的一個指數資料做為一種新因子。這兩位研究者使用動態條件相關係數模型 (Dynamic Conditional Correlation Models; DCC) 同時估計出各資產與因子

臺灣大學學術期刊資料庫

間的條件變異數, 相對於 Bali (2008) 兩兩估計資產與因子間的共變異數, 這樣的估計方法將多樣資產與因子視作一個體系, 更能夠補捉此體系的動態相關性。之後在橫斷面一致性的限制下再使用 SUR 迴歸估計預期報酬與風險關係, Bali and Engle (2010) 也得出股市預期報酬和風險有顯著跨期正向關係。

相對於國外已有股市預期報酬與風險之跨期關係的追蹤資料實證研究, 我們發現關於台灣股市此主題的文獻, 其樣本大多只使用單一投資組合, 例如: 李美樺 (2007), 廖永熙與吳依正 (2009), 林庭瑄 (2010)。[1]

基於以上的討論, 我們知道台灣並無使用追蹤資料並在 ICAPM 橫斷面一致性架構下的實證文章, 因此我們著手進行關於台股預期報酬與風險關係的追蹤資料實證研究。本文目的爲在 ICAPM 理論下探討台灣股票市場預期報酬與風險的跨期關係並驗證 ICAPM 在台灣股票市場的適用性。首先我們採用 Bali and Engle (2010) 的步驟利用 DCC 估計出台灣50指數及其成份股 (50家公司) 之隨著時間變動的條件共變異數當作解釋變數, 再由各成份股預期報酬作爲被解釋變數以追蹤資料迴歸得出相對風險趨避係數估計值。在此使用大量資產所形成的追蹤資料的好處是能夠更準確估計出在 ICAPM 架構下預期報酬與風險關係。以往文獻大多只選取一種至二種資產並使用最小平方法估計台股相對風險趨避係數, 正負跨期關係並沒有明確的結論。爲了了解風險與預期報酬關係是否存在不對稱現象並刻劃出其在條件分配上完整的關係, 本文利用追蹤資料分量迴歸在橫斷面一致性設定下估計在各條件分量之相對風險趨避係數。而預期報酬條件平均數上與風險間的關係即對應 ICAPM 中的相對風險趨避係數值。

更具體地來說, 本文根據 Merton (1973) 提出的跨期資本資產定價理論模型爲架構, 並以台灣50指數及其成份股爲基礎, 探討資產報酬與風險的跨期關係。我們採用2010年1月5日至2011年12月30日的股價資料並計算每日超額報酬, 再仿照 Bali and Engle (2010) 所使用的動態條件相關係數模型估計成份股報酬與台灣50指數報酬隨時間變動的條件共變異數, 之後以這些條件共變異數爲解釋變數, 成份股預期超額報酬爲被解釋變數

[1]林庭瑄 (2010) 使用三種計量方法衡量台灣股市預期報酬與風險之跨期關係, 不同的方法得出不同的結論。

臺灣大學學術期刊資料庫

進行追蹤資料分量迴歸得出相對風險趨避係數。我們發現從預期報酬條件分配的低分量至高分量, 風險趨避係數由負轉正, 負部與正部圖型呈現不對稱。原因除了既有的台灣文獻只針對單一或兩種資產在 ICAPM 的架構下進行分析、結論易受選取資產不同而改變外, 上述的現象也部份說明爲何實證文獻中採用計量方法的不同對資產預期報酬與風險之關係意見分歧。此外, ICAPM 理論指出, 因投資機會爲隨機, 投資人爲了要達到跨期消費平滑會去調整其投資部位, 以滿足他們的避險需求。因此我們根據 ICAPM 的設定, 在模型中考慮數個影響投資人未來投資機會集合的金融和總體經濟變數, 在此稱爲狀態變數 (state variables)。有趣的是, 當我們考慮這些狀態變數後, 採用追蹤資料分量迴歸所估出之相對風險趨避係數不太會因爲我們選取狀態變數的多寡而造成估計結果的差異。我們除了使用追蹤資料分量迴歸估計相對風險趨避係數外, 也使用固定效果追蹤資料最小平方法加以比較, 但在各模型設定下, 風險與預期報酬關係往往沒有顯著關係。我們發現在以條件期望值爲依據所設計的計量方法下, 控制資產間橫斷面相依的特性是得出穩健估計結果的關鍵步驟。爲了改進追蹤資料最小平方法, 我們使用 Bai (2009) 所提出的交互效果追蹤資料模型 (panel data models with interactive fixed effects) 控制橫斷面相依、進而估計風險與預期報酬關係並得出顯著的正向關係。

因此本文的貢獻爲: 1、爲目前第一篇使用追蹤資料分量迴歸在 ICAPM 基礎下探討預期報酬與風險的研究, 並能刻劃出資產預期報酬與風險間更完整的關係。2、台灣 ICAPM 實證文獻中首次聯合估計50樣資產和各狀態變數之條件共變異數, 我們將所有成份股與狀態變數視作一個體系, 而不是兩兩估計成份股與市場投資組合報酬或狀態變數間的條件變異數, 因此所得到的結果與實際經濟體系更相符。3、本文除了使用追蹤資料分量迴歸檢視預期報酬與風險關係外, 也使用固定效果追蹤資料最小平方法及交互效果追蹤資料模型進行分析、加以比較, 並說明在條件期望值的計量方法下, 控制序列相關與資產橫斷面相依的重要性。

本文結構如下。本節爲前言並陳述本文的研究動機。第 2 節介紹跨期資本資產訂價模型與相關的追蹤資料計量方法。第 3 節說明資料與變數的定義及來源, 實證分析結果與強韌性檢驗則呈現於第 4 節。第 5 節爲結論。

臺灣大學學術期刊資料庫

2 跨期資本資產訂價模型與追蹤資料計量方法

本文依照 ICAPM 架構探討台股預期超額報酬與風險跨期關係, 我們使用 DCC 模型估計得出的台灣50指數超額報酬及其成份股間隨時間變動的條件共變異數當作解釋變數, 再由各成份股預期超額報酬作爲被解釋變數以追蹤資料分量迴歸得出相對風險趨避係數估計值。因此本節先簡介 ICAPM, 之後再介紹 DCC 模型、交互效果追蹤資料模型, 最後再說明何謂追蹤資料分量迴歸方法。

2.1 跨期資本資產訂價模型

William Sharpe, John Lintner and Jan Mossin 提出的資本資產定價模型 (Capital Asset Pricing Model; CAPM) 建立了分析資產預期報酬與風險關係的架構。該模型考慮在單一投資期間下, 資產預期超額報酬主要是被該資產報酬與市場報酬之共變異所解釋。然而文獻實證上發現因爲 CAPM 只考慮一項解釋變數 (因子), 往往無法完全解釋資產的預期超額報酬。爲了改進 CAPM, Merton (1973) 建構出考慮跨期及影響投資人未來投資機會集合的狀態變數的多因子模型, 即爲跨期資本資產定價模型, 簡稱 ICAPM。ICAPM 隱含以下經濟體系的均衡關係式:

$$\mathbb{E}_t\left[r_{t+1}\right] - r_{f,t} = A \cdot Cov_t\left(r_{t+1}, r_{m,t+1}\right) + B \cdot Cov_t\left(r_{t+1}, x_{t+1}\right), \quad (2.1)$$

其中 r_{t+1} 爲個股每日報酬率, $r_{f,t}$ 爲無風險利率, $r_{m,t+1}$ 爲市場投資組合日報酬率, $x_{t+1} = (x_{1,t+1}, x_{2,t+1}, \cdots, x_{k,t+1})$ 爲 k 個影響投資人未來投資機會集合的狀態變數, $Cov_t(r_{t+1}, r_{m,t+1})$ 爲 r_{t+1} 與 $r_{m,t+1}$ 在 t 時點的預期條件共變異數。

ICAPM 均衡關係式不含截距項, 斜率參數 A 和 B 不隨個股不同而有所差異 (亦即橫斷面一致性)。其中常數 A 代表投資人的相對風險趨避係數, B 爲 $k \times 1$ 維度的向量其定價所有資產。(2.1) 式亦可寫成

$$Var_t\begin{pmatrix} r_{t+1} \\ r_{m,t+1} \\ x_{t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} H_{r,r,t+1} & H_{r,m,t+1} & H_{r,x,t+1} \\ H_{m,r,t+1} & H_{m,m,t+1} & H_{m,x,t+1} \\ H_{x,r,t+1} & H_{x,m,t+1} & H_{x,x,t+1} \end{pmatrix},$$

臺灣大學學術期刊資料庫

$$\mathbb{E}_t\left[r_{t+1}\right] = r_{f,t} + A \cdot H_{r,m,t+1} + B \cdot H_{r,x,t+1},$$
$$\mathbb{E}_t\left[r_{m,t+1}\right] = r_{f,t} + A \cdot H_{m,m,t+1} + B \cdot H_{m,x,t+1}。$$

若假定常態分配, 一階動差及二階動差完全決定分配, 因此上式在不管有多少資產需被定價的情況下亦決定了資產預期超額報酬的過程。斜率係數 A 和 B 是我們有興趣知道的參數, 我們可以使用股價資料算出每日個股超額報酬作爲被解釋變數, 但仍需有解釋變數 $Cov_t(r_{t+1}, r_{m,t+1})$ 與 $Cov_t(r_{t+1}, x_{t+1})$ 才能估計 A 和 B。以下我們使用 DCC 模型來估計各資產報酬、市場投資組合報酬、及狀態變數間隨時間變動的預期條件共變異數。

2.2 動態條件相關係數模型

Engle (2002) 對於 Bollerslev (1990) 提出的固定條件相關係數 (Constant Conditional Correlation; CCC) 模型提出修正, 發展出動態條件相關係數 (DCC) 模型, 其允許資產之間的條件相關係數隨時間改變。此模型的優點爲經由參數化條件相關係數的動態過程來簡少待估參數個數, 讓研究者能估計出大量資產間的動態條件相關係數矩陣。以下我們依照 Engle (2009) 簡略介紹 DCC 模型的執行步驟。假設 N 個資產報酬服從期望值爲0, 條件變異數矩陣爲 H_t 的多元常態分配。由此我們可得到下列關係式。

$$y_{t+1} = \begin{pmatrix} r_{t+1} \\ r_{m,t+1} \\ x_{t+1} \end{pmatrix}。$$
$$\mathbb{E}_{t-1}\left[y_t y_t'\right] = H_t = D_t R_t D_t,$$

其中 $D_t^2 = \text{diag}\{H_t\}$。條件相關係數矩陣, R_t, 爲標準化誤差值, ϵ_t, 的共變異矩陣:

$$\begin{aligned} R_t &= Var_{t-1}\left(D_t^{-1} y_t\right) \\ &= Var_{t-1}\left(\epsilon_t\right)。 \end{aligned}$$

D_t 矩陣對角線上的元素爲各資產報酬的預期變異數的平方根; 亦即,

臺灣大學學術期刊資料庫

$$H_{i,i,t} = \mathbb{E}_{t-1}\left(y_{i,t}^2\right)。$$

舉例來說, 若使用 GARCH (1,1) 來模型化

$$H_{i,i,t} = \omega_i + \alpha_i y_{t-1}^2 + \beta_i H_{i,i,t-1},$$

則標準化後的誤差項爲

$$\epsilon_{i,t} = y_{i,t}/\sqrt{H_{i,i,t}}。$$

此步驟稱爲時間序列的去 GARCH 化 (DE-GARCHing)。當然, 我們也可使用不對稱型式的 GARCH 模型來補捉股價波動程度和市場訊息的不對稱關係, 例如, GJR-GARCH 或 Threshold ARCH (TARCH):

$$H_{i,i,t} = \omega_i + \alpha_i y_{t-1}^2 + \gamma_i y_{t-1}^2 I_{\{y_{t-1}<0\}} + \beta_i H_{i,i,t-1},$$

可呈現是否負面的市場訊息造成股價波動影響較正面市場訊息來的大。

更簡要來說, 想要估計隨時間變動的共變異矩陣 $\mathbb{E}_{t-1}[y_t y_t']$, 則需要估計 D_t 與 R_t, 在此我們將資產報酬的條件變異數 (D_t) 和條件相關矩陣 (R_t) 模型化。在之後的實證裡, 我們先估計資產報酬的條件變異數, 利用最大概似值去比較並選取代表模型, 最後我們使用 TARCH (1,1,1) 估計 D_t。[2] 至於條件相關係數矩陣 R_t 則表示爲

$$R_t = \text{diag}\{Q_t\}^{-1/2} Q_t \text{diag}\{Q_t\}^{-1/2}, \tag{2.2}$$

[2]我們考慮8種模型設定, 符號 GARCH (p, o, q) 中, p 和 q 表示 GARCH 模型的階次, o 代表模型中有無不對稱性設定, 當 $o = 1$ 時表示模型爲不對稱型式的 GARCH, $o = 0$ 時則爲對稱模型。

1. GJR-GARCH (1,0,1) 配合 DCC
2. GJR-GARCH (1,0,1) 配合 ADCC (Asymmetric DCC)
3. GJR-GARCH (1,1,1) 配合 DCC
4. GJR-GARCH (1,1,1) 配合 ADCC
5. Threshold ARCH (1,0,1) 配合 DCC
6. Threshold ARCH (1,0,1) 配合 ADCC
7. Threshold ARCH (1,1,1) 配合 DCC
8. Threshold ARCH (1,1,1) 配合 ADCC

估計結果顯示模型7的最大概似函數值最大, 但與模型8的最大概似函數值差距極小。

臺灣大學學術期刊資料庫

其中

$$Q_t = \Omega + \alpha\epsilon_{t-1}\epsilon'_{t-1} + \beta Q_{t-1}。 \tag{2.3}$$

截距項矩陣 Ω 共有 $N(N-1)/2$ 個參數, 隨著樣本增加, 待估參數也隨之增加, 故 Engle (2002) and Engle (2009) 建議使用 Correlation Targeting 的方法, 即令

$$\widehat{\Omega} = (1 - \alpha - \beta)\overline{R}, \tag{2.4}$$

其中

$$\overline{R} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\epsilon_t\epsilon'_t。$$

將式 (2.4) 代入式 (2.3), 則得出以下均值回歸 (mean reverting) DCC 模型

$$Q_t = \overline{R} + \alpha\left(\epsilon_{t-1}\epsilon'_{t-1} - \overline{R}\right) + \beta\left(Q_{t-1} - \overline{R}\right),$$

待估參數減少至 α 和 β, 因而此方法可實際運用在估計大量資產組合之間的動態條件相關係數。

此外, 當負面的金融市場衝擊發生時, 各資產間的相關係數往往遽增, 而正面的金融市場衝擊對於各資產間的相關係數影響相對不會如此劇烈。資產報酬動態相關係數也會在金融情勢較差時增加, 這與在金融危機事件中, 各股價往往呈現齊跌現象符合。因此, 我們也另考慮以下不對稱型式的動態條件相關係數模型 (Asymmetric Dynamic Conditional Correlation Models; ADCC)[3]

$$Q_t = \Omega + \alpha\epsilon_{t-1}\epsilon'_{t-1} + \gamma\eta_{t-1}\eta'_{t-1} + \beta Q_{t-1},$$

[3]我們由最大概似值選取模型時發現在各種模型下設定 DCC 或 ADCC 並無顯著差異, 且在 ADCC 設定下, 補捉不對稱性的參數估計值 $\hat{\gamma}$ 很靠近0。然而, 有無考慮不對稱性設定所估計的動態條件相關係數走勢圖仍不同, 爲了驗證我們實證結果具有強韌性, 之後的分析皆會檢視使用 DCC 和 ADCC 所產生的 $Cov_t(r_{t+1}, r_{m,t+1})$ 與 $Cov_t(r_{t+1}, x_{t+1})$ 對估計風險與預期報酬的跨期關係的影響。

臺灣大學學術期刊資料庫

其中 $\eta_t = \min\{\epsilon_t, 0\}$。同樣在 Correlation Targeting 方法下, 令

$$\widehat{\Omega} = (1-\alpha-\beta)\overline{R} - \gamma\overline{N},$$
$$\overline{R} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\epsilon_t\epsilon_t',$$
$$\overline{N} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\eta_t\eta_t'。$$

接著將 ADCC 模型中的截距項矩陣表示成

$$\Omega = (1-\alpha-\beta-\gamma)\overline{N} + (1-\alpha-\beta)\overline{P},$$

其中 $\overline{P} = (1/T)\sum_{t=1}^{T}\pi_t\pi_t'$, $\pi_t = \max\{\epsilon_t, 0\}$, $\epsilon_t = \eta_t + \pi_t$, $\epsilon_t\epsilon_t' = \eta_t\eta_t' + \pi_t\pi_t'$, $\eta_t\pi_t' = 0$, $\overline{R} = \overline{N} + \overline{P}$。由之前的步驟可求得準相關係數矩陣 (Quasi-Correlation Matrix) Q_t, 但不保證其對角線上的元素皆爲 1, 故要再進行調整算出動態條件相關係數, 調整方法爲

$$\rho_{i,j,t} = \frac{Q_{i,j,t}}{\sqrt{Q_{i,i,t}Q_{j,j,t}}},$$

其矩陣表示式即爲式 (2.2)。模型中的參數估計我們則使用準最大概似函數估計式 (Quasi-MLE)。

2.3 交互效果追蹤資料模型

Bai (2009) 提出交互效果追蹤資料模型 (panel data models with interactive fixed effects), 此方法的優點在於模型允許隨時間變動的固定效果、或提供一個易處理橫斷面相關性的架構, 因此比傳統的追蹤資料最小平方法含蓋更廣泛無法被觀測到的異質性現象 (unobserved heterogeneity)。具體來說, Bai (2009) 的模型如下。

$$Y_i = X_i\beta + F\lambda_i + \epsilon_i, \tag{2.5}$$

其中

臺灣大學學術期刊資料庫

$$Y_i = \begin{bmatrix} Y_{i1} \\ \vdots \\ Y_{it} \\ \vdots \\ Y_{iT} \end{bmatrix}, \quad X_i = \begin{bmatrix} X'_{i1} \\ \vdots \\ X'_{it} \\ \vdots \\ X'_{iT} \end{bmatrix}, \quad F = \begin{bmatrix} F'_1 \\ \vdots \\ F'_t \\ \vdots \\ F'_T \end{bmatrix}, \quad \epsilon_i = \begin{bmatrix} \epsilon_{i1} \\ \vdots \\ \epsilon_{it} \\ \vdots \\ \epsilon_{iT} \end{bmatrix},$$

$\lambda'_i F_t = \sum_{l=1}^{r} \lambda_{il} F_{lt}$ 稱爲交互效果, r 代表因子 (factor) 的個數, F_t 爲因子, λ_i 爲因子負荷量 (factor loadings), $i = 1, \cdots, N$, $t = 1, \cdots, T$, 最後我們定義 $\Lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_N)'$。若 $r = 2$, $\lambda_i = (\eta_i, 1)'$, $F_t = (1, 0)'$, 則模型化簡成固定效果追蹤資料最小平方法。

交互效果追蹤資料模型亦可做爲處理橫斷面相依的機制。若將干擾項設定爲 $u_{it} = \lambda'_i F_t + \epsilon_{it}$, 則每個橫斷面單位 (每個資產) 面對相同的 F_t, 此設定則產生橫斷面相依關係。若 $i = 1, \cdots, N$, $\lambda_i = 1$, 且在所有 i, t 下, ϵ_{it} 爲獨立同分配時, 則此設定產生相等相關係數模型 (equal correlation model)。在本文實證例子中, 當利用交互效果追蹤資料模型估計 (2.1) 式時, 我們將 (2.5) 式中的 $F\lambda_i$ 單純視爲一個處理橫斷面相依的機制。

我們有興趣的參數爲 β, 未知的 F 與 Λ 在此也視爲待估計參數。Bai (2009) 在 $F'F/T = I_r$ 及 $\Lambda'\Lambda$ 爲對角矩陣的限制下透過極小化以下目標函數求得各參數。

$$SSR(\beta, F, \Lambda) := \sum_{i=1}^{N} (Y_i - X_i\beta - F\lambda_i)' (Y_i - X_i\beta - F\lambda_i)。$$

在將 Λ 化成 F 的函數後, 最小平方法的估計式 $(\hat{\beta}, \widehat{F})$ 具 $\sqrt{NT}$ 一致性且滿足以下兩組非線性方程式

$$\hat{\beta} = \left(\sum_{i=1}^{N} X'_i M_{\widehat{F}} X_i \right)^{-1} \sum_{i=1}^{N} X'_i M_{\widehat{F}} Y_i \tag{2.6}$$

與

$$\left[\frac{1}{NT} \sum_{i=1}^{N} \left(Y_i - X_i\hat{\beta} \right) \left(Y_i - X_i\hat{\beta} \right)' \right] \widehat{F} = \widehat{F} V_{NT}, \tag{2.7}$$

臺灣大學學術期刊資料庫

其中 $M_{\widehat{F}} = I_T - \widehat{F}(\widehat{F}'\widehat{F})^{-1}\widehat{F}'$, V_{NT} 爲對角矩陣、其對角線上的值爲式 (2.7) 中括號矩陣部份的前 r 個最大特徵值 (eigenvalue)。然而透過 (2.6) 及 (2.7) 式求解常會收斂至區域最小值, 因此 Bai (2009) 建議使用下列較具穩定性的遞迴解法。

步驟 1. 給定 F 與 Λ, 計算

$$\hat{\beta}(F, \Lambda) = \left(\sum_{i=1}^{N} X_i' X_i\right)^{-1} \sum_{i=1}^{N} X_i' (Y_i - F\lambda_i)。 \tag{2.8}$$

步驟 2. 給定 β, 令 $W_i = Y_i - X_i\beta$, 經由因子模型的設定 $W_i = F\lambda_i + \epsilon_i$, 透過主成份分析法計算

$$\begin{aligned} \left(\widehat{F}, \widehat{\Lambda}\right) &= \min_{F,\Lambda} \frac{1}{NT} \sum_{t=1}^{T} \sum_{i=1}^{N} \left(w_{it} - \lambda_i' F_t\right)^2 \\ &\text{s.t.} \quad \frac{F'F}{T} = I_r。 \end{aligned} \tag{2.9}$$

估計時重複步驟1、2直到遞迴演算法達到收斂準則。

在實證例子中, 由於因子個數未知, 我們利用 Bai and Ng (2008, p. 110) 所建議的因子數目選取資訊準則 $g_2(N, T)$ 先一致性地估計 r, 接著再由上述遞迴演算法求得 $\hat{\beta}$, $\widehat{F}$, $\widehat{\Lambda}$。另外, 模型允許資料呈現未知形式的橫斷面相依/時間序列相關及異質性, 因此交互效果追蹤資料最小平方法估計式的極限分配均值上會產生偏誤項。執行假設檢定時, 我們根據 Bai (2009) 的式 (23) 與式 (24) 所推導出此偏誤項的公式計算出其估計值, 矯正偏誤後, 再根據 Bai (2009) 定理4得出估計式 $\hat{\beta}$ 的標準誤。

在本文第4節的實證分析中, 我們也將說明處理序列相關與橫斷面相依在條件期望值計量方法的估計過程中是得出可靠結果的關鍵步驟。計量方法比較的基準模型是 Parks (1967) 所提出的允許序列相關與橫斷面相依的系統迴歸式:

$$y_i = X_i\beta + u_i,$$

其中干擾項 u 遵從以下 AR(1) 過程

$$u_{it} = \rho_i u_{it-1} + \epsilon_{it}; \quad \rho_i < 1,$$

臺灣大學學術期刊資料庫

ϵ_{it} 無序列相關但有同期相依 (contemporaneously correlated), 亦即

$$Cov\left(\epsilon_{it}\epsilon_{jt}\right) = \sigma_{ij},\ \forall i, j, \quad 且 \quad Cov\left(\epsilon_{it}\epsilon_{js}\right) = 0, \quad 當 \quad s \neq t。$$

Bali (2008)、Bali and Engle (2010) 在估計 (2.1) 式時即是使用上述 Parks (1967) 的計量方法。接著我們考慮的計量方法是無處理序列相關及橫斷面相依的固定效果追蹤資料最小平方法。在 ICAPM 均衡關係式中並無截距項也無固定效果, 因此我們我們只能期待將所有固定效果的估計值加總平均後收斂 (靠近) 至0。然而、固定效果追蹤資料最小平方法所求出的係數估計值不盡理想、係數的正負方向也有不符經濟理論的狀況。爲了改進固定效果追蹤資料最小平方法無處理序列相關及橫斷面相依的設定, 我們改用交互效果追蹤資料模型估計 (2.1) 式, 其估計結果與 Parks 的方法得出的結果相當一致。

2.4 固定效果追蹤資料分量迴歸

文獻中常使用的最小平方法所估計的是解釋變數對被解釋變數的平均影響。Koenker and Bassett (1978) 提出分量迴歸 (Quantile Regression), 其優點在於分析時不需要假設母體分配已知, 且可以估計出解釋變數在各個條件分量下對被解釋變數的影響, 進而刻劃出條件分配的形狀。當解釋變數在被解釋變數的條件分配上有不同影響時, 最小平方法與分量迴歸會得出不同結果。例如, 在條件分配左半部和右半部, 變數間的關係呈現相反、一正一負, 由於最小平方法是平均的概念, 使用最小平方法估計式可能會得參數不顯著異於0的結論。假使在條件分配右半部與左半部解釋變數對被解釋變數的影響皆爲正, 條件分配右半部的影響相當顯著, 但條件分配左半部上的影響相對弱, 最小平方法也只能估計出參數顯著爲正。即便在不同分量下, 解釋變數對被解釋變數的影響無顯著差異、近似一條水平線, 我們也能透過分量迴歸更完整地了解變數間的關係。實際的例子如 Chuang and Kuan (2005) 利用分量迴歸研究股市價量關係發現在不同報酬率的分量下, 報酬率與成交量呈互相對稱的V 字關係, 此關係也是導致一般使用最小平方法估計不出顯著價量關係的主因。

臺灣大學學術期刊資料庫

本文使用追蹤資料, 且根據 ICAPM 均衡關係式式 (1) 估計台灣股票市場風險與預期報酬的跨期關係, 因此我們利用追蹤資料分量迴歸 (Penalized Panel Quantile Regression with Fixed Effects) 估計在不同分量下的相對風險趨避係數。以下我們簡介追蹤資料分量迴歸。

$$Q_{y_{it}}(\tau|x_{it}) = x_{it}'\beta(\tau) + \alpha_i,$$

其中 $Q_{y_{it}}(\tau|x_{it})$ 爲被解釋變數的條件 ($\tau \times 100$) 分位數函數, $0 \leq \tau \leq 1$ 代表我們有興趣分量, α_i 是不隨著分量及時間變動的固定效果參數。Koenker (2004) 建構了下列目標函數用以估計我們有興趣的參數 $\beta(\tau)$。

$$\min_{\alpha,\beta} \sum_{k=1}^{K}\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{N} v_k \rho_{\tau_k}\left(y_{it} - x_{it}'\beta(\tau_k) - \alpha_i\right) + \lambda \sum_{i=1}^{N}|\alpha_i|, \qquad (2.10)$$

其中 $\rho_\tau(u) = u(\tau - I_{\{u<0\}})$, v_k 爲權重, λ 爲調整參數, $\sum_{i=1}^{N}|\alpha_i|$ 爲 ℓ_1 懲罰項 (亦稱爲 LASSO), LASSO 的設計讓不重要的固定效果快速收縮至0。若 ICAPM 正確設定, 我們也預期 α_i 收斂至 0。(2.10) 式在常態分配與期望值模型的架構下等價於隨機效果追蹤資料模型 (Random-Effect Panel Data Models), 因此我們大致上也可將此模型視爲隨機效果模型, 只是其呈現方式類似於固定效果模型。我們由此目標函數估計出迴歸分量係數 $\beta(\tau_k)$, 其表示給定其他變數, 在被解釋變數的條件 $(\tau_k) \times 100$ 分位數下, 解釋變數 x 變動一單位時, 被解釋變數 y 變動 $\beta(\tau_k)$ 單位。估出低分量至高分量的 $\beta(\tau_k)$ 後, 即可顯現出風險趨避係數在預期報酬條件分配上的變化狀況。關於追蹤資料分量迴歸估計式的假設檢定, 文獻皆建議使用拔靴法 (bootstrapping), 大資料量、再加上估計式本身計算費時, 所需電腦硬體設備的規格及總計算時間都相當高, 此方面爲分量迴歸方法目前的限制。

3 資料與變數

本文依據 ICAPM 均衡關係式探討台灣股市預期報酬與風險跨期關係, 我們以台灣 50 指數成份股每日預期超額報酬作爲被解釋變數; 解釋變數則是根據 ICAPM 架構下所設定會影響投資人未來投資機會集合的狀態變

臺灣大學學術期刊資料庫

數 (台指選擇權波動率指數變化量、期間利差、融資流動性風險利差) 及台指50報酬率與個股預期報酬間的條件共變異數。

資產報酬率資料

資產的選取依據台灣證券交易所於2012年8月7日公佈的台灣50指數成份股名單, 詳見附錄1。由「台灣經濟新報」資料庫, 取得各成份股之每日股價資料。台灣50指數之歷史每日指數資料則由台灣證券交易所取得。我們將這些價格資料轉換成日超額報酬率, 計算公式如下。

$$r_{i,t+1} = 100 \times \log\left(\frac{p_{i,t+1}}{p_{i,t}}\right) - r_{f,t+1},$$

其中 $r_{i,t+1}$ 爲第 i 家成份股於第 $t+1$ 期時的超額報酬率, $p_{i,t}$ 爲第 i 家成份股於第 t 期時的收盤價, $r_{f,t+1}$ 爲日化後的無風險利率。[4]

資料期間爲2010年1月5日至2011年12月30日, 共497個時點, 47家公司。[5]

台指選擇權波動率指數 (VIX)

台灣期貨交易所依據美國芝加哥選擇權交易所 (CBOE) 的「波動率指數編製公式」計算出台灣加權股價指數選擇權波動率指數, 在此我們亦簡稱爲 VIX 指數。該指數定義爲市場對預期波動的估計, 投資人可以根據 VIX 指數去猜測未來金融市場的波動變大或變小。每日的 VIX 指數資料, 我們則從台灣期貨交易所取得。[6]

期間利差 (Term Spread)

我們定義期間利差如下。

[4]將次級市場30天期融資型商業本票作爲無風險利率。

[5]由於以下三家公司在資料期間才上市, 我們不予考慮, 故剩下47家公司。F-TPK 於2010年10月29日以每股220元掛牌上市; F- 辰星於2010年12月24日以每股310元掛牌上市; 合作金庫銀行於2011年9月改制成金控, 並於2012年12月1日掛牌上市。

[6]台灣期貨交易所於2007年8月開始編製台指 VIX 指數, 在2008年更改過一次計算公式。我們等台指 VIX 市場運作一年逐漸成熟後, 再開始採用資料, 因此我們的資料期間選擇從2010年1月開始。

臺灣大學學術期刊資料庫

期間利差

$$= 100 \times (\text{台灣十年期指標公債利率} - 30\text{天期融資型商業本票利率}),$$

其中台灣10年期指標公債利率資料從「台灣經濟新報」資料庫取得, 至於次級市場每日30天期融資商業本票利率資料來源則爲合作金庫票券金融股份有限公司。以上所有利率都經過日化處理。期間利差爲一個預測景氣的指標, 它與景氣好壞呈現正向關係。當預測景氣好轉時, 投資人投資意願濃厚, 因此爭相借貸造成長期資金成本提高, 期間利差因而擴大; 反之, 當預期景期轉壞時, 長期的資金借貸成本變小, 故期間利差縮小。之後的實證分析中, 我們以 TERM 代表期間利差。

融資流動性風險利差

在 ICAPM 下, 違約利差 (Default Spread) 應是其中一項狀態變數, 但因台灣的公司債市場不發達, 所以只能尋找其他替代變數。Fontana (2010) 在分析美國上市公司於2008年金融海嘯期間違約風險相關議題時提到 LIBOR − EFF Spread (3 month LIBOR rate − Effective Federal Funds rate) 爲一種衡量融資流動性風險的變數, 它可以反應出安全投資轉移 (Flight to Quality) 與銀行之間彼此拆借資金時的違約風險。因此我們參考 Fontana (2010) 的方法, 建構一個融資流動性風險利差, 表示如下。

$$\begin{aligned}&\text{融資流動性風險利差}\\&= 100 \times (\text{次級市場30天期融資型商業本票利率}\\&\quad - 30\text{天期央行定期存單利率})。\end{aligned}$$

囿於台灣中央銀行的重貼現率僅代表央行宣示其貨幣政策的效果, 故我們以流通於公開市場的央行定期存單利率做爲替代變數。之後的實證分析中, 我們以 Liquidity 代表融資流動性風險利差。

4 實證結果

我們有興趣的參數爲 ICAPM 均衡式式 (2.1) 中的 A 與 B。首先, 我們使用 TARCH (1,1,1) -DCC 模型估計未知的 $Cov_t(r_{t+1}, r_{m,t+1})$ $Cov_t(r_{t+1}, x_{t+1})$,

臺灣大學學術期刊資料庫

表 1: 條件期望值架構下的三種計量方法估計結果

設定 1	A	B_V	
FE	0.0479	0.0144	
Parks	0.1209***	0.0182	
Bai	0.1470***	0.0108	
設定 2	A	B_V	B_T
FE	0.0313	0.0135	7.8840***
Parks	0.0780*	−0.0135	5.1451***
Bai	0.1150**	−0.0200	3.3800***
設定 3	A	B_V	B_L
FE	0.0467	0.0121	−17.7559***
Parks	0.0771*	−0.0176	−9.9443***
Bai	0.1150**	−0.0185	−7.2300***

說明: 表格數字爲參數估計值。***, **, * 分別表示估計值在1%, 5%, 10%的顯著水準下顯著異於0。結果顯示在條件期望值架構下, 需控制橫斷面相依方可得出可信賴的估計結果。

估計值分別以 $\sigma_{im,t+1}$ 及 $\sigma_{ix,t+1}$ 表示。接著, 使用由各股股價資料算得的被解釋變數 $r_{i,t+1}$ 與解釋變數 $\sigma_{im,t+1}$ 及 $\sigma_{ix,t+1}$ 進行追蹤資料分量迴歸, 以求出 A 和 B 的估計值。第4節呈現的追蹤資料分量迴歸總共考慮3種不同設定, 主要差別在於狀態變數的不同與多寡; 設定1考慮的狀態變數爲 $\sigma_{im,t+1}$、$\sigma_{i,\Delta VIX,t+1}$; 設定2考慮的狀態變數爲 $\sigma_{im,t+1}$、$\sigma_{i,\Delta VIX,t+1}$、$\sigma_{i,\text{TERM},t+1}$; 設定3考慮的狀態變數爲 $\sigma_{im,t+1}$、$\sigma_{i,\Delta VIX,t+1}$、$\sigma_{i,\text{Liquidity},t+1}$。變數的詳細定義在以下各子章節。我們在各設定下考慮四種追蹤資料計量方法並將估計結果加以比較: 1. 追蹤資料分量迴歸, 參數估計值以 $\widehat{A}(\tau)$ 表示; 2. 固定效果追蹤資料最小平方法 (FE), 參數估計值以 $\overline{A}$ 表示; 3. 允許序列相關與橫斷面相依的系統迴歸式 (Parks), 參數估計值以 $\check{A}$ 表示; 4. 交互效果追蹤資料模型 (Bai), 參數估計值以 $\widetilde{A}$ 表示。我們先將各設定在條件期望值架構下的三種計量方法估計結果整理於表1。

臺灣大學學術期刊資料庫

4.1 設定1: 考慮 $\sigma_{im,t+1}$、$\sigma_{i,\Delta VIX,t+1}$ 兩項解釋變數

$$r_{i,t+1}(\tau) = A(\tau) \cdot \sigma_{im,t+1} + B_V(\tau) \cdot \sigma_{i,\Delta VIX,t+1} + \alpha_i + e_{i,t+1}(\tau),$$

其中 $r_{i,t+1}$ 爲第 i 家成份股於第 $t+1$ 期的超額報酬率, $\sigma_{im,t+1}$ 爲第 i 家成份股超額報酬與台灣50指數超額報酬間於第 $t+1$ 期時的共變異數, $\sigma_{i,\Delta VIX,t+1}$ 爲第 i 家成份股超額報酬與 ΔVIX 於第 $t+1$ 期時的共變異數, $\Delta VIX_t := VIX_t - VIX_{t-1}$。[7]

我們將極小化追蹤資料分量迴歸目標函數式 (2.5) 所估計出的 $A(\tau)$, $0 < \tau < 1$, 畫於圖4.1.1。[8] 圖4.1.1中, 隨著預期超額報酬條件分量由小至大, 相對風險趨避係數 $\widehat{A}(\tau)$ 由負到正變化, 負部與正部圖形呈現不對稱。ICAPM 建構在預期條件期望值的架構上, 我們可從分量迴歸的結果圖看出在預期報酬條件期望值及中位數上, 風險趨避係數皆顯著爲正 ($\widehat{A}(\tau) > 0$), 代表投資人爲風險趨避者。另外我們利用固定效果追蹤資料最小平方法估計得出相對風險趨避係數值 $\overline{A}$ 爲0.0479, $P-$ 值爲0.1733, 不顯著顯於0。由此可知, 雖然我們參考 Bali and Engle (2010) 的方法將樣本匯聚成大量的追蹤資料以求更準確地估計 ICAPM 均衡關係式, 但使用固定效果追蹤資料最小平方法卻仍無法驗證風險與預期報酬有任何顯著關係。然而, 允許序列相關與橫斷面相依的系統迴歸式所得出的係數估計值 $\check{A}$ 爲 0.1209, $P-$ 值爲0.0062, 顯著爲正; 允許資產報酬橫斷面相依及動態固定效果的交互效果追蹤資料模型[9] 所估計出的相對風險趨避係數值 $\widetilde{A}$ 爲0.1470, $P-$ 值爲0.0027, 顯著爲正, 亦即平均而言、資產預期報酬與風險間存在跨期抵換關係, 但 $\widetilde{A}$ 的絕對數值並不大。此結果也與追蹤資料分量迴歸所呈現預期報酬與風險的完整關係符合, 由圖4.1.1大概可看出 $\widehat{A}(\tau)$ 取均值時約略爲正數。

---

[7]因爲 VIX 序列爲非定態, 爲了避免虛假迴歸 (spurious regression) 現象, 我們將原資料取一階差分。

[8]透過極小化追蹤資料分量迴歸目標函數式 (2.10) 得出相對風險趨避係數估計值 $\widehat{A}(\tau)$。爲了了解估計結果是否會因爲式 (2.10) 中調整參數 λ 值選取不同而有所差異, 我們也比較了不同 λ 值下的估計結果。我們嘗試了 $\lambda = 0.05, 0.1, 0.15, 0.25, 0.5, 0.75, 0.85, 1, 1.25, 1.5$ 等數值, 發現估計結果與 $\lambda = 1$ 時的結果差距不大, 因此之後的實證結果我們只呈現 $\lambda = 1$ 時的估計結果。

[9]因子數目的估計值 $\tilde{r} = 3$.

臺灣大學學術期刊資料庫

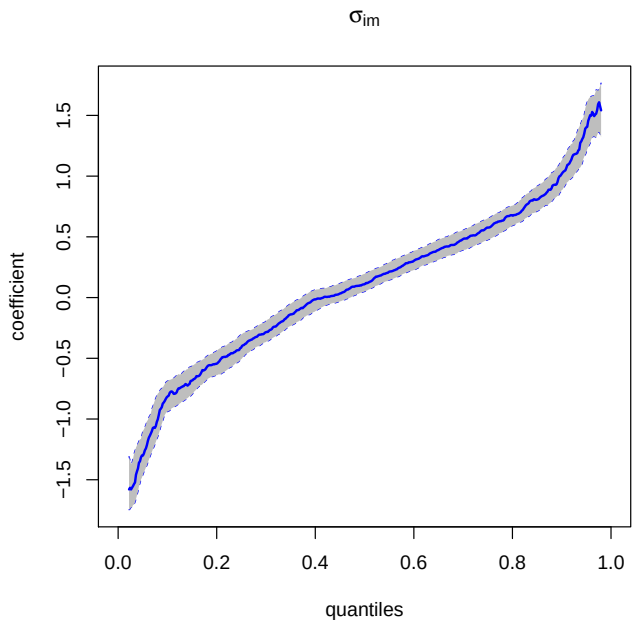


圖 4.1.1: 追蹤資料分量迴歸設定1: 相對風險趨避係數估計值 $\widehat{A}(\tau)$

說明: 縱軸爲 $A(\tau)$ 的估計值 $\widehat{A}(\tau)$, 橫軸爲分量 τ。隨著預期超額報酬條件分量由小至大, 相對風險趨避係數 $\widehat{A}(\tau)$ 由負到正變化, 負部與正部圖形呈現不對稱。在預期報酬條件期望值及中位數上, 風險趨避係數皆顯著爲正 ($\widehat{A}(\tau) > 0$), 代表投資人爲風險趨避者。圖中影陰影部份爲利用拔靴法 (bootstrapping) 所建構的 95% 信賴區間。

圖4.1.2中, $\widehat{B}_V(\tau)$ 在絕大部份的預期超額報酬條件分量下皆爲顯著負值。經濟上的可能解釋爲, 假設某項資產報酬與 ΔVIX 呈正相關, 當 ΔVIX 增加表示金融市場未來愈不穩定, 投資人對該資產的避險需求上升進而大量購買該資產, 至均衡時該資產的預期報酬減少。Bali and Engle (2010) 使用美國資料由 SUR 迴歸估計也得到該係數爲負。另外, Campbell (1993) and Campbell (1996) 指出當股市期貨市場未預期的波動增加會減少投資人的最適消費或是減少未來投資, 對於股市預期報酬有負向影響。故 Bali and Engle (2010) 和 Campbell (1993) and Campbell (1996) 與我們的結論一致。而同時我們也使用固定效果追蹤資料最小平方法估計得出 $\overline{B}_V$ 爲0.0144, $P-$ 值爲 0.5859, 不顯著異於 0, 且係數符號爲正, 也不

臺灣大學學術期刊資料庫

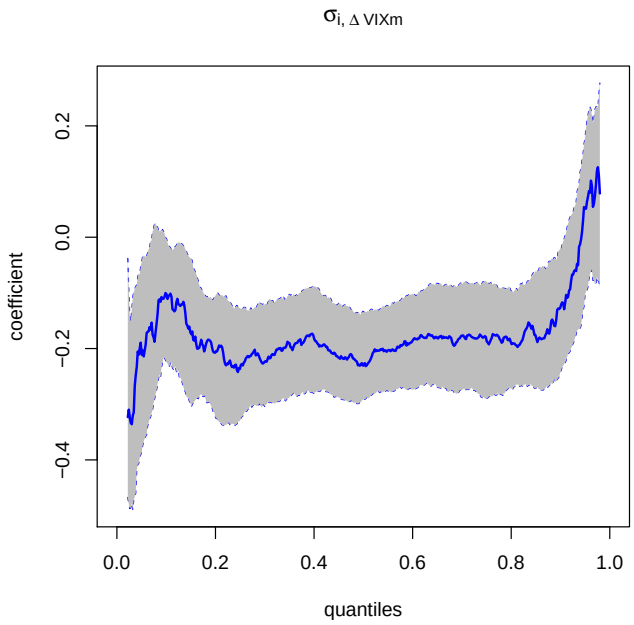


圖 4.1.2: 追蹤資料分量迴歸設定1: $\sigma_{i,\Delta VIX}$ 所對應的斜率係數估計值 $\widehat{B}_V(\tau)$

說明: 縱軸爲 $B_V(\tau)$ 的估計值 $\widehat{B}_V(\tau)$, 橫軸爲分量 τ。$\widehat{B}_V(\tau)$ 在絕大部份的預期超額報酬條件分量下皆爲顯著負值。經濟上的可能解釋爲, 假設某項資產報酬與 ΔVIX 呈正相關, 當 ΔVIX 增加表示金融市場未來愈不穩定, 投資人對該資產的避險需求上升進而大量購買該資產, 至均衡時該資產的預期報酬減少。圖中影陰影部份爲利用拔靴法 (bootstrapping) 所建構的 95% 信賴區間。

符合經濟上的推論。允許序列相關與橫斷面相依的系統迴歸計算出的 $\check{B}_V$ 爲 0.0182, $P-$ 值爲 0.6851, 估計值不顯著異於 0、符號不符預期。交互效果追蹤資料模型所計算出的 $\widetilde{B}_V$ 爲 0.0108, $P-$ 值爲 0.8250, 估計值不顯著異於 0、符號亦不符預期。

在設定 1 的架構下, 使用追蹤資料分量迴歸估計出的係數 $\widehat{A}(\tau)$ 和 $\widehat{B}_V(\tau)$ 皆較能符合經濟直覺; 使用固定效果追蹤資料最小平方法估計時, 則無法判斷預期報酬與風險有何關係, 也得出係數 $\overline{B}_V$ 不符合經濟直覺的結果; 允許序列相關與橫斷面相依的系統迴歸式與交互效果追蹤資料模型皆得

臺灣大學學術期刊資料庫

出資產預期報酬與風險間有顯著但微小的跨期抵換關係, 但另一係數估計值 $\breve{B}_V$ 與 $\widetilde{B}_V$ 符號仍不符合經濟直覺。

4.2 設定2: 考慮 $\sigma_{im,t+1}$、$\sigma_{i,\Delta VIX,t+1}$、$\sigma_{i,\text{TERM},t+1}$ 三項解釋變數

$$r_{i,t+1}(\tau) = A(\tau)\cdot\sigma_{im,t+1} + B_V(\tau)\cdot\sigma_{i,\Delta VIX,t+1} + B_T(\tau)\cdot\sigma_{i,\text{TERM},t+1} + \alpha_i + e_{i,t+1}(\tau),$$

其中 $r_{i,t+1}$ 爲第 i 家成份股於第 $t+1$ 期的超額報酬率, $\sigma_{im,t+1}$ 爲第 i 家成份股超額報酬與台灣50指數超額報酬間於第 $t+1$ 期時的共變異數, $\sigma_{i,\Delta VIX,t+1}$ 爲第 i 家成份股超額報酬與 ΔVIX 於第 $t+1$ 期時的共變異數, $\sigma_{i,\text{TERM},t+1}$ 爲第 i 家成份股超額報酬與期間利差於第 $t+1$ 期時的共變異數。

圖4.2.1呈現在設定2下、追蹤資料分量迴歸估計出的相對風險趨避係數, 圖形與圖4.1.1非常相似。隨著預期超額報酬條件分量由小至大, 相對風險趨避係數由負到正變化, 負部與正部圖形呈現不對稱。ICAPM 建構在預期條件期望值的架構上, 我們可從分量迴歸的結果圖看出在預期報酬條件期望值及中位數上, 風險趨避係數皆顯著爲正。固定效果追蹤資料最小平方法估計得出相對風險趨避係數 $\overline{A}$ 爲0.0313, $P-$ 值爲0.3751。相對於模型中只放一項解釋變數 $\sigma_{im,t+1}$, 在 ICAPM 架構下多放入狀態變數 $\sigma_{i,\Delta VIX,t+1}$ 及 $\sigma_{i,\text{TERM},t+1}$, 最小平方法得到相對風險趨避係數 $\overline{A}$ 更不顯著異於0。交互效果追蹤資料模型[10] 所估計出的相對風險趨避係數值 $\widetilde{A}$ 爲0.1150, $P-$ 值爲0.0227, 顯著爲正, 亦即平均而言、資產預期報酬與風險間存在跨期抵換關係, 但 $\widetilde{A}$ 的絕對數值並不大。此結果也與追蹤資料分量迴歸所呈現預期報酬與風險的完整關係符合, 由圖4.2.1大概可看出 $\widehat{A}(\tau)$ 取均值時約略爲正數。圖4.2.2呈現追蹤資料分量迴歸所估計的 $\widehat{B}_V(\tau)$ 在各條件分量下變化的情形, 圖形結果也與圖4.1.2相似。然而固定效果追蹤資料最小平方法所得出的 $\overline{B}_V$ 爲0.0135, $P-$ 值爲0.6132, 不顯著異於0; 係數值爲正, 也不符合經濟直覺。設定2較設定1再多考慮一個狀態變數, 交互效果追蹤資料模型此時所估計出的 $\widetilde{B}_V$ 爲 -0.0200, $P-$

[10]因子數目的估計值 $\tilde{r}=3$。

臺灣大學學術期刊資料庫

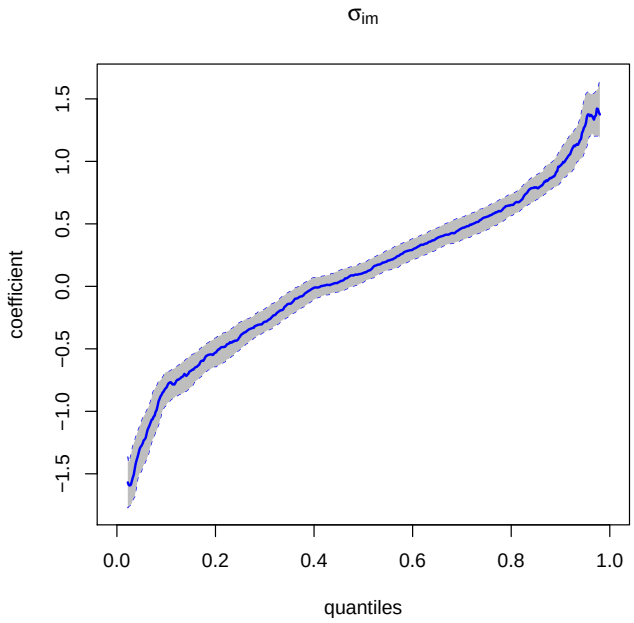


圖 4.2.1: 追蹤資料分量迴歸設定2: 相對風險趨避係數估計值 $\widehat{A}(\tau)$

說明: 縱軸爲 $A(\tau)$ 的估計值 $\widehat{A}(\tau)$, 橫軸爲分量 τ。隨著預期超額報酬條件分量由小至大, 相對風險趨避係數 $\widehat{A}(\tau)$ 由負到正變化, 負部與正部圖形呈現不對稱。在預期報酬條件期望值及中位數上, 風險趨避係數皆顯著爲正 ($\widehat{A}(\tau) > 0$), 代表投資人爲風險趨避者。圖中影陰影部份爲利用拔靴法 (bootstrapping) 所建構的 95% 信賴區間。

值爲 0.6900, 不顯著爲負, 但符號與追蹤資料分量迴歸方法所得結果一致。允許序列相關與橫斷面相依的系統迴歸方法所得出的結果也與交互效果追蹤資料模型的結果類似。

圖4.2.3 中, 在預期超額報酬條件分配的右尾端 ($0.85 \leq \tau \leq 0.99$), 追蹤資料分量迴歸所得出 $\widehat{B}_T(\tau)$ 係數顯著爲正。在 ICAPM 架構下, 假設某資產報酬與期間利差呈正相關, 當 $\widehat{B}_T(\tau) > 0$ 則隱含期間利差增加時, 理論預估投資人會增加最適消費量, 未來投資機會集合會往有利的方向移動, 對於預期報酬有正向效果。在既有文獻中, 期間利差已被廣泛使用作爲一項預測景氣的同向指標, 這也與我們在此得到期間利差會對資產預期報酬有正向影響的結果相符。此時固定效果追蹤資料最小平方法估計出 $\overline{B}_T$

臺灣大學學術期刊資料庫

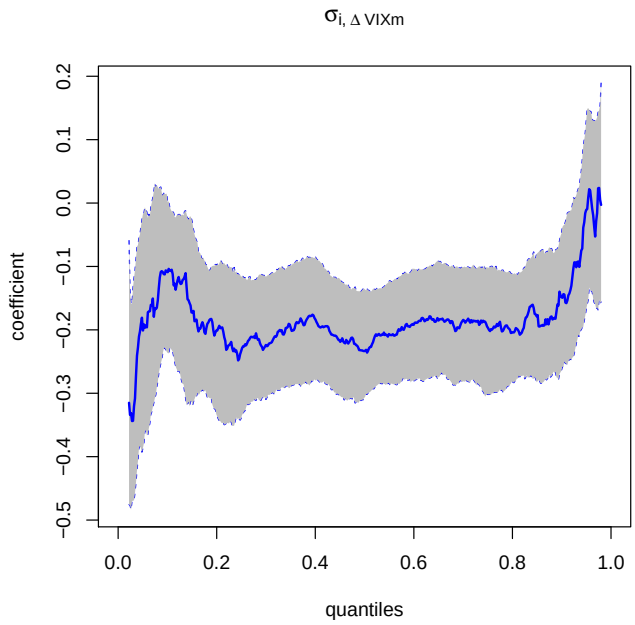


圖 4.2.2: 追蹤資料分量迴歸設定2: $\sigma_{i,\Delta VIX}$ 所對應的斜率係數估計值 $\widehat{B}_V(\tau)$

說明: 縱軸爲 $B_V(\tau)$ 的估計值 $\widehat{B}_V(\tau)$, 橫軸爲分量 τ。$\widehat{B}_V(\tau)$ 在絕大部份的預期超額報酬條件分量下皆爲顯著負值。經濟上的可能解釋爲, 假設某項資產報酬與 ΔVIX 呈正相關, 當 ΔVIX 增加表示金融市場未來愈不穩定, 投資人對該資產的避險需求上升進而大量購買該資產, 至均衡時該資產的預期報酬減少。圖中影陰影部份爲利用拔靴法 (bootstrapping) 所建構的 95% 信賴區間。

爲 7.8840, $P-$ 值爲 0.000005, 顯著爲正, 符號符合直覺, 和分量迴歸方法在預期報酬條件右尾分量時所得估計結果一致。交互效果追蹤資料模型所估計出的 $\widetilde{B}_T$ 爲 3.3800, $P-$ 值爲 0.0084, 顯著爲正。在期間利差狀態變數上, 四種追蹤資料計量方法的結果較有共識。

在設定 2 的架構下, 使用追蹤資料分量迴歸估計之 $\widehat{A}(\tau)$、$\widehat{B}_V(\tau)$ 及 $\widehat{B}_T(\tau)$ 係數都較符合經濟推論; 使用固定效果追蹤資料最小平方法則得出預期報酬與風險無顯著關係且其估計係數 $\overline{B}_V$ 符號不符合經濟直覺; 允許序列相關與橫斷面相依的系統迴歸方法與交互效果追蹤資料模型皆得出

臺灣大學學術期刊資料庫

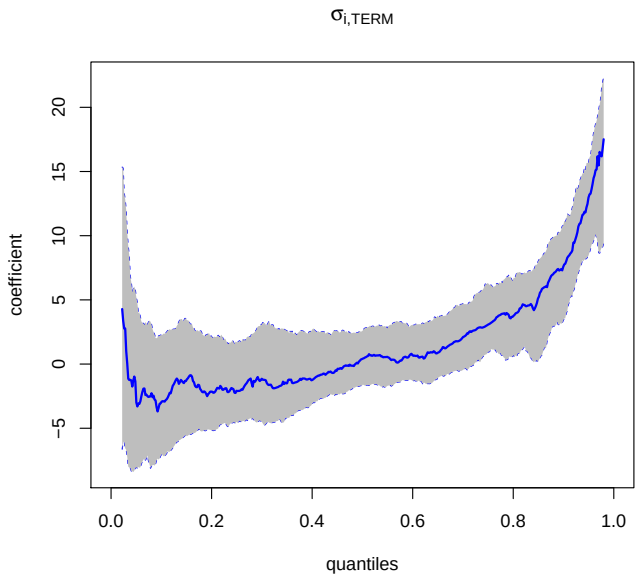


圖 4.2.3: 追蹤資料分量迴歸設定2: $\sigma_{i,\text{TERM},t+1}$ 所對應的斜率係數估計值 $\widehat{B}_T(\tau)$

說明: 縱軸爲 $B_T(\tau)$ 的估計值 $\widehat{B}_T(\tau)$, 橫軸爲分量 τ。在預期超額報酬條件分配的右尾端 ($0.85 \leq \tau \leq 0.99$), 追蹤資料分量迴歸所得出 $\widehat{B}_T(\tau)$ 係數顯著爲正。當資產報酬與期間利差呈正相關, $\widehat{B}_T(\tau) > 0$ 則隱含期間利差增加時, ICAPM 預估投資人會增加最適消費量, 未來投資機會集合會往有利的方向移動, 對於預期報酬有正向效果。在既有文獻中, 期間利差已被廣泛使用作爲預測景氣的同向指標, 這也與我們在此得到期間利差會對資產預期報酬有正向影響的結果相符。圖中影陰影部份爲利用拔靴法 (bootstrapping) 所建構的 95% 信賴區間。

資產預期報酬與風險間有顯著但微小的跨期抵換關係, 係數估計值 $\check{B}_V$ 與 $\widetilde{B}_V$ 符號合乎預期爲負。我們所考慮的四種計量方法則對於對應期間利差與資產預期報酬間的動態條件共變異數的係數估計值有較一致的結論。

4.3 設定3: 考慮 $\sigma_{im,t+1}$、$\sigma_{i,\Delta VIX,t+1}$、$\sigma_{i,\text{Liquidity},t+1}$ 三項解釋變數

$$r_{i,t+1}(\tau) = A(\tau) \cdot \sigma_{im,t+1} + B_V(\tau) \cdot \sigma_{i,\Delta VIX,t+1} + B_L(\tau) \cdot \sigma_{i,\text{Liquidity},t+1} + \alpha_i + e_{i,t+1}(\tau),$$

臺灣大學學術期刊資料庫

其中 $r_{i,t+1}$ 爲第 i 家成份股於第 $t+1$ 期的超額報酬率, $\sigma_{im,t+1}$ 爲第 i 家成份股超額報酬與台灣50指數超額報酬間於第 $t+1$ 期時的共變異數, $\sigma_{i,\Delta VIX,t+1}$ 爲第 i 家成份股超額報酬與 ΔVIX 於第 $t+1$ 期時的共變異數, $\sigma_{i,\text{Liquidity},t+1}$ 爲第 i 家成份股超額報酬與融資流動性風險利差於第 $t+1$ 期時的共變異數。

圖4.3.1呈現在設定3下、追蹤資料分量迴歸估計出的相對風險趨避係數, 圖形與圖4.1.1非常相似。固定效果追蹤資料最小平方法估計得出相對風險趨避係數 $\overline{A}$ 爲0.0467, $P-$ 值爲0.1806, 不顯著異於0。交互效果追蹤資料模型[11] 所估計出的相對風險趨避係數值 $\widetilde{A}$ 爲0.1150, $P-$ 值爲0.0215, 顯著爲正, 亦即平均而言、資產預期報酬與風險間存在跨期抵換關係, 但 $\widetilde{A}$ 的絕對數值並不大。此結果也與追蹤資料分量迴歸所呈現預期報酬與風險的完整關係符合, 由圖4.3.1大概可看出 $\widehat{A}(\tau)$ 取均值時約略爲正數。允許序列相關與橫斷面相依的系統迴歸方法的估計結果與交互效果追蹤資料模型的結果類似, 但較爲不顯著, 請見表1。圖4.3.2呈現追蹤資料分量迴歸所估計的 $\widehat{B}_V(\tau)$ 在各條件分量下變化的情形, 圖形結果也與圖4.1.2相似。然而固定效果追蹤資料最小平方法所得出的 $\overline{B}_V$ 爲0.0121, $P-$ 值爲0.6497, 不顯著異於0; 係數值爲正, 也不符合經濟直覺。設定3比設定1再多考慮一個狀態變數, 此時交互效果追蹤資料模型所估計出的 $\widetilde{B}_V$ 爲 -0.0185, $P-$ 值爲0.7080, 不顯著爲負, 但符號與追蹤資料分量迴歸方法所得結果一致。

圖4.3.3中, 在資產預期超額報酬條件分配的右尾, 追蹤資料分量迴歸所得出 $\widehat{B}_L(\tau)$ 係數顯著爲負。當資產報酬與融資流動性風險利差爲正相關, $\widehat{B}_L(\tau) < 0$ 則隱含融資流動性風險利差增加時, ICAPM 預估投資人會減少最適消費, 未來投資機會集合會往不利的方向移動, 對於資產預期報酬有負向效果。融資流動性風險利差增大表示金融環境流動性不足、公司倒帳破產機率上升, 資金供給者對於企業方的融資請求要求更高報酬, 進而對股票市場的預期報酬有負向影響。此時固定效果追蹤資料最小平方法估計出 $\overline{B}_L$ 爲 -17.7559, $P-$ 值接近0, 係數顯著, 負向符號和直覺相符, 分量迴歸方法在預期報酬條件右尾分量時也得出一致的估計結果。交互效

[11] 因子數目的估計值 $\tilde{r}=3$。

臺灣大學學術期刊資料庫

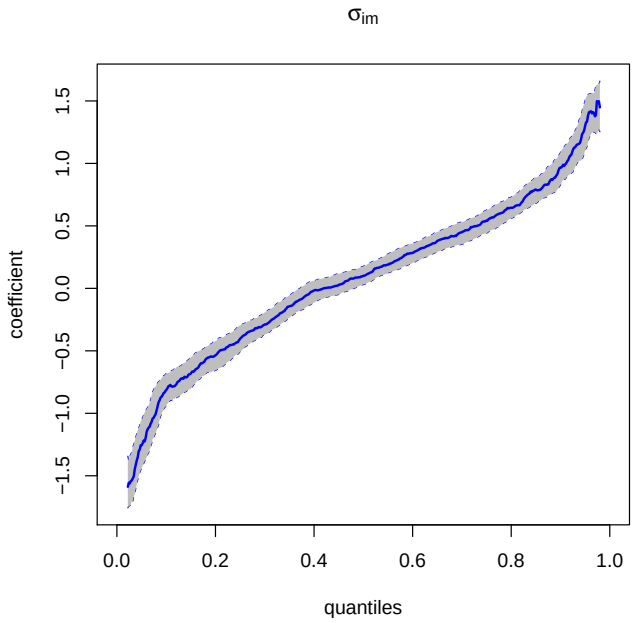


圖 4.3.1: 追蹤資料分量迴歸設定3: 相對風險趨避係數估計值 $\widehat{A}(\tau)$

說明: 縱軸爲 $A(\tau)$ 的估計值 $\widehat{A}(\tau)$, 橫軸爲分量 τ。隨著預期超額報酬條件分量由小至大, 相對風險趨避係數 $\widehat{A}(\tau)$ 由負到正變化, 負部與正部圖形呈現不對稱。在預期報酬條件期望值及中位數上, 風險趨避係數皆顯著爲正 ($\widehat{A}(\tau) > 0$), 代表投資人爲風險趨避者。圖中影陰影部份爲利用拔靴法 (bootstrapping) 所建構的 95% 信賴區間。

果追蹤資料模型所估計出的 $\widetilde{B}_L$ 爲 -7.2300, $P-$ 值爲 0.0011, 顯著爲負。在融資流動性風險利差狀態變數上, 四種計量方法的結果較有共識。

在設定 3 的架構下, 使用追蹤資料分量迴歸估計之 $\widehat{A}(\tau)$、$\widehat{B}_V(\tau)$ 及 $\widehat{B}_L(\tau)$ 係數都較符合經濟推論; 使用固定效果追蹤資料最小平方法則得出預期報酬與風險無顯著關係且其估計係數 $\overline{B}_V$ 符號不符合經濟直覺。允許序列相關與橫斷面相依的系統迴歸方法與交互效果追蹤資料模型皆得出資產預期報酬與風險間有顯著但微小的跨期抵換關係, 係數估計值 $\widetilde{B}_V$ 符號合乎預期爲負。對於對應融資流動性風險利差與資產預期報酬間的動態條件共變異數的係數估計值, 我們所考慮的四種追蹤資料計量方法則有較一致的結論。

臺灣大學學術期刊資料庫

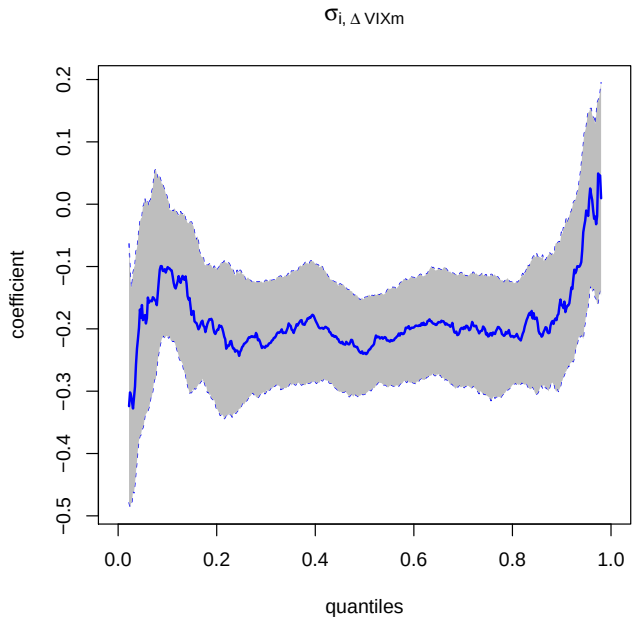


圖 4.3.2: 追蹤資料分量迴歸設定3: $\sigma_{i,\Delta VIX}$ 所對應的斜率係數估計值 $\widehat{B}_V(\tau)$

說明: 縱軸爲 $B_V(\tau)$ 的估計值 $\widehat{B}_V(\tau)$, 橫軸爲分量 τ。$\widehat{B}_V(\tau)$ 在絕大部份的預期超額報酬條件分量下皆爲顯著負值。經濟上的可能解釋爲, 假設某項資產報酬與 ΔVIX 呈正相關, 當 ΔVIX 增加表示金融市場未來愈不穩定, 投資人對該資產的避險需求上升進而大量購買該資產, 至均衡時該資產的預期報酬減少。圖中影陰影部份爲利用拔靴法 (bootstrapping) 所建構的 95% 信賴區間。

4.4 強韌性檢驗 (Robustness Check)

由於期間利差與融資流動性風險利差建構的方式使這兩個狀態變數呈高度負相關 (可由圖4.2.3及圖4.3.3看出其係數圖形正好呈反向變化), 因此我們不考慮模型設定中同時放置期間利差與融資流動性風險利差。在以上的3種設定下, 我們考慮了不同的狀態變數, 3種設定下所估計出的相對風險趨避係數值 $\widehat{A}(\tau)$ 走勢都非常相似, 並不會因爲我們選取狀態變數的不同或多寡而造成估計結果顯著的差異。此外, 我們也使用 TARCH(1,1,1) – ADCC 模型算出另一組隨時間變動的條件共變異矩陣並重做以上的分析,

臺灣大學學術期刊資料庫

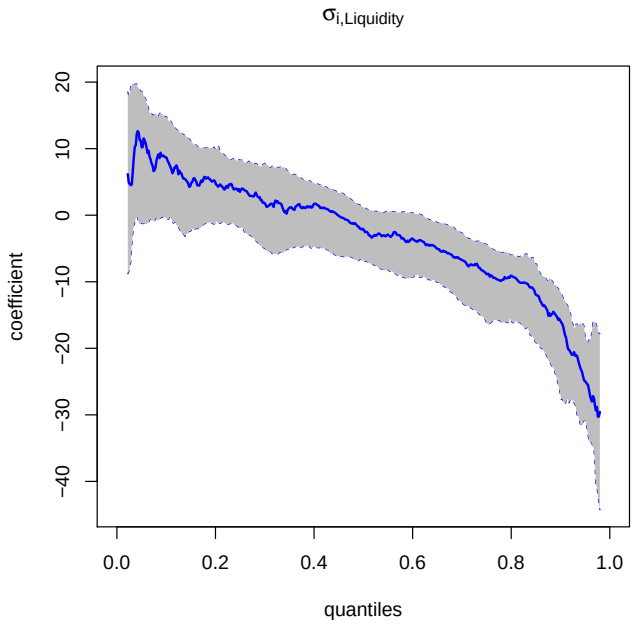


圖 4.3.3: 追蹤資料分量迴歸設定3: $\sigma_{i,\text{Liquidity},t+1}$ 所對應的斜率係數估計值 $\widehat{B}_L(\tau)$

說明: 縱軸爲 $B_L(\tau)$ 的估計值 $\widehat{B}_L(\tau)$, 橫軸爲分量 τ。在資產預期超額報酬條件分配的右尾, $\widehat{B}_L(\tau)$ 顯著爲負。當資產報酬與融資流動性風險利差爲正相關, $\widehat{B}_L(\tau) < 0$ 則隱含融資流動性風險利差增加時, ICAPM 預估投資人會減少最適消費, 未來投資機會集合往不利的方向移動, 對於資產報酬有負向效果。融資流動性風險利差增大表示金融環境流動性不足、公司倒帳破產機率上升, 資金供給者對於企業方的融資請求要求更高報酬, 進而對股票市場的預期報酬有負向影響。圖中影陰影部份爲利用拔靴法 (bootstrapping) 所建構的 95% 信賴區間。

結果發現和 TARCH(1,1,1) – DCC 模型加上追蹤資料分量迴歸所得出的預期報酬與風險跨期關係相當相似, 且各斜率係數估計值差異甚小, 因此我們不再將其類似的估計結果圖形呈現於本文中。我們也另外使用 GJR-GARCH 模型配合 DCC 或 ADCC 重新進行追蹤資料分量迴歸的分析, 同樣地發現估計出的預期報酬與風險關係圖與第 4 節呈現的圖形相似, 各斜率係數估計值也無太大差異。最後, Bali (2008) 提到使用大量的追蹤資料可以降低因樣本期間選取不同所造成估計上的有限樣本偏誤, 加上上述

臺灣大學學術期刊資料庫

各種狀況下的估計結果顯示我們使用追蹤資料分量迴歸方法估計在資產預期報酬整個條件分配上的相對風險趨避係數具有強韌性。

5 結論

本文在 ICAPM 理論下檢視台灣股票市場預期報酬與風險的時間序列關係。我們使用2010年1月5日至2011年12月30日的日資料, 以 Bali and Engle (2010) 的方法估計出台灣50指數報酬及其各成份股報酬間隨時間變動的條件共變異數, 然後再使用各成份股預期報酬與各條件共變異數以追蹤資料分量迴歸估計相對風險趨避係數, 藉以進一步探討台灣股市預期報酬與風險關係。依照 Bali (2008) 及 Bali and Engle (2010) 所述, 使用大量的追蹤資料不但可以更準確估計 ICAPM 均衡關係式, 且可以充分利用 ICAPM 所隱含的訊息、即達成橫斷面一致性。

實證結果顯示, 隨著預期報酬條件分量由小到大, 相對風險趨避係數由負到正變化, 負部與正部圖形呈現不對稱。因爲 ICAPM 建構在預期條件期望值的架構上, 我們可從分量迴歸的結果圖看出在預期報酬條件期望值及中位數上, 風險趨避係數皆顯著爲正, 風險和預期報酬呈正向關係。我們也發現相對風險趨避係數的估計值走勢很一致, 不太會受到其它狀態變數與各資產報酬間共變異數影響而有所差異, 表示我們使用的追蹤資料分量迴歸估計相對風險趨避係數所得到的結論很穩定。本文也另外使用固定效果追蹤資料最小平方法估計各模型設定下的相對風險趨避係數, 但無法認定出風險和預期報酬有何顯著關係。最小平方法所探討的是條件平均的概念, 無顯著關係的結論可能是因爲股市的預期報酬條件分配在左尾上風險與預期報酬呈現負向關係, 而在右尾上此跨期關係爲正向, 這結果或許能部份解釋爲何以往基於最小平方法所撰寫的台灣實證文獻對於風險與預期報酬關係沒有一致的結論。因此本文提出一個更全面的方法探討股市預期報酬與風險關係。另外, 在最小平方法下, 爲了控制橫斷面相依及允許隨時間變動的固定效果以得出更可信的預期報酬與風險關係的估計結果, 我們採用交互效果追蹤資料模型進行分析並得到顯著但微小的正向跨期關係。交互效果追蹤資料模型的結果也部份佐證追蹤資料分量迴歸方法所得出的結論。

臺灣大學學術期刊資料庫

在 ICAPM 架構下除了資產報酬與市場報酬之共變異數這項解釋變數外, 各資產報酬與會影響未來投資集合的狀態變數 (VIX、期間利差、及融資流動性風險利差) 間的共變異數也需考慮。當考慮了 VIX、期間利差和融資流動性風險利差這三項狀態變數, 模型也隱含投資人會因爲這些狀態變數的改變而產生跨期避險需求。假設某資產報酬和這些狀態變數呈正相關, 則 ΔVIX 增加表示市場愈不穩定, 投資人對該資產的避險需求上升而大量購買該資產, 因此在均衡時對於預期報酬有負向影響; 而期間利差增加時, 預測投資人會增加最適消費量, 投資集合往有利的方向移動, 對於預期報酬有正向效果; 當融資流動性風險利差增加時, 投資機會集合往不利的方向移動, 投資人會減少最適消費量, 對於預期報酬有負向效果。我們的實證結果皆符合以上經濟推論。

由於台灣50指數、個別公司股票報酬率及台灣金融市場的特性, 未來本文的延伸研究可在以下建議上擴展。1、因爲高科技產業在台灣50指數佔有相當的權重, 研究者可另建構產業投資組合、淨值市價比投資組合與公司規模投資組合, 再估計投資組合預期報酬與風險之關係。2、台灣公司債市場不發達, 而本文以融資流動性風險利差替代違約利差, 但因建構出的融資性流動性風險利差與期間利差高度負相關, 有必要再尋找更適合的替代變數。3、預期報酬與風險之間所呈現的爲長期均衡關係, 實證分析應儘可能使用多年長期間的資料。本文受限於資料的可取得性, 僅能使用兩年資料, 所造成的局限應爲無法完全忽略估計所產生的有限樣本誤差。然而、即使我們可以使用更長期間的資料, 本文所採用的計量方法所遇到最大的阻礙爲其極高的估計成本與時間, 因此發展更有效率的估計演算法才能使追蹤資料分量迴歸方法在此議題被更廣泛地使用。4、或許此方法可延伸至研究風險趨避程度的不對稱性投資等相關財務議題。

臺灣大學學術期刊資料庫

附錄: 台灣50指數成份股名單

表5 爲台灣證券交易所於2012年8月7日按照台灣50指數權重排序而成的成份股名單。

2012年8月7日台灣50指數的成份股名單

代號	名稱	佔台灣50指數權重	代號	名稱	佔台灣50指數權重
2330	台積電	19.45%	2912	統一超商	1.17%
2317	鴻海	8.61%	2354	鴻準	1.13%
1301	台灣塑膠	4.82%	2324	仁寶	1.12%
1303	南亞塑膠	4.30%	4904	遠傳	1.06%
1326	台灣化纖	3.19%	3697	F-晨星	1.05%
2412	中華電信	3.14%	2883	開發金	1.00%
2454	聯發科	2.99%	2892	第一金	0.98%
2002	中國鋼鐵	2.82%	2880	華南金	0.97%
1216	統一企業	2.28%	2474	可成	0.96%
2882	國泰金	2.18%	2325	矽品	0.95%
2308	台達電	2.16%	2347	聯強	0.93%
2881	富邦金	1.99%	5880	合庫金	0.93%
2382	廣達	1.98%	1102	亞洲水泥	0.85%
2357	華碩	1.95%	2890	永豐金控	0.85%
2891	中信金	1.94%	2207	和泰汽車	0.78%
2886	兆豐金	1.91%	2301	光寶科	0.76%
2498	宏達電	1.90%	3673	F-TPK	0.74%
3045	台灣大哥大	1.63%	2353	宏基	0.68%
6505	台塑化	1.54%	2409	友達	0.67%
2303	聯電	1.53%	3231	緯創	0.65%
2311	日月光	1.51%	2801	彰銀	0.60%
2105	正新橡膠	1.45%	2201	裕隆汽車	0.60%
2885	元大金	1.31%	3008	大立光	0.56%
1101	台灣水泥	1.22%	3481	奇美電子	0.54%
1402	遠東新	1.17%	1722	台灣肥料	0.49%

資料來源: 台灣證券交易所。

臺灣大學學術期刊資料庫

參考文獻

李美樺 (2007), “以橫斷面跨期資本資產定價模型衡量台灣股市報酬與風險之動態關係,” 碩士論文, 台北: 銘傳大學財務金融學系。(Lee, Mei-Hua (2007), “Analysis of Dynamic Risk-Return Relation by Cross-Sectional ICAPM in Taiwan Stock Market,” Master Thesis, Department of Finance, Ming Chuan University.)

林庭瑄 (2010), “風險報酬之關係 — 台灣加權股價指數實證,” 碩士論文, 台北: 國立政治大學國際經營與貿易學系。(Lin, Ting-Xuan (2010), “There is a Risk-Return Trade-Off — An Empirical Study of Taiwan,” Master Thesis, Department of International Business, National Chengchi University.)

廖永熙與吳依正 (2009), “風險與報酬關係: 亞太平洋股票市場之實證,” 《管理科學研究》, 6, 23–28。(Liau, Yung-Shi and Yi-Chen Wu (2009), “The Relationship between Risk and Return: The Case of Asian-Pacific Stock Markets,” *Management Science Research*, 6, 23–28.)

Bai, Jushan (2009), “Panel Data Models with Interactive Fixed Effects,” *Econometrica*, 77, 1229–1279.

Bai, Jushan and Serena Ng (2008), “Large Dimensional Factor Analysis,” *Foundations and Trends in Econometrics*, 3, 89–163.

Bali, Turan G. (2008), “The Intertemporal Relation between Expected Returns and Risk,” *Journal of Financial Economics*, 87, 101–131.

Bali, Turan G. and Robert F. Engle (2010), “The Intertemporal Capital Asset Pricing Model with Dynamic Conditional Correlations,” *Journal of Monetary Economics*, 57, 377–390.

Bollerslev, Tim (1990), “Modeling the Coherence in Short-run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model,” *Review of Economics and Statistics*, 72, 498–505.

Campbell, John Y. (1987), “Stock Returns and the Term Structure,” *Journal of Financial Economics*, 18, 373–399.

——— (1993), “Intertemporal Asset Pricing without Consumption Data,” *American Economic Review*, 83, 487–512.

——— (1996), “Understanding Risk and Return,” *Journal of Political Economy*, 104, 298–345.

臺灣大學學術期刊資料庫

Campbell, John Y. and Ludger Hentchel (1992), "No News is Good News: An Asymmetric Model of Changing Volatility in Stock Returns," *Journal of Financial Economics*, 31, 281–318.

Chan, K. C., Andrew G. Karolyi, and Rene M. Stulz (1992), "Global Financial Markets and the Risk Premium on US Equity," *Journal of Financial Economics*, 32, 137–167.

Chou, Ray-Yeutien (1988), "Volatility Persistence and Stock Valuations: Some Empirical Evidence Using GARCH," *Journal of Applied Econometrics*, 3, 279–294.

Chuang, Chia-Chang and Chung-Ming Kuan (2005), "A Quantile Regression Analysis of Return-Volume Relation: Evidence from the Taiwan and U.S. Stock Exchanges," *Academia Economic Papers*, 33, 379–404.

Engle, Robert F. (2002), "Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models," *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, 339–350.

——— (2009), *Anticipating Correlations*, New Jersey: Princeton University Press.

Fama, Eugene F. and Kenneth R. French (1997), "Industry Costs of Equity," *Journal of Financial Economics*, 43, 153–193.

Fontana, Alessandro (2010), "The Persistent Negative CDS-bond Basis during the 2007/08 Financial Crisis," Working Paper, Department of Economics, CaFoscari University of Venice.

French, Kenneth R., William G. Shwert, and Robert F. Stambaugh (1987), "Expected Stock Returns and Volatility," *Journal of Financial Economics*, 19, 3–29.

Goyal, Amit and Pedro Santa-Clara (2003), "Idiosyncratic Risk Matters!" *Journal of Finance*, 58, 975–1008.

Harvey, Campbell R. (2001), "The Specification of Conditional Expectations," *Journal of Empirical Finance*, 8, 573–637.

Koenker, Roger (2004), "Quantile Regression for Longitudinal Data," *Journal of Multivariate Analysis*, 91, 74–89.

Koenker, Roger and Gilbert Bassett (1978), "Regression Quantiles," *Econometrica*, 46, 33–49.

Merton, Robert C. (1973), "An Intertemporal Capital Asset Pricing Model," *Econometrica*, 41, 867–887.

Parks, Richard W. (1967), "Efficient Estimation of a System of Regression Equations When Disturbances are Both Serially and Contempo-

臺灣大學學術期刊資料庫

raneously Correlated," *Journal of the American Statistical Association*, 62, 500–509.

Scruggs, John T. (1998), "Resolving the Puzzling Intertemporal Relation between the Market Risk Premium and Conditional Market Variance: A Two-factor Approach," *Journal of Finance*, 53, 575–603.

Turner, Christopher M., Richard Startz, and Charles R. Nelson (1989), "A Markov Model of Heteroskedasticity, Risk, and Learning in the Stock Market," *Journal of Financial Economics*, 25, 3–22.

投稿日期: 2013年11月18日, 接受日期: 2015年2月26日

臺灣大學學術期刊資料庫

The Intertemporal Relationship between Risk and Return: A Panel Quantile Regression Approach

Jau-er Chen

Department of Economics, National Taiwan University

Kuei-Fu Lin

Taiwan Cooperative Bank

This paper explores intertemporal relationship between risk and expected returns in the Taiwan stock market in the context of the Intertemporal Capital Asset Pricing Model. We first estimate the time-varying conditional covariances by dynamic conditional correlations models, and then treat the estimates as explanatory variables in a second-stage panel quantile regression to explore the shape of the conditional distribution of excess returns. A significant positive intertemporal relation between risk and return is identified at the conditional mean and median of the expected return distribution. This positive risk-return relation coincides with the result implied by interactive-effects panel data models and fits into the conditional expectation framework of the ICAPM allowing for cross-sectional dependence. Robustness checks indicate that our empirical results are robust to the choice of proxies of risk, explanatory variables, and econometric methodologies.

Keywords: intertemporal relation between risk and expected return, ICAPM, dynamic conditional correlations, interactive-effects panel data model, panel quantile regression

JEL classification: C32, C33, G12

臺灣大學學術期刊資料庫

臺灣大學學術
期刊資料庫