國立政治大學經濟學系碩士論文

指導教授: 徐士勛 博士

以 **Lasso** 分量迴歸模型建構亞洲與台灣金融系統風險指標

研究生: 陳思成

中華民國 107 年 06 月

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

摘要

本文應用 Härdle et al. (2016) 提出 FRM (Financial Risk Meter) 指標, 建構亞洲金融系統風險的評估模型, 並進一步分析 FRM 這個創新的金融系統風險評估指標在亞洲市場的適用性。Härdle et al. (2017) 提出的 FRM 所使用的模型是以美國前 100 大市值的金融機構作爲基礎, 而本文則以亞洲區前 75 大的金融機構與台灣前 32 大金融機構作爲基礎, 編制亞洲區與台灣的 FRM 指標。我們所採用的計量模型是應用 Tibshirani et al. (1996) 提出的 Lasso 方法, 觀察其中懲罰參數 λ 的變化, 並納入 Li and Zhu (2008) 針對 Lasso 所提出的分量迴歸模型, 進而分析尾端風險對於整個金融體系的影響。我們發現台灣 FRM 指標相對而言與國際連動性較高, 而亞洲 FRM 指標連動性相對低; 此結果因爲各國金融體系的大小、與監管程度不同而有所差異。

關鍵詞: 金融系統風險、Lasso、L1-norm、分量、分量迴歸、高維度、懲罰項

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

目錄

1 緒論 **1**

2 Financial Risk Meter 實證模型建構 **4**

2.1 Lasso 線性分量迴歸模型 4

2.2 懲罰項 λ 建構 FRM 指標 6

2.3 Lasso 作為最適化方法 7

2.4 影響懲罰項 λ 的主要因素 8

2.5 影響懲罰項 λ 主要因素在 FRM 指標中所代表的意義 9

3 實證方法 **10**

3.1 資料說明 11

3.2 研究方法 13

4 實證結果 **15**

4.1 美國 FRM 指標 15

4.2 台灣 FRM 指標 17

4.3 亞洲 FRM 指標 18

4.4 台灣與亞洲 FRM 指標比較 21

4.5 FRM 指標各分量比較 22

5 結論 **23**

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

圖目錄

1 中信金控股價報酬變動 14

2 國泰金控股價報酬變動 14

3 平安保險股價報酬變動 14

4 美國 FRM 指標 16

5 台灣 FRM 指標 16

6 亞洲 FRM 指標 20

7 FRM 指標比較 21

8 亞洲區 FRM 指標分量比較 23

9 台灣 FRM 指標分量比較 23

表目錄

1 台灣金融機構 12

2 亞洲金融機構 12

3 台灣 FRM 指標與亞洲 FRM 指標 Granger Causality 分析 . . 22

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

1 緒論

由於一家金融機構的營運狀況, 會藉由金融傳導的方式, 影響到其他金融機構, 甚至是整個金融體系, 因此金融系統風險 (Systemic Risk) 的衡量對於金融市場與機構的穩定運作是非常重要。

根據 Steven (2008), 金融系統風險, 是指特定事件在金融機構、系統、市場相互影響狀況下造成一連串經濟體系的影響; 舉例來說, 2008 年的金融海嘯發生就是因爲金融機構間存在許多相互借貸的關係, 當雷曼兄弟破產以後, 許多與雷曼兄弟有連結的金融機構也因而受牽連破產倒閉。之後更迫使美國政府出資援助 AIG 等相關金融機構, 以避免金融風暴。因此, 2008 年的金融危機以來, 各方對金融系統風險的關注增加, 並且也了許多不同的監測與衡量方式, 進而有一系列金融系統風險的討論。

從 Rennhack (2010) 世界銀行的報告中顯示, 金融系統風險主要包含市場循環風險、信用風險、流動性風險、互曝風險。由於金融系統風險相對抽象, Chan-Lau (2010) 提出衡量金融機構之間關聯程度的網絡模擬模型 (Networking Model), 以了解銀行間資產負債表的借貸關係, 進而分析金融機構面臨各種外部衝擊所造成的重大損失事件所會採行的各種自保措施 (例如劇減槓桿、資產 賤賣與銀行融資管道斷絕等), 以及這些自保措施會對其他金融機構造成的影響, 而整體金融機構又會產生什麼樣的反饋機制。近期, 學者也陸續進一步對於此模型進行修正, 並納入更多的變數探討金融機構在面對重大事件時可能進行更多樣化的措施; 如 Glasserman and Young (2016) 就以更

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

細部的分析去衡量槓桿、機構體系大小、資金種類與暴露部位大小等變數, 並以此做爲後續分析研究方法的基礎。但此類模型的困境在於無法有效即時取得以上提及的資料 (因爲有關銀行細部資產負債表的資訊並沒有辦法即時更新, 且不容易取得)。

相較於以上使用網路模型進行分析, 有另外一派的學者則提出使用尾端風險來進行度量。本文則是以 Adrian and Brunnermeier (2009) 所提出, 常用來衡量金融系統風險的指標 CoVaR 進行延伸。基本的 CoVaR 爲以下衡量方式: 給定全體金融機構的股價風險值 VaR 與金融機構 i 的股價風險值 $VaRi$, 定義給定金融機構 i 之股價落到 $VaRi$ 的水準時, 全體金融機構的股價風險值爲 $CoVaRi$, 則 $CoVaRi$ 與 $VaRi$ 之差便可用來衡量金融機構 i 對系統風險的貢獻。台灣也有學者將以上方法應用於台灣金融市場的分析, 鍾經樊 (2011) 就提出一套衡量金融系統風險的量化模型, 面向包含信用風險、銀行間傳染風險、與流動性風險, 他們藉由了解以上風險對銀行本身資產負債表的影響, 進而衍生出指標來衡量現有的總風險。

Hautsch et al. (2015) 則改變了以上 CoVaR 的衡量方式, 使用具備有固定懲罰項的 Lasso 線性分量迴歸模型 (Linear quantile Lasso regression model), 去篩選出每間公司的最主要的風險來源。Fan and Härdle et al. (2016) 也使用 nonlinear Single Index Model (SIM) 配合變數選取 (Variable Selection) 找出主要風險來源, 不過還是僅針對個別公司進行系統性風險的衡量。本文所使用的模型爲 Härdle et al. (2016) 所建構, 他們使用 200 家金融機構以及 6 個總體指標作爲變數去衡量對應的 CoVaR, 在衡量的過程中發現懲罰

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

項會隨著時間的變動而改變。此外, 懲罰項數列還有以下重要特徵: 數值高時對應到金融危機時期, 數值低時對應到穩定的金融情勢, 這樣的發現也成爲以此懲罰項作爲衡量金融系統風險的指標基礎。值得注意的是 Härdle et al. (2016) 發現會隨時間變動的懲罰項, 與 Hautsch et al. (2015) 最初所提出固定懲罰項的模式不同。

此外, 爲了進一步了解總體情勢的影響, Härdle et al. (2016) 更比較 Lasso 線性分量迴歸模型和 SIM , 發現 SIM 相對於線性模型效果更好, 不過 Lasso 線性分量迴歸模型在回測上仍然可以證明其中是有效的。由於 SIM 的演算法花費太多的運算資源以及時間, 當要以超過千筆以上的數據進行演算時, 這樣的計算變得過度費時。相對地, Lasso 線性分量迴歸模型因爲較容易應用且計算花費時間較少, 也成爲 Härdle et al. (2016) 用來作爲風險衡量指標的主要計算模型。在相同的架構下, Härdle et al. (2017) 以美國前 100 大金融公司的股價報酬取對數以及 6 個總體變數來作爲變數來源, 並以 Lasso 線性分量迴歸模型建構金融系統風險指標, 稱作 Financial Risk Meter (FRM) 。

本文將延續 FRM 指標的建構方式, 並以亞洲市場的金融數據, 來驗證此指標在亞洲市場是否也能更有效運作。此外, 我們將針對原本的 FRM 指標做變形, 進而討論在不同分量下的結果。

本文一共分成 5 章, 其中第 1 章爲緒論, 簡述金融系統風險的影響, 並且回顧過去衡量金融系統風險的各種評量指標, 再簡介 Financial Risk Meter 這樣新的衡量指標衡可以帶來的效果, 並揭示了我們的研究動機與本文的章

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

節架構。第 2 章爲實證模型, 以 Härdle et al. (2016) 所建構的模型爲基礎, 詳細的敘述我們所使用的模型理論。第 3 章爲實證方法, 說明本文所使用的資料變數與研究方法。第 4 章爲實證結果, 探討與分析我們所估計出的結果。最後再於第 5 章作出總結。

2 Financial Risk Meter 實證模型建構

本文所使用模型爲 Härdle et al. (2017) 所建構之 FRM 指標所使用之模型: Lasso 線性分量迴歸模型。此模型包含多種計量模型的概念, 包括 Tibshirani et al. (1996) 所提出的 Lasso 方法, 以及 Li and Zhu (2008) 所提出分量迴歸模型的延伸。在以上的框架中, 也利用 Yuan and Lin (2006) 提出的 GACV (Generalized Approximate Cross-Validation Criterion), 去決定最適化的懲罰項 λ。在本章節中, 我們會先介紹如何使用 Lasso 線性分量迴歸模型, 藉最適化方法下懲罰項 λ 建構 FRM 指標, 再進一步介紹此指標對應金融系統風險的意涵。

2.1 Lasso 線性分量迴歸模型

在本節中, 我們將介紹 Härdle et al. (2016) 提出的 Lasso 線性分量迴歸模型, 並解釋懲罰項 λ 的動態變化, 以及如何應用在金融體系的分析, 特別是如何應對應金融系統風險的衡量。

首先對我們假設有 m 個總體經濟變數, 用來衡量現在經濟情勢的情勢, 同時存在 k 家金融機構, 並用 j 來代表各個金融機構的次序, $j \in \{1, ..., k\}$。

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

而 $p = k + m - 1$ 代表共變量 (covariate)。時點 $t \in \{1, ...T\}$, 而 T 代表總觀察值(日) 個數。s 代表以移動窗格個數, $s \in \{1, ..., (T - (n - 1))\}$, 而 n 代表移動窗格的長度。Lasso 線性分量迴歸模型定義爲以下:

$$Y_{j,t}^{s} = \alpha_j^s + X_{j,t}^{s,\top} \beta_j^s + \varepsilon_{j,t}^s, \tag{1}$$

其中矩陣 $X_{j,t}^{s} \overset{\text{def}}{=} \begin{bmatrix} M_{j,t-1}^{s} \\ Z_{-j,t}^{s} \end{bmatrix}$, 而 $M_{j,t-1}^{s}$ 是指 m 個維度的總體經濟變數, $Z_{-j,t}^{s}$ 則是在 $p-m$ 維度下每間公司金融公司的收益對數 (除了 y 在 t 時間、s 移動窗格下的特定公司 j 之外)。在 s 的移動窗格下 α_j^s 是指常數項, 而 β_j^s 則是 $p \times 1$ 的向量。利用 Li and Zhu (2008) 提出的 Lasso 線性分量迴歸模型, 我們可以將 (1) 改爲以下定義:

$$\min_{\alpha_j^s, \beta_j^s} \left\{ n^{-1} \sum_{t=s}^{s+(n-1)} \rho_\tau (Y_{j,t}^{s} - \alpha_j^s - X_{j,t}^{s,\top} \beta_j^s) + \lambda_j^s ||\beta_j^s||_1 \right\}, \tag{2}$$

其中的 λ_j^s 是此模型的懲罰項,

$$\rho_\tau(u) = |u|^c |\mathcal{I}(u \leq 0) - \tau|, \tag{3}$$

(3) 式的 $\rho_\tau(u)$ 爲分量迴歸 check function, 其中 τ 爲對應分量的權重。Lasso 線性分量迴歸模型藉由懲罰項改變, 進而影響變數的選擇; 當懲罰項 λ 越大, 會將更多的共變量對應係數壓縮爲零; 也因此, 所選擇金融機構或總體變數的共變量就越少。

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

2.2 懲罰項 λ 建構 FRM 指標

由於式 (2) 中可具有 L_1 損失函數和 $L_1 - norm$ 懲罰項, 因此最適化問題就是 Lasso 線性分量迴歸估計問題。在此架構下懲罰項 λ_j^s 的選擇非常重要。文獻上有幾個方式可以選擇 λ_j^s, 例如使用 BIC (Bayesian Information Criterion) 或 GACV (Generalized Approximate Cross- Validation criterion)。Yuan (2006) 對這兩種方式進行模擬比較, 得出的結論是 GACV 在統計效率方面優於 BIC。因此本文在 FRM 模型中, 將以 GACV 準則來制定 λ_j^s 參數, 並將 λ_j^s 設置爲以下最小化問題的解:

$$minGACV(\lambda_j^s) = min\frac{\sum_{t=s}^{s+n}\rho_\tau(Y_{j,t}^s - \alpha_j^s - X_{j,t}^{s,\top}\beta_j^s)}{n - df}, \tag{4}$$

其中, df 是衡量模型有效維度的參數, 可藉由 $o = \partial(\alpha_j^s - X_{j,t}^{s,\top}\beta_j^s)/\partial Y_{j,t}^s$ 計算。值得一提的是, 在不同的時間下有不同的 df。GACV 的優勢在於它也適用於 $p > n$ 的情況下, 也就是說在移動窗格很小的狀況下也適用, 此優點對於 FRM 的衡量是非常重要的。

爲了計算 FRM, 我們使用以上的 Lasso 線性分量迴歸分析, 對每間公司 j 使用 GACV 進行懲罰項 λ_j^s 的最適化選擇, 最後再以這些公司的懲罰項 λ_j^s 平均作爲風險評估指標。FRM 也就定義爲每個移動窗格的所有 k 間公司 λ_j^s 的平均:

$$FRM \overset{\text{def}}{=} \frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k}\lambda_j^*. \tag{5}$$

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

2.3 Lasso 作為最適化方法

在前兩節當中, 我們已經解釋完如何完整建構 FRM 指標。在此章節, 我們將會介紹此指標代表的意義。我們首先遵循 Osborne et al. (2000), 推導線性迴歸問題中應用 Lasso 方法去計算懲罰參數 λ , 本文將把重點放在解釋懲罰項在分量迴歸中 λ 的意義上。

若先假設一個函數 $f(\beta^{'}, \lambda^{'})$, 並將懲罰項 λ 作爲此迴歸目標函數的一個固定效果, 而在以下推導中, 我們爲利於分析懲罰項的效果, 以 50% 的分量進行分析 , 我們將以 $\lambda^{'}$ 代表 50% 分量下的懲罰項, $\beta^{'}$ 代表 50% 分量下的係數:

$$f(\beta^{'}, \lambda^{'}) = \left\{ 1/2 \sum_{i=1}^{n} (Y_i - X_i^{\top} \beta^{'})^2 + \lambda^{'} \sum_{j=1}^{P} |\beta_j^{'}| \right\}, \tag{6}$$

則 $f(\beta^{'}, \lambda^{'})$ 在參數 $\beta^{'}$ 對應的凸函數; 隨著 $\beta^{'}$ 發散, 可以觀察到 $f(\beta^{'}, \lambda^{'}) \to \infty$, 因此至少有一個 $\beta^{'}$ 使 $f(\beta^{'}, \lambda^{'})$ 達最小值。根據 Osborne(1985), 僅當零向量 $0 \in \mathcal{R}_p$ 是 subdifferential 的一個元素時, 才能夠在 $\hat{\beta}^{'}(\lambda^{'})$ 找到最小值。從式 (6) 可以進一步推導出式 (7) :

$$\frac{\partial f(\beta^{'}, \lambda^{'})}{\partial \beta^{'}} = -X^{\top}(Y - X\beta^{'}) + \lambda^{'} u(\beta^{'}), \tag{7}$$

其中, 若 $\beta_j^{'} > 0$, 則 $u(\beta^{'}) = (u_1(\beta^{'}), ..., u_p(\beta^{'}))$ 被定義爲 $u_j(\beta^{'}) = 1$, 如果 $\beta_j < 0$, 則 $u_j(\beta^{'}) = -1$, 而 $\beta_j^{'} = 0$, 則 $u_j(\beta^{'}) \in [-1, 1]$。因此 $\beta^{'}(\lambda^{'})$ 最小化 $f(\beta^{'}, \lambda^{'})$ 必須滿足式 (8) 的條件:

$$0 = -X^{\top}(Y - X\hat{\beta}^{'}(\lambda^{'})) + \lambda^{'} u(\hat{\beta}^{'}(\lambda^{'})). \tag{8}$$

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

接下來我們將以懲罰項 $\lambda^{'}$ 來表示 $\beta^{'}$ 估計量。首先給定一 $\lambda^{'}$, 再找到最小化式 (6) 的 $\hat{\beta}^{'}(\lambda^{'})$。由於 $u(\beta^{'})^{\top}\beta^{'} = \sum_{j=1}^{p} |\beta_j^{'}| = ||\beta^{'}||_1$, 其中 $||\cdot||_1$ 表示 p 維度下的 Lasso 模型的向量, 因此在 50 % 的分量下, 進而能將式 (8) 進一步改寫成:

$$\lambda^{'} = \frac{\left\{Y - X\hat{\beta}^{'}(\lambda^{'})\right\}^{\top} X\hat{\beta}^{'}(\lambda^{'})}{||\hat{\beta}^{'}(\lambda^{'})||_1}, \tag{9}$$

根據式 (9), 我們可藉由 $\lambda^{'}$ 參數組成來分析三個會影響 $\lambda^{'}$ 參數的因素: 模型殘差、模型係數絕對值大小:($||\beta^{'}||_1$) 與模型中 $X^{\top}X$ 矩陣的奇異性 (singularity of a matrix)。

2.4 影響懲罰項 λ 的主要因素

正如 2.3 節的推導, Lasso 迴歸模型的懲罰項 λ 取決於上述三個因素。在本節中我們會對這三點進行細部的解釋, 深入了解 λ 所受到的影響。

首先從式 (9) 中可驗證, 當誤差項的變異數上升, λ 進而也會跟著上升; 而當 $||\hat{\beta}(\lambda||_1$ 或者可說有效集合 (active set) 增加時, 會使得 λ 遞減。至於 $X^{\top}X$ 矩陣的奇異性, 則需藉由矩陣條件特性來了解參數 λ 對於給定模型的矩陣 X 之影響。藉由矩陣運算誤差分析的基本工具: 矩陣的條件數 (condition number) , 我們可以得出式 (10), 用來檢定此方程式爲良置的 (well-conditioned), 或是病態的 (ill-conditioned) :

$$\kappa(X^{\top}X) = \frac{\phi_{max}(X^{\top}X)}{\phi_{min}(X^{\top}X)}, \tag{10}$$

在式 (10) 當中 $\phi_{max}(\cdot)$ 以及 $\phi_{min}(\cdot)$ 分別代表最大及最小的特徵值。當 κ 值低時稱作良置的, 也就是此模型共線性的程度不高; 當 κ 值高時則稱作病態

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

的, 也就是存在高度共線性; κ 值的高低可以幫助判斷多重共線性問題。若多重共線性的程度大, 我們可以預期很多的係數被錯誤判斷對此模型是具有影響力的, 因此 $||\beta||_1$ 會受到影響。這與前面小節中描述的情況類似, 對於式 (9), 我們推斷 λ 隨著矩陣 $X^\top X$ 的 κ 上升而減少。也就是說在高度線性相關的狀況下, λ 值會較低。除了理論的說明外 Härdle et al. (2016) 也完整進行模擬驗證以上結果。

2.5 影響懲罰項 λ 主要因素在 FRM 指標中所代表的意義

根據 2.1 以及 2.2 節 FRM 指標的計算, 我們可以知道 FRM 是由 Lasso 線性分量迴歸模型中懲罰所組成, 而 2.3 以及 2.4 節更進一步分析 Lasso 線性分量迴歸模型中懲罰項的意義。由於 FRM 是由各大金融機構股價溢酬作爲分析變數, 再藉由 Lasso 線性分量迴歸模型產生的 λ 所組成。在本節中, 我們將藉由 λ 更深入解釋 FRM 指標的高低是來自於哪些因素, 並連結至金融系統風險。以下, 我們承續 2.4 節中的主要影響懲罰項 λ 的三個主要原因, 並解釋其與金融系統風險的連結。

首先, FRM 指標可以用來解釋整體市場風險, 此模型殘差項的變異數越大 FRM 指標 (λ) 也越大。因使用的變數爲金融機構報酬率, 所以殘差越大, 就代表整體金融市場存在波動性 (Volatility) 越大, 自然就代表金融機構有潛在的風險。

其次, FRM 指標也可代表整體金融機構間互相傳染風險, 以模型係數的絕對值大小來判定, 也就是 $||\beta||_1$ 越小時 FRM (λ) 指標反而越大。在金融系

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

統風險中所代表的意義爲, 很多的金融機構報酬變數被 Lasso 模型壓縮, 其對應的係數爲 0, 此時金融體系各個機構的互相關聯性高, 金融系統風險也就越大。舉例來說, 原本作爲解釋變數的機構報酬有 100 個, 現在被本文的模型壓縮到只採用其中 60 個機構報酬, 所以被壓縮的 40 個機構報酬, 與所採用的 60 個機構報酬本來就相互有關係, 使得這 60 個機構報酬大比例解釋作爲解釋變數的金融機構報酬, 在這樣金融機構互相有關係的狀況下, 金融系統風險也就大。

最後, 矩陣 $X^\top X$ 的條件數特性也能夠作爲金融機構間互相傳染風險的指標之一。當矩陣 X 爲多重共線性時, 就是統計上病態的 (ill-conditioned) 狀況時, FRM 指標 λ 會變得越低。這代表, 此時多個作爲變數的機構報酬被認爲對此模型是有影響, 所以原本作爲解釋變數的機構報酬有 100 個, 在具有多重共線性的狀況下, 並不會壓縮其他報酬變數係數, 進而使得需要所有報酬變數才能代表整個金融體系。在此同時, 其他被壓縮的報酬變數係數少, 模型所涵蓋的金融體系異常波動相對少, 風險相對低。

3 實證方法

本篇文章目標是建構以 Härdle et al. (2016) 所提出 FRM 指標亞洲金融市場版本。Härdle et al. (2016) 主要使用的是 NASDAQ 指數組成股, 並以市值作爲標準進行篩選前 100 大金融機構, 再搭配 6 個主要總體經濟變數衡量。

由於亞洲市場金融體系具備有以下兩大限制: 第一限制是金融機構的數目相對少, 很難在一個市場中找到如美國 100 大的上市金融機構。第二限制

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

則是較少金融機構股價資訊, 此起因於金融機構發展較晚, 也較晚上市, 進而沒有太長期過去的股價相關資訊。因此本文決定針對以上兩大限制對資料篩選進行修正: (1) 在減少模型使用資料的筆數, 藉此來針對特定市場進行分析; (2) 減少模型所使用的金融機構, 藉此去除有過多遺漏值, 而無法完整代表該金融機構變化的股價。

我們將於第 3.1 小節說明資料來源和處理方式;於第 3.2 小節闡明我們的研究方法。

3.1 資料說明

爲了進行以上解決資料的限制, 我們搜集了兩組資料集, 進而製作兩個針對不同市場的 FRM 指標。包括以台灣金融機構爲基礎的資料集, 第一組資料包含 32 間台灣上市金融機構, 以及 4 個台灣總體變數。在台灣的總體變數中, 本文選擇能夠代表台灣的主要總體變數: 由台灣中央銀行所公布的隔夜拆款利率、台灣兩年期的公債殖利率、代表台灣資本市場情勢的台股大盤指數、台灣興櫃指數。第二組本文則是使用亞洲區市值前 75 大金融機構資料, 以及 5 個區域總體變數; 由於中國、日本爲亞洲區域金融、貿易最發達, 所以我們的總體變數, 主要採納此兩個市場的總體變數。變數包含代表資本市場的日經平均指數、上海證券交易所綜合股價指數, 以及日本隔夜拆款利率、中國政府所發售的三年與五年公債殖利率。本文所用兩組變數包含的時間爲 2007 年 1 月開始到 2018 年 1 月爲止的歷史資料。以下兩張表將細部列出我們採用作爲股價變數的金融機構股票。

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

表 1: 台灣金融機構

金融機構	金融機構	金融機構	金融機構
國泰金控	中國信託	安泰銀行	群益證券
富邦金控	彰化銀行	高雄銀行	國票金控
台新金控	永豐金控	瑞興銀行	元富證券
新光金控	中華開發.	京城銀行	統一證券
兆豐金控	台灣企銀	台中商銀	大慶票券
第一金控	大衆銀行	華南金控	中央再保
元大金控	聯邦商銀	遠東銀行	新光人壽
合庫金控	遠東銀行	玉山金控	旺旺友邦

表 2: 亞洲金融機構

中國金融機構	澳洲金融機構	日本金融機構
平安保險	澳洲聯邦銀行	千葉銀行
中國銀行	昆士蘭保險集團	千葉銀行
中信證券	西太平洋銀行	瑞穗金融集團
海通證券	澳洲新確集團	大和證券集團
中國太平保險集團	AMP	三井住友金融集團
中國財險	麥格理集團	三菱日聯金融集團
華夏銀行	澳洲證券交易所	東京海上控股
安信信托	澳洲國民銀行	T&D 控股
中國人壽銀行	澳大利亞保險	靜岡銀行
中國民生銀行		三井信託控股
興業銀行		野村集團
		里索那控股
香港金融機構	**印度金融機構**	**台灣金融機構**
恆生銀行	HDFC 銀行	國泰世華銀行
東亞銀行	曼迪利銀行	合庫金控
金利豐金融	印度國家銀行	富邦集團
香港證券交易所	YES Bank Ltd	玉山金控
中銀香港	IndusInd 銀行	兆豐金控
Aboitiz Equity Ventures	科塔克馬辛德拉銀行	中國信託
	印度工業信貸	第一金控
		華南銀行
印尼金融機構	**韓國金融機構**	**泰國金融機構**
印尼國家銀行	新韓集團	馬來西亞大衆銀行
聯昌國際	韓國中小企銀	馬來亞銀行
印尼人民銀行	韓亞銀行	馬來西亞豐隆銀行
菲律賓金融機構	**新加坡金融機構**	**馬來西亞金融機構**
菲律賓群島銀行	星展銀行	泰國盤谷銀行
SM Investments	華僑銀行	泰國開泰銀行
菲律賓金融銀行	大華銀行	泰國匯商銀行
JG 頂峰控股公司	大東方控股	泰國大城银行
金融銀行有限公司		

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

3.2 研究方法

我們將所有股價、總體資料的報酬變動, 放入我們在第 2 節所建置的 Lasso 線性分量迴歸模型當中。此模型參數設定爲 64 天的移動窗格, 並以及百分之九十五的分量, 做爲分量迴歸模型的模型基礎, 重複計算不同的懲罰項的 λ, 並求出其中平均, 藉以計算出亞洲區 FRM 指標, 衡量金融系統風險。

接著, 我們將介紹建構 FRM 指標的變數, 包括台灣中信金控、國泰金控, 以及中國平安保險的股價報酬。首先, 由圖 1 至圖 3 可以發現主要台灣金融機構的共同的趨勢爲: 報酬在 2008 與 2009 年時金融海嘯有密集波動, 2012 年年初的歐債危機、2015 年底也因爲人民幣的貶值, 造成密集的股價波動, 這些都與總體環境的驅使有關。此外上市股票都受到監理機構的管制, 漲跌幅受到限制。相對而言, 中國的平安保則因中國金融體系較爲封閉的, 只有在 2008 年受到金融海嘯影響, 在其他的時期受國際因素影響小, 只有 2014-2015 年時發生金融機構內部監理失當的問題, 使得股價出現波動, 其他與中國銀行連動較小的國際金融事件, 對平安保險股價影響不大。

此外, 除了曾經提到的大趨勢, 個別金融機構股價常因個別事件而受影響, 所以可發現各大股票報酬會有各自的大幅波動, 這可能是由於營運狀況不佳、管理階層問題、監理機構的對於個別金融機構的裁罰。而這些個別事件, 對於金融體系的後續影響程度, 端看該事件對整體金融體系結構的影響。

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

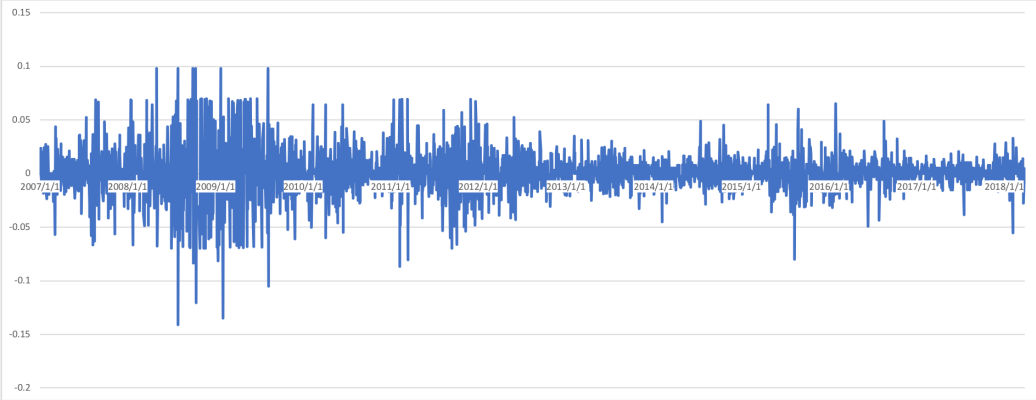

圖 1: 中信金控股價報酬變動

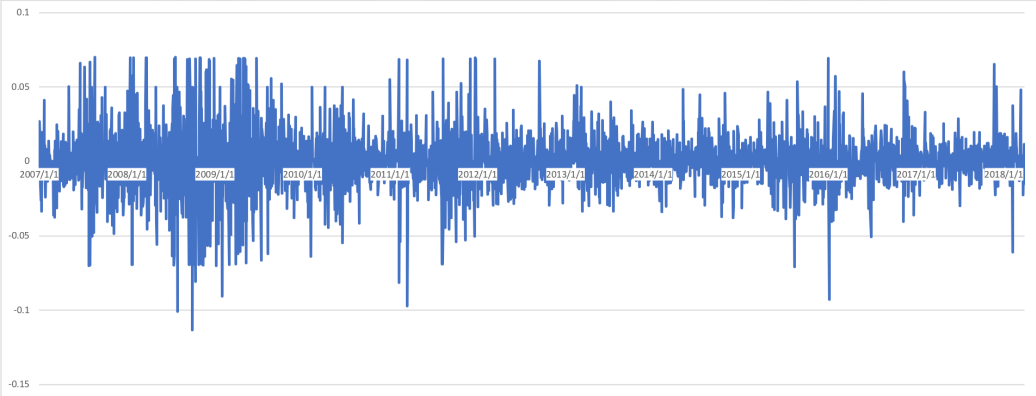

圖 2: 國泰金控股價報酬變動

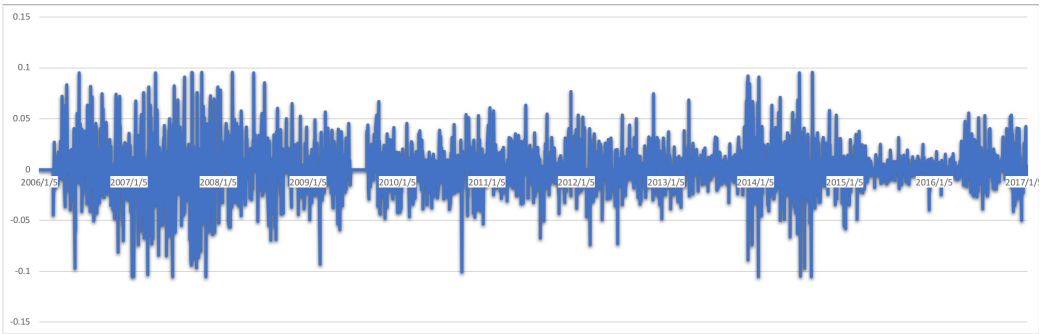

圖 3: 平安保險股價報酬變動

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

4 實證結果

在本節中, 我們將針對所計算出的台灣區 FRM 指標與亞洲區 FRM 指標進行分析, 我們將於 4.2 小節展示台灣 FRM 指標模型的結果, 與該指標所對應的金融事件, 並於 4.3 小節介紹亞洲 FRM 指標的模型結果, 與指標所對應的事件, 以及影響此結果的原因。接著在 4.4 小節進行比較台灣 FRM 指標與亞洲區 FRM 指標比較, 以解可能造成兩者異同的原因。最後 FRM 指標是由模型懲罰項的平均值所計算 , 我們將在 4.5 小節中, 計算懲罰項的各個分量, 並進行比較, 來研究潛在的意義。

4.1 美國 FRM 指標

我們先回顧由 Härdle et al. (2017) 所製成的 FRM 指標, 此指標以美國前一百大市值金融機構作爲主要的變數, 圖 4 可以發現該指標確實隨著 2008 年金融海嘯、2011 年的歐債危機, 而產生大幅的坡動。在 Härdle et al. (2017) 也使用此指標去跟 Chicago Board Options Exchange Volatility Index (VIX)、Systemic Risk Measure (SRISK)、針對 Financial Crisis 的 Google Trends 指標進行因果關係檢定, 證明 FRM 指標的有效性。而接下來我們將此指標與台灣、亞洲區做比較, 可以發現各個事件, 對於各個區域的影響效果不同。

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

圖 4: 美國 FRM 指標

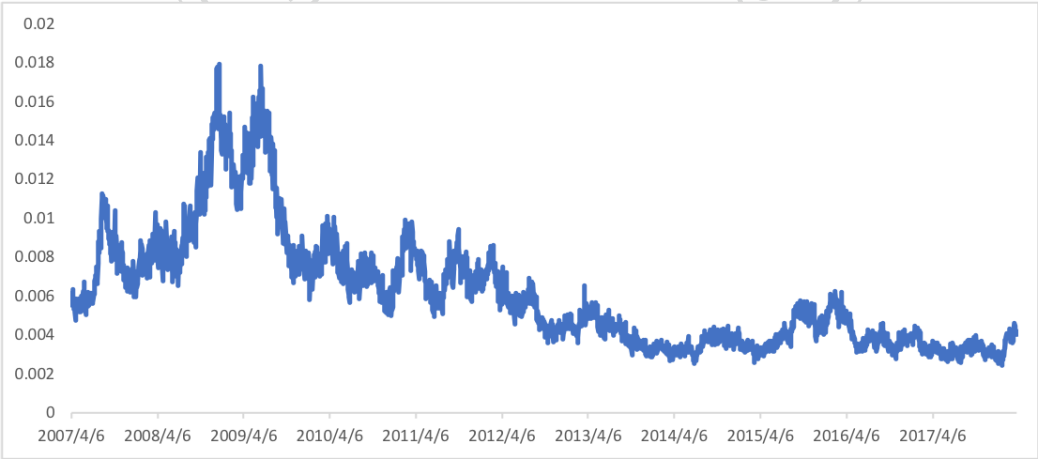

圖 5: 台灣 FRM 指標

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

4.2 台灣 FRM 指標

在本節我們將介紹台灣金融機構 FRM 指標。圖 5 可發現台灣 FRM 指標相對於美國 FRM 指標, 更容易受到國際市場波動的影響。在 2007 年 8 月 9 日時, 美國次級房貸[1]的問題逐步出現, 當時美國的房屋市場過熱, 過多人進行貸款買屋。可以發現相對應的台灣 FRM 指標受到國際性的風險影響, 當時出現大幅度的上揚。然而, 在 2008 年 7 月泡沫破裂。台灣金融體系與國際連動, 受到國際性風險影響效果非常大, 可以發現在本文所建構的 FRM 指標中, 2007 年與 2008 年大幅上升。當時投資者對於證券的價值失去信心, 進而使得大家都不再希望持有這類金融商品, 引金融市場的流動性危機。

2009-2012 年間, 美國持續進行量化寬鬆的政策來緩和金融危機後的經濟衰頹, 藉由印製大量的鈔票來購買長期債券, 提升債券的價格, 同時壓低殖利率, 最後逐步壓低房貸利率來回復房市的緊氣。兩次的量化寬鬆, 分別是 2009.03-2010.03 的 QE1, (購買金融海嘯時期的不良資產抵押貸款支持證券 (MBS) 和美國國債)。2010.11-2011.06 的 QE2, (以長期債券作爲主要購買標的)。此外在 2011.09-2012.12 期間, 美國更實行 O.T., 賣出短期公債, 大量買進中長期公債。除此之外, 2010 年初歐洲的歐債危機也逐漸發酵, 歐豬五國: 葡萄牙、義大利、愛爾蘭、希臘與西班牙, 政府的赤字上升, 國家的信用評等降

[1]次級房貸問題, 是起因於美國各大的金融機構, 販售次級房貸商品, 次貸危機和抵押貸款市場的變化在金融危機的爆發中佔據著顯著的地位。舉次級房貸傳導鏈爲例: 從家庭以房屋抵押貸款證券化後, 藉由證券商之手出售給證券經銷商, 證券經銷商藉由抵押證券從商業銀行借款, 商業銀行通過向貨幣市場基金發行短期債券自籌資金, 而貨幣市場基金則從家戶獲利。當金流進入到金融系統後, 進而帶入風險。此外金融機構相互借貸增加槓桿率, 衝擊因而放大。

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

低, 進而使得台灣 FRM 風險指標一直無法下降。

雖然在 2014 年 1 月, 美國聯準會 (Fed) 決策進行 QE 退場, 每月開縮減規模, 並期望在未來進行升息。相對地, 歐洲央行爲了處理債務危機, 也於 2015 年 1 月 22 日宣布總金額達 1.1 兆歐元的購債計劃, 自 2015 年 3 月開始, 每月收購 600 億歐元資產, 購買的資產包括各成員國公債、資產擔保證券 (ABS) 及擔保債券 (Covered Bond)。歐洲央行利用發行貨幣收購各國發行的債券, 藉此壓低公債與其他金融資產的利率, 使企業能以便宜成本舉債與投資。台灣作爲一個與國際連動性高的國家, 在此時, FRM 指標也有微幅上升。從以上的研究可以發現 FRM 指標確實能有效反應出現在金融系統風險概況。

4.3 亞洲 FRM 指標

在此節我們將介紹以亞洲區金融機構爲變數, 所製作出的 FRM 指標, 此指標與美國、台灣的 FRM 指標趨勢有所不同。對於金融海嘯、歐債危機的反應狀況, 略有不同。

從圖 6 可以發現, 亞洲 FRM 指標在 2008 年次級房貸徵兆發生時, 受到大幅度影響, FRM 指標飆高, 然而在 2008 年 7 月正式泡沫破裂時, 亞洲的 FRM 指標相對而言波動沒有那麼劇烈。我們認爲, 主要是因爲亞洲區許多主要國家的金融系統風險, 並沒有與美國那麼直接的關係。以中國爲例, 中國的金融機構對於外資一直都有大幅度的限制, 外國機構只能以合資的方式進入中國市場, 例如高盛證券 (Goldman Sachs) 與大陸當地證券合併爲「高

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

盛高華證券」, 瑞士銀行 (UBS) 與數家重量級的央企併購北京證券, 再改名爲瑞銀證券, 以及瑞信 (Credit Swiss) 與方正證券合資成立「瑞信方正」及德意志銀行 (Deutsche Bank) 與山西證券合資成立「中德證券」。[2]

此外, 日本也都對外資銀行有大量的限制。這樣對於金融的監管, 使得亞洲 FRM 指標與美國 FRM 指標的連動性有所差距。如之前提到在 2007 年反應完次級房貸的問題後, 後續 2008 年 7 月正式破沫化, 亞洲 FRM 指標所呈現的風險, 並未如 2007 年時大, 這是因美國銀行的倒閉風險並不會直接傳導到中國或日本的金融機構, 互相的關聯性因受到亞洲國家的限制而減弱。

相較於此亞洲 FRM 指標, 圖 5 中台灣 FRM 指標台灣經濟體較小, 容易受到國際的波動而隨之波動, 可以發現相對而言波動幅度也大。但在中國、日本這樣的大國, 相對能夠藉由本身的體制、資金、經濟能力來抵抗國外所傳遞的金融系統風險。

整體而言 2009 年後, 亞洲區的金融機構並沒有面臨很大的金融系統風險, 而呈現相對穩定成長的趨勢。不過, FRM 指標有明顯隨著金融機構因總體經濟波動而受到影響; 其中幾個主要造成亞洲 FRM 上升的事件分包括: 歐債危機、日本量化寬鬆政策、美國量化寬鬆收場、中國走向量化寬鬆等。各事件的影響詳細說明如下。

在 2010 年 5 月的歐洲對於歐債危機的應對, 歐盟成員國財政部長達成一項總額 7500 億歐元的救助機制, 以幫助陷入債務危機的歐元區成員國, 防止

[2]在 2017 年 10 月川習會後, 才能夠最高持有百分之五十一的股權, 外資銀行能夠正式得到公司的控制權。

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

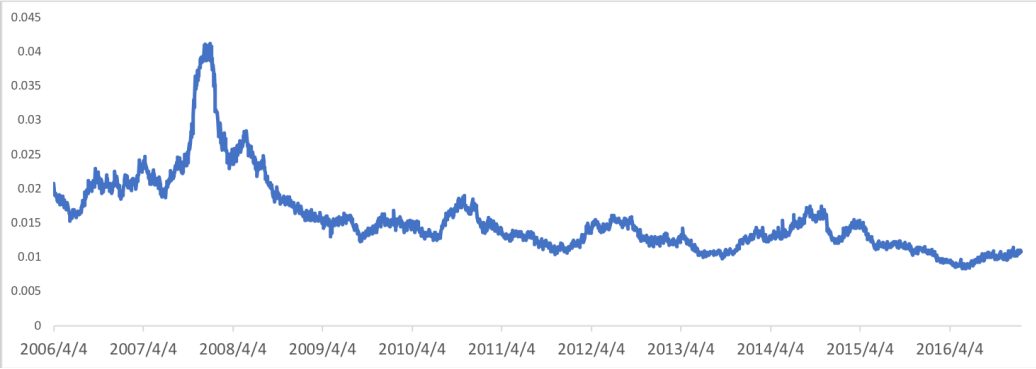

圖 6: 亞洲 FRM 指標

希臘債務危機蔓延。此危機蔓延到亞洲金融體系, 使得 FRM 指標上升。

2012 年起各個高度經濟發展的國家也持續推出量化寬鬆政策, 美國、英國、日本、歐洲都有推行。而對於亞洲區影響最大的, 及爲日本的量化寬鬆政策。2012 年 4 月 27 日, 日本央行宣布維持基准利率在百分之 0 到 0.1 之間不變, 並通過購買資產及信貸計劃加大 5 萬億日元量化寬鬆的規模。隨後, 日本央行不斷擴大量化寬鬆基金規模至 91 萬億日元。此類的政策, 因爲銀行的部分準備制度, 銀行保持一定比例的存款準備金, 其餘的資金可作貸款之用。從量化寬鬆的過程中增加的存款, 銀行可通過借貸, 再創造出更多的貨幣供應, 即存款倍數效應。這樣也使得金融體系所借貸的資金上升, 進而使得金融系統存在一定風險, 亞洲 FRM 指標也隨之上升。

2014 年 10 月, 美國宣布結束量化寬鬆, 但同時日本擴大量化寬鬆、中國開始走向量化寬鬆。歐洲也再次擴大量化寬鬆, 藉此應對債務危機。這樣的結果爲亞洲主要經濟體的貨幣都大幅貶值, 而金融機構各持有不同幣別的資金部位, 隨著量化寬鬆的加大, 進而使亞洲 FRM 指標上揚。

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

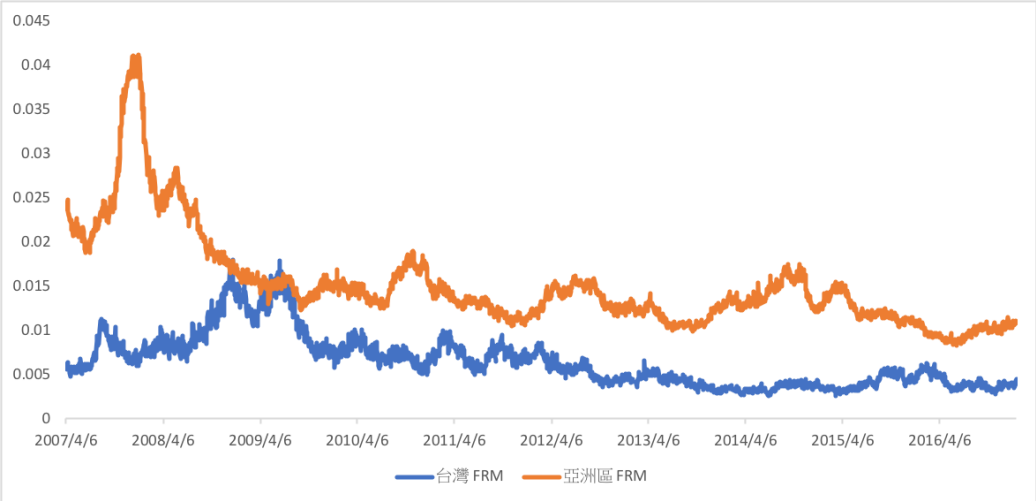

圖 7: FRM 指標比較

4.4 台灣與亞洲 FRM 指標比較

在本節, 將總結以上台灣、亞洲區 FRM 的比較。可以從圖 7 中發現台灣的 FRM 指標相對於亞洲區 FRM 指標, 與美國 FRM 指標的相似度更高。針對此兩指標, 我們進一步使用 Granger Causality 進行分析。表 3 的結果顯示, 在使用一期落後的設定下, 亞洲區 FRM 指標 Granger Cause 台灣的 FRM 指標, 而台灣的 FRM 指標不 Granger Cause 亞洲區 FRM 指標。也就是說台灣金融體系, 會受到國際連動影響。

我們分析, 這是由於台灣是一個小型開放經濟體, 與國際金融體系連動大, 相對而言許多的亞洲國家都是屬於高度監管與封閉的金融體系, 受到區域性的因素影響反而較大。再者, 美國 FRM 指標大於亞洲 FRM 指標, 再大於台灣 FRM 指標, 這可能是來自於各個不同市場股票的漲跌停的限制。美國、香港並沒有漲跌幅的限制, 台灣、中國的股票漲跌幅限制爲 10%, 其他的

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

表 3: 台灣 FRM 指標與亞洲 FRM 指標 Granger Causality 分析

模型	P-value
台灣 FRM 指標 Granger 亞洲 FRM 指標	0.04231*
亞洲 FRM 指標 Granger 台灣 FRM 指標	0.5265

新興國家像是馬來西亞的漲跌幅限制爲 30%、菲律賓的漲跌幅限制高達 50%,[3] 使得 FRM 指標波動度受到影響。

4.5 FRM 指標各分量比較

最後本文將 λ 的平均值, 也就是 Härdle et al. (2017) 所提出的 FRM 指標與 λ 的各分量進行比較。我們可以發現在風險事件發生時, FRM 指標的各分量的差異會越來越大; 像在金融海嘯發生發生的時期, 就有出現這樣的結果。如從圖 8 與圖 9 可以發現, 2008 年的金融海嘯發生時, 分量就有出現明顯的差異。而在 2010 年的歐債危機, 也有出現分量差異擴大的狀況。

此外, 當 FRM 指標在低風險時, 各個分量的差異相對而言就不大。從圖 8 中可以發現 2009 年以後, 各個分量的差異就處在低水平。而在圖 9 的部分, 因爲台灣爲小型開放經濟體, 受到國際金融系統風險的影響大, 進而造成在 2012 年後才會趨於平穩, 而拉近各個分量的差距。

[3]漲跌幅的限制可以參閱美國、香港恆生、台灣、中國深圳、中國上海、馬來西亞、菲律賓等證券交易所等公告規定。

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

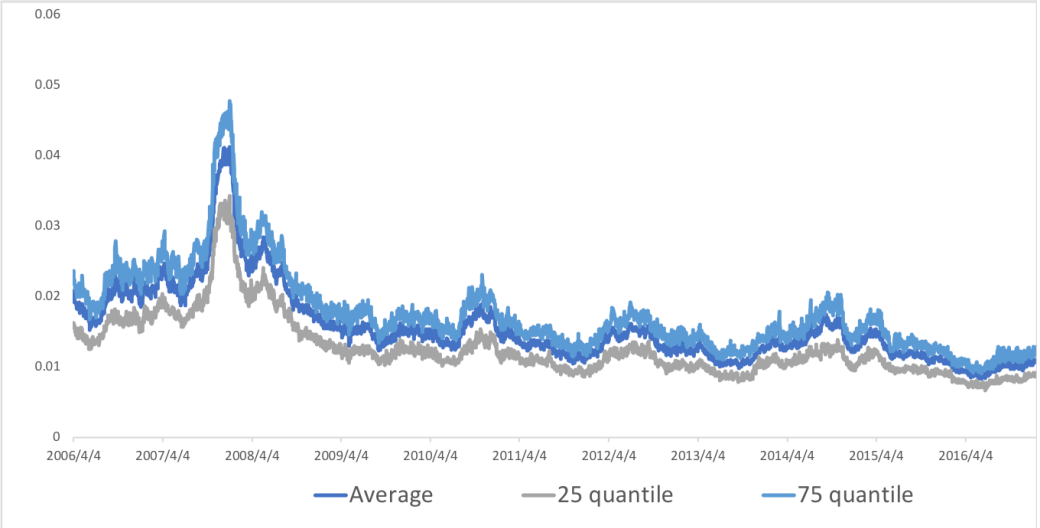

圖 8: 亞洲區 FRM 指標分量比較

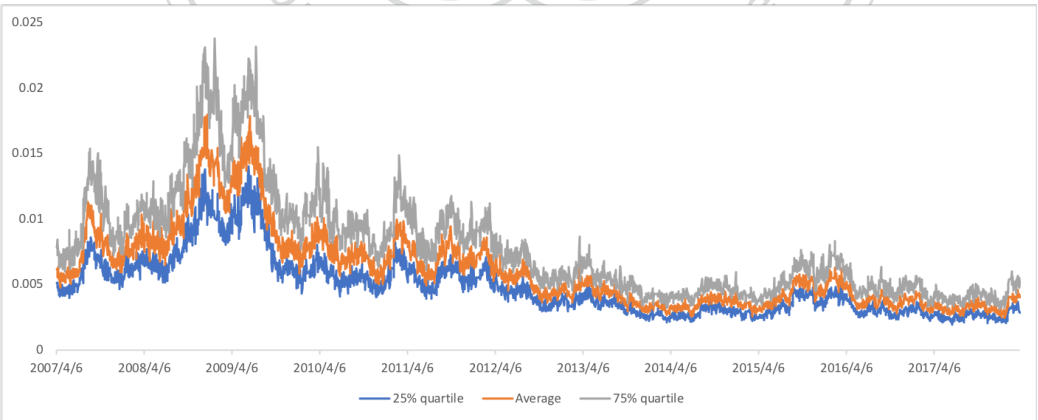

圖 9: 台灣 FRM 指標分量比較

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

5 結論

我們應用 Härdle et al. (2017) 所提出的 FRM 指標, 應用於亞洲區、台灣金融系統風險監控指標的建置。根據指標建置的實證結果, 台灣 FRM 指標受到國際金融的波動影響非常大, 而亞洲區 FRM 指標相對而言受到地區性的金融事件影響大。

其中, 台灣 FRM 指標的尖峰發生在在 2007 年至 2008 年美國次級房貸危機期間與 2010 年至 2013 年歐債危機發生期間、而亞洲 FRM 指標在上述兩個事件都只有短期的反應, 像是於 2007 年尾的大幅上升、2010 年中的小幅上升、在 2014 年中的也因美國結束量化寬鬆, 同時日本進行量化寬鬆政策而使得 FRM 指標上揚。

此外, 由於此風險指標是由模型所計算 λ 平均值所建構, 我們進一步比較平均值建構的 λ 與各個分量建構 λ 的差異。進而從中發現, 當金融系統風險處於高水準時, 各個分量的差異會越大, 但當金融系統風險處於低水準時, 各個分量的差異會越小。這結論未來可以應用於評估金融系統風險指標的標準。

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

參考文獻

鍾經樊, (2011), “涵蓋信用風險、銀行間傳染風險、與流動性風險的台灣金融系統風險量化模型”。中央銀行季刊, 第三十三卷第二期, 13–39.

俞明德 、馮立功 、陳韋達 、林逸苓, (2012), “金融系統流動性風險之評估”。中央銀行季刊, 第三十四卷第三期, 3–50.

陸婷、張明, (2017), “如何度量金融系統風險: 一個文獻述評”。金融監管研究院, **66**, 1–15.

Adrian, T. and Brunnermeier, M. K. (2016). CoVaR., *American Economic Review.*, **106(7)**, 1705–1741.

Chen, K. and Chan, K. S. (2011). Subset ARMA Selection via the Adaptive Lasso., *Statistics and Its Interface.*, **4**, 197–205.

Chan-Lau, J. A. (2010). Balance Sheet Network Analysis of Too-Connected-to-Fail Risk in Global and Domestic Banking Systems., *IMF Working Paper.*, **10/107**, 229-242.

Fan, Y., Härdle, W. K., Wang, W. and Zhu, L. (2016). Composite Quantile Regression for the Single-Index Model., *Journal of Business economics and statistics.*, 1–42.

Giglio, S., Kelly, B. and Pruitt, S. (2016). Systemic Risk and the Macroe-

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

conomy: An Empirical Evaluation., *Journal of Financial Economics.*, **119**, 457–471.

Glasserman, P and Young, P. (2016). Contagion in Financial Networks., *Journal of Economic Literature.*, **54(3)**, 779–831.

Härdle, W. K., Wang, W. and Yu, L. (2016). TENET: Tail-Event Driven NETwork Risk., *Journal of Econometrics.*, **192(2)**, 499–513.

Härdle, W. K., Zbonakova, L., and Wang, W. (2016). Time Varying Quantile Lasso., *SFB 649 Discussion Paper 2016-047, Sonderforschungsbereich 649, Humboldt Universitätäzu Berlin, Germany.*, 1–22.

Härdle, W. K., Yu, L., Borke, T., Benschop, T. (2017). FRM: a Financial Risk Meter Based on Penalizing Tail Events Occurrence., *SFB 649 Discussion Paper 2017-003, Sonderforschungsbereich 649, Humboldt Universitätäzu Berlin, Germany.*, 1–40.

Hautsch, N., Schaumburg, J. and Schienle, M. (2015). Financial Network Systemic Risk Contributions., *Review of Finance.*, **19(2)**, 685–738.

Li, Y. and Zhu, J. (2008). L1-Norm Quantile Regression., *Journal of Computational and Graphical Statistics.*, **17(1)**, 1–23.

Rennhack, R. (2010). Balance Sheet Network Analysis of Too-Connected-to-Fail Risk in Global and Domestic Banking Systems., *Statistics and Its*

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06

Interface., **4**, 197–205.

Steven, L. (2011). Systemic Risk, *The Georgetown Law Journal.*, **97**, 193–249.

Tibshirani, R. (1996). Regression Shrinkage and Selection via the Lasso., *Journal of the Royal Statistical Society: Series B.*, **69**, 267–288.

Wang, H., Li, G. and Tsai, C. L. (2007). Regression Coefficient and Autoregressive Order Shrinkage and Selection via the Lasso., *Journal of the Royal Statistical Society: Series B.*, **69**, 63–78

Yuan, M. (2006). GACV for Quantile Smoothing Splines., *Computational Statistics Data Analysis.*, **50(3)**, 813–829.

Yuan, M. and Lin, Y. (2006). Model Selection and Estimation in Regression with Grouped Variables., *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)* ., **68(1)**, 49–67.

Zou, H., Hastie, T. and Tibshirani, R. (2007). On the "Degrees of Freedom" of the Lasso., *The Annals of Statistics.*, **35**, 2173–2192.

DOI:10.6814/THE.NCCU.ECONO.002.2019.F06