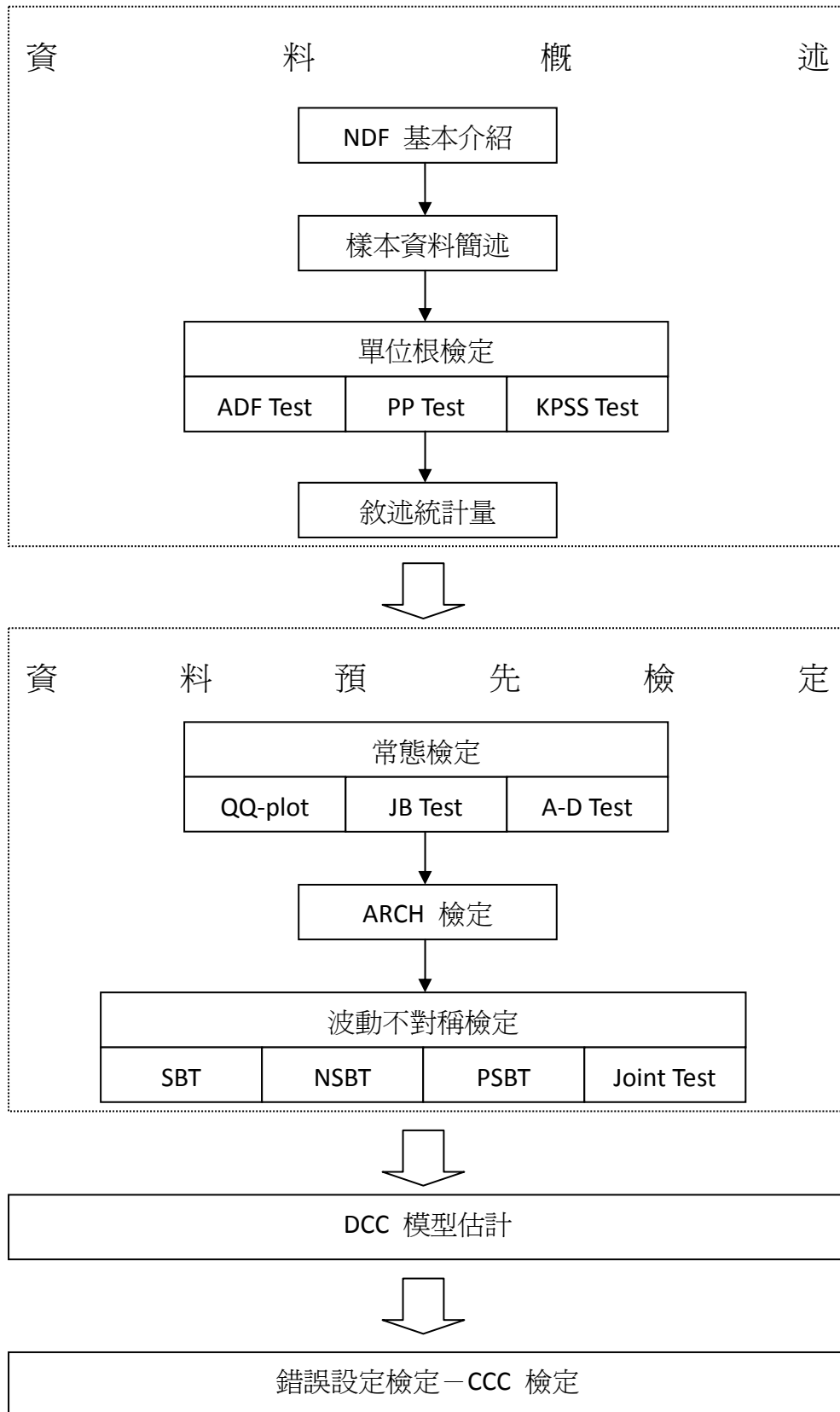


第三章 實證分析

本章內容共分四小節，第一節為實證資料概述、第二節為資料預先檢定 (Date Preliminary Testing)、第三節為 DCC 模型的估計而最後一節為模型的錯誤設定檢定 (Misspecification Testing)。在第一節的內容中，將先介紹 NDF 的基本特性。其次，透過單位根檢定判資料是否為定態，並由此決定資料的型式。第二節利用一系列的檢定判斷樣本資料是否為常態分配、資料是否具有 ARCH 效果以及波動不對稱效果。第三節則為 DCC 模型估計。最後，在第四節中透過 CCC 檢定檢視 DCC 模型配適的良窳與否。為了更清楚掌握實證分析的內容，我們先以流程圖表達接下來章節的主要概念。



實證分析流程圖



第一節 資料概述

本節內容為樣本資料的簡述和單位根的檢定，分成四部分：(1)無本金交割遠期外匯的介紹。(2)樣本資料的簡述。(3)單位根的檢定。(4)基本統計性質的呈現。

1.1 無本金交割遠期外匯的基本介紹

通常，我們視遠期外匯市場 (forward exchange rate market) 的波動為一國幣值變化的領先指標。大部份的開發中國家為避免國際投機客擾動國家情勢，於是限制國外的公司、銀行或是國際投資客炒作境內 (On-Shore) 金融市場，導致遠期外匯市場不是不存在就是發展不健全。大約在 90 年代初期，一些國際銀行便提供這些開發中國家貨幣的境外 (Off-Shore) 且需櫃檯買賣 (Over the Counter, OTC) 的無本金交割遠期外匯市場。

特性 無本金交割遠期外匯 (Non-Delivery Forward Exchange Rate, NDF) 屬於遠期外匯的一種，與傳統的遠期外匯契約 (Delivery Forward, DF) 不同的是合約到期時不用備有本金，只要就合約上議定的匯率和到期時的即時匯率之間的匯差清算收付即可。NDF 除了可當作一般民眾對未來幣值的預期外，無需實際收支本金的特性，往往使得 NDF 成為投資客炒作的工具。

例舉 1 假設一個出口商預期三個月後將有一筆 100 萬美元的收入，預期未來台灣匯率下跌。為了避免匯差上的損失，於是與銀行簽訂三個月到期的預售美元無本金交割之遠期外匯 (NDF) 交易，而且契約上的議定匯率為 31.20。若三個月契約到期後，台幣升值為 31.10，出口商不需與銀行進行 100 萬美元的外匯交易，只需就議定匯率和現今的即期匯率價差清算即可。換句話說，一方面契約議定出口商可換得台幣三千一百二十萬台幣元 ($1,000,000 * 31.20 = 31,200,000$)，

另一方面在即期匯率為 32.10 的情況下，出口商只換得三千一百一十萬台幣元 ($1,000,000 * 31.10 = 31,100,000$)，此時銀行須就匯率價差補償出口商十萬元台幣的損失 ($31,200,000 - 31,100,000 = 100,000$)。由例子可知，本金僅用於匯差之計算，無需實際收支，對未來之現金流量不會造成影響。因此 NDF 除了可當作趨避風險和投資的工具外，也可視為投資人或進出口商對於匯率未來走勢的預期。

NDF 的投機性質，促成追求金融自由化且急需國際資金的開發中國家很容易遭受投資客的掠奪侵襲。如早期的索羅斯事件，不但造成英鎊貶值、墨西哥金融危機，更是點燃亞洲金融風暴危機的主因之一。在 1997 年的金融風暴，南韓股市重挫、韓圓貶值達 100%；中國則因外匯全面管制國際炒家不得其入受創最少；台灣受創亦輕微，主因是連年的貿易順差、外債少和企業結構良好，但仍在 1998 年央行總裁彭淮南宣布關閉 NDF 市場，至今尚未解除。金融自由化較徹底的新加坡和香港股匯市皆受創慘重，香港股市由 15000 點以上跌破 1000 點、隔夜拆款利率更曾高達 300%。各國央行基於保護主義開始限定境內 NDF 的炒作，不是關閉就是設立限制條件，投資客無法藉由境內的 NDF 市場進行投資套利。促成這些國家 NDF 市場由境內改走境外。

亞洲新興國家境內的 NDF 市場大都不存在。但中國崛起，普遍看好中國未來情勢下，不但人民幣遠匯的投資量與日俱增，同時亞洲各國貨幣的境外 NDF 市場也越來越多。此境外市場提供國際投資客一個合法投資的特殊管道。

無本金交割遠期契約的簽定可視為一種零和賽局 (Zero-Sum Game) 的遊戲。在議定契約匯率時，買賣雙方都希望能最小化自身的損失並且在形成預期時，用盡所有可能資訊以期議定的匯率值能和預期未來的即期匯率值一樣。因此，可視 NDF 市場價格為普羅大眾對未來匯率的預期。

由於 NDF 資料為匯率的未來預期價格，波動幅度勢必比即期匯率還要大，為了充分掌握資料的波動訊息，我們以 GARCH 模型估計，並同時考慮多個市

場，以求得動態相關係數矩陣。

1.2 資料簡述

本篇研究主要目的是分析中國和亞洲四小龍遠期匯率的動態相關性，資料為中國大陸 (CHN)、香港 (HKG)、台灣 (TWN)、南韓 (KOR)和新加坡 (SGP) 境內和境外的三個月期遠期匯率契約值²。由於資料蒐集不易，因此日資料的樣本期間為 2006 年 6 月 7 日至 2009 年 6 月 15 日，共 789 筆資料，資料來自 Datastream 的 Tullett Prebon Forwards & NDFs 子資料庫。上述五國的 NDF 類別詳如下表：

表(一): 中國與亞洲四小龍 NDF 契約類別

變數名稱	國家	貨幣單位	境內遠期契約	境外遠期契約
CHN	中國大陸	人民幣 (RMB)		○
HKG	香港	港幣 (HK\$)	○	
TWN	台灣	新台幣 (NT\$)		○
KOR	南韓	韓圓 (WON)		○
SGP	新加坡	新幣 (SG\$)	○	

○ 表示資料的類型是屬於境內或境外

由表(一)知，在我們分析的對象中，只有香港和新加坡有開放境內的無本金交割遠期契約，其餘中國大陸、台灣和南韓皆是屬於境外承做的 NDF 遠期契約。加上亞洲的 NDF 市場皆屬境外及需櫃檯買賣，以至於這些交易大部份都發生在香港、新加坡、倫敦和東京。

在我們的研究中，首先為瞭解無本金交割遠期外匯的日資料是否為定態，因此將首先對五個國家的 NDF 遠匯值做單位根檢定。若檢定結果顯示不具單位根，則直接以 NDF 遠匯值當作樣本資料做模型分析。反之，若資料具單位根，則對遠匯值做一階對數差分轉成 NDF 的報酬率資料，再檢定 NDF 報酬率資料的單位根性質。

² 本文也有試過 30、60 天資料，但僅有 90 天期資料在 DCC 模型下收斂。

1.3 單位根檢定

在做預測分析時，一般都要求時間序列為定態 (Stationary)。為了判別 NDF 遠匯資料是否為定態，我們藉由三個單位根檢定來判別。以下我們先由例舉 2 說明資料具單位根的後果、簡述檢定的內容並呈現檢定結果。

例舉 2 首先我們考慮一個簡單的 AR(1) 模型如下:

$$y_t = \rho y_{t-1} + e_t$$

其中 $t = 1, 2, \dots$ 、 $y_0 = 0$ 、 e_t 為 $NID(0, \sigma^2)$ 。

對應於上述模型，只有限制參數絕對值 $|\rho|$ 小於一， y_t 才為定態。如果 $|\rho| > 1$ 則非定態，不但 y_t 為不穩定的序列， $\text{var}(y_t)$ 更將隨著時間而指數成長。顯然地，在經濟或財務上的分析不允許這種數列存在，因此完全不考慮此種情形。 $|\rho| = 1$ ，則 y_t 為一個具單位根的非定態序列，透過疊代法可求得 $y_t = \sum_{s=1}^t e_s$ ，表示 t 期之前的衝擊並不會隨著時間而消逝，因此無法預測趨勢方向，故又稱作隨機漫步模型。更進一步來說，單位根的存在將造成虛假迴歸、小樣本向下偏誤和 t 統計量的極限分配不是標準常態的問題。因此在估計模型之前，都要先判斷資料是否具有單位根性質。

判定模型具單位根的檢定有許多，但迄今仍不存在一個能普遍應用且檢定力高的單位根檢定。故以下先介紹最常見且普遍使用的三種單位根檢定並且報告檢定結果，分別為:

- (1) Augmented Dicky-Fuller test, ADF test.
- (2) Phillips and Perron test, PP test.
- (3) Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin test, KPSS test.

ADF TEST 若時間序列具單位根，則非定態且 OLS 估計式不服從常態分配。Dickey and Fuller(1979) 提出 DF 檢定，以判別資料是否具單位根。模型設定與

例舉 2 皆同，設立檢定假設「 $H_0: \rho = 1$ 」、「 H_1 : 模型定態」。其中，定態模型的設定又分三種，分別是「無截距項」、「有截距項」和「有固定趨勢」。在虛無假設為真的時候，對應不同的對立假設下，得到各自檢定統計量 $\hat{\tau}$ 的極限分配。之後 Dickey, Hasza, and Fuller(1984) 更將 DF 檢定的模型加入增廣項到更高階，此即 ADF 檢定。

PP TEST 大部分的時間序列資料具有序列相關和異質變異。因此 DF 檢定假設模型殘差服從 $NID(0, \sigma^2)$ ，就經濟分析上來說顯得受限許多。針對此，Phillips and Perron(1988) 提出 PP 檢定以無母數解決上述問題。首先模型設定除了不做任何分配的假設外，其餘同例舉 2。其次，建立和 ADF 檢定相同的虛無假設。最後，對於存在序列相關或異質變異的資料，作者定義 $\text{var}(e_t) = \frac{1}{T-K} \sum_{t=1}^T \hat{e}_t^2$ ，以此求得參數 ρ 的 Newey-West 標準誤，並建立檢定統計量 $\hat{\tau}$ 的分配。

無論是 ADF 檢定或是 PP 檢定，都有相同的檢定假設： $H_0: \rho = 1$ (模型具單位根)、 H_1 為模型定態。實證發現經濟上大多數的時間序列資料碰上此種的檢定假設，結果都是不拒絕虛無假設。例如 Nelson and Plosser(1982) 首先應用 14 個美國時間序列資料以 DF 檢定，發現結果幾乎都不拒絕 H_0 有單位根的假設。又根據 DeJong et al.(1992) 文章發現，無論是以 ADF 或 PP 檢定，兩者結果皆同。由此可知，在 H_0 為模型具單位根的假設下，除非資料有很強烈的特性為定態，才會拒絕虛無假設，不然一般都不拒絕 H_0 。換句話說，大部分的經濟變數對於是否具有單位根並不擁有非常強烈的資訊，也就是此類檢定方法並不具有很強的檢定力，在資料實際上為定態時卻非常容易不拒絕單位根的假設，以致於犯型 II 誤差的機率偏高。由於 ADF 和 PP 檢定，都具有檢定力低的問題，便有人主張以「 H_0 : 模型具單位根」和「 H_0 : 模型為定態」兩種檢定方法來確認。

KPSS TEST Kwiatkowski et al. (1992) 提供另一個完全相反假設的單根檢定，即「 H_0 :時間序列資料為定態」的 KPSS 檢定。檢定內容如下：

$$y_t = \mu + \delta t + \gamma_t + u_t$$

$$\gamma_t = \gamma_{t-1} + e_t$$

$$e_t \sim N(0, \sigma_e^2) \text{ 且 } u_t \sim N(0, \sigma_u^2)$$

其中 γ_t 為隨機趨勢、 u_t 為定態殘差、 $t = 1, 2, \dots, T$ 。

模型假設時間序列 (y_t) 可分解成固定趨勢、隨機趨勢 (γ_t) 和定態殘差 (u_t) 的總和。對應於常態分配的假設下，只要 $\sigma_e^2 = 0$ 成立，則 y_t 為定態。在定態模型為無截距項 ($\delta = \mu = 0$)、有截距項 ($\delta = 0$)和有固定趨勢下，設立 $H_0: \sigma_e^2 = 0$ (模型定態)，求得各自檢定統計量 $\hat{\eta}$ 的極限分配。

有了上述的認知後，我們便可分別利用 ADF、PP 和 KPSS 檢定 NDF 遠匯資料是否具單位根。其結果於表(二)，其中 I、II、III 分別代表「無截距項」、「有截距項」和「有固定趨勢」的定態模型設定。

表(二): NDF 的單根檢定

	$H_0: \rho = 1$ (模型具單根)						$H_0: \sigma_e^2 = 0$ (模型定態)		
	ADF			PP			KPSS		
	I	II	III	I	II	III	I	II	III
CHN	-2.62***	-1.35	-1.26	-2.78***	-1.32	-1.13	137.3***	37.3***	5.9***
HKG	-0.07	-1.93	-2.18	-0.05	-2.02	-2.26	131.9***	6.5***	4.7***
TWN	0.02	-1.9	-1.9	0.07	-2.07	-2.07	131.3***	4.9***	4.8***
KOR	0.57	-0.93	-2.1	0.57	-0.98	-2.12	112.1***	27.4***	7***
SGP	-0.87	-1.67	-1.35	-0.82	-1.61	-1.32	133.9***	18.1***	6.7***

*** 表示在顯著水準為 1% 下，拒絕虛無假設。

從表(二)中，我們看到除了 CHN 在 ADF 以及 PP 檢定中的「無截距項」拒

絕單位根假設外，其餘的檢定結果皆傾向 NDF 資料具單位根。因此我們將資料做一階對數差分，即 $NDF \text{ 報酬率} = 100[\log(y_t) - \log(y_{t-1})]$ ，並再以單位根檢定序列定態性，結果如表(三)所示。

表(三): NDF 報酬率的單根檢定

	$H_0: \rho = 1$ (模型具單根)						$H_0: \sigma_e^2 = 0$ (定態)		
	ADF			PP			KPSS		
	I	II	III	I	II	III	I	II	III
CHN	-20.1***	-20.3***	-20.3***	-24.7***	-24.9***	-24.9***	0.23	0.18	0.09
HKG	-22.7***	-22.7***	-22.7***	-29.8***	-29.8***	-29.8***	0.12	0.13	0.03
TWN	-21.6***	-21.6***	-21.5***	-33.2***	-33.2***	-33.2***	0.06	0.06	0.06
KOR	-20.1***	-20.2***	-20.2***	-30.3***	-30.3***	-30.3***	0.29	0.12	0.06
SGP	-20.9***	-21***	-21***	-27.8***	-27.8***	-27.8***	0.58	0.20	0.09

*** 表示在顯著水準為 1% 下，拒絕虛無假設。

由表(三)可知，對 NDF 資料做一階對數差分後，即不具單位根而為定態。因此以下即以報酬率資料當作樣本，進行分析。

1.4 資料的基本特性

表(四): 基本統計量

	CHN	HKG	TWN	KOR	SGP
Minimum	-0.83018	-0.09952	-2.9832	-4.7023	-0.77218
Maximum	0.69974	0.085692	2.6438	4.0076	0.7016
Mean	-0.00844	-2.74E-05	0.001087	0.015867	-0.00431
Stand. dev.	0.086764	0.016727	0.24028	0.54124	0.16172
Skewness	-0.39679	-0.46727	-0.99402	0.026428	-0.17627
Excess Kurtosis	17.55465	6.670641	49.99982	19.72854	3.765206

可由上表的統計量推論得:

- (1) 就均數而言，由於為報酬率的資料，因此每個國家均數皆為零(近乎零)。

- (2) NDF 報酬率的變動幅度從大到小分別為:KOR、TWN、SGP、CHN 和 HKG。
- (3) 每個國家的峰度都很高，尤其 CHN、TWN 和 KOR。
- (4) 就偏度而言，除了 TWN 較接近 -1 之外，其餘皆非常接近零。

第二節 資料的預先檢定

先應用三個檢定來瞭解每個變數所具有的特性，並以此做為模型選取的準則，主要內容為: (1)常態檢定。(2)ARCH 檢定。(3)波動不對稱的檢定。

2.1 常態檢定

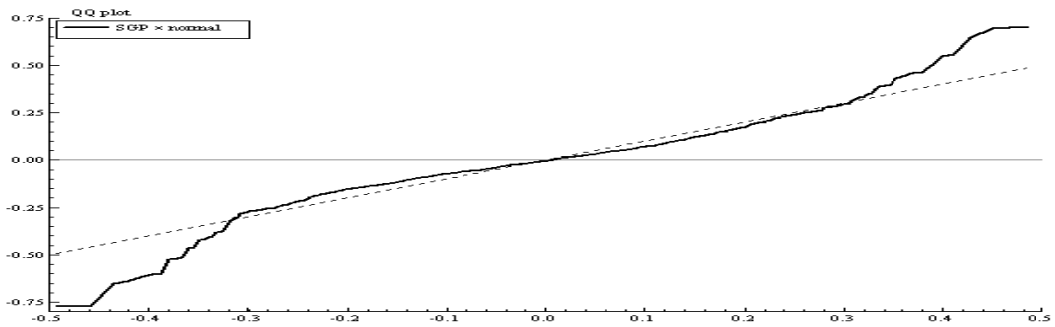
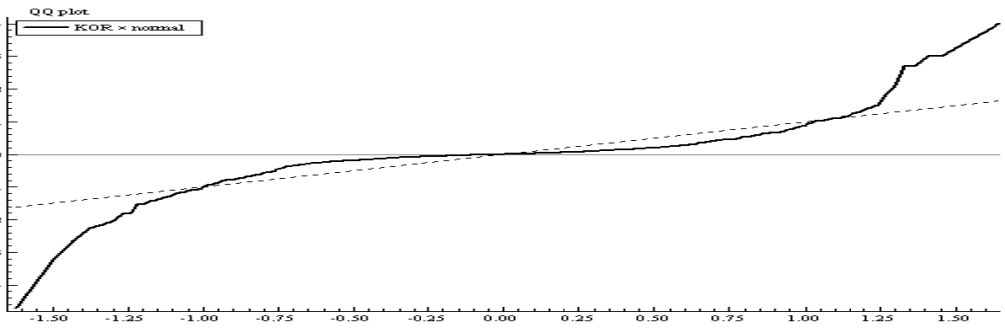
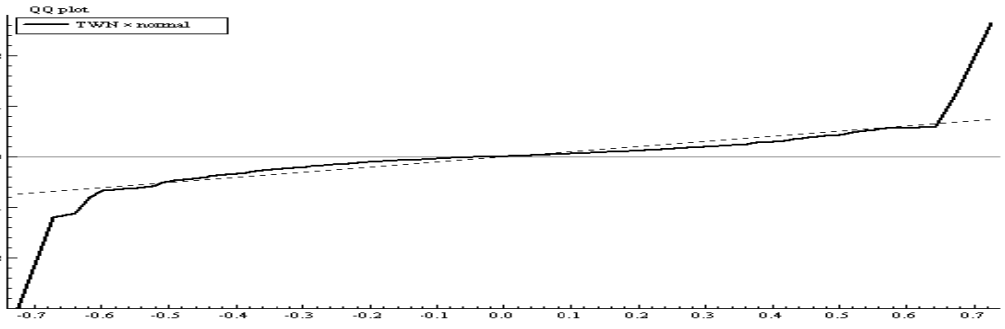
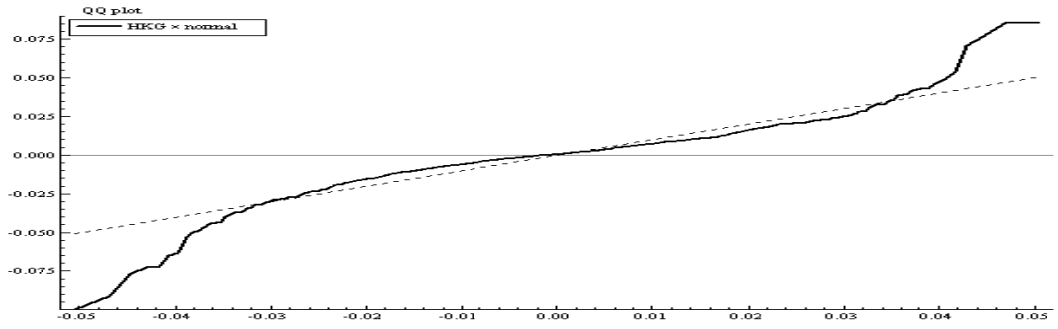
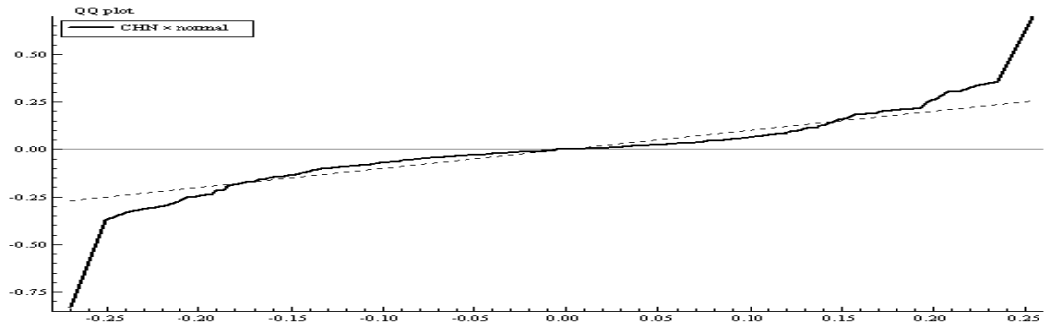
由檢定統計量發現每個國家的 NDF 報酬率的峰度非常大且具厚尾性質。因此我們高度地懷疑資料可能不服從常態分配³。為了瞭解資料是否為常態，我們首先利用 Normal Quantile-Quantile plot, Q-Q plot 當作圖形判定方法，接著利用 Jarque-Bera test, JB test 及 Anderson and Darling test, A-D test 檢定之。

NORMAL Q-Q PLOT 由於 Q-Q plot 是以資料的平均數和變異數繪製出常態分配的分量，再與實際資料的分量做比較。若資料正好服從常態分配，在圖型上兩條分量將重合成一條截距為平均數且斜率為標準差的直線。若否，透過 QQ plot 亦可比較樣本和常態分配的差別。

不同 Scale 的圖形分析結果呈現於下頁，由上而下分別為 CHN、HKG、TWN、KOR 和 SGP 的 QQ plot，圖中實線為資料實際的分量而虛線為常態的理論分量。

³ 附錄一為樣本的實際分配與常態分配比較圖。

圖(一): 中國與亞洲四小龍的 QQ-Plot



由圖(一)知，每個圖形左邊的樣本分量皆小於常態分量而右邊的樣本分量則大於常態分量。故可推論資料為厚尾分配且容易出現極端值，而非常態分配。

JB TEST 給定「 H_0 : 資料服從常態分配」，一個有截距項的迴歸模型殘差 e_i ，其偏態係數 (S) 為零而峰態係數 (K) 為三。因此作者利用殘差的 j 階動差

$m_j = \sum_{i=1}^n e_i^j / n$ 來定義 $S = m_3 * m_2^{-3/2}$ 和 $K = m_4 * m_2^{-2}$ ，並獲得服從 $\chi^2(2)$

的統計值: $JB = (\sqrt{\frac{n}{6}} S)^2 + \left[\sqrt{\frac{n}{24}} (K - 3) \right]^2$ 。檢定結果如表(五)，從表中我們可以

發現 JB 統計值都非常的大，因此我們可以拒絕虛無假設。

A-D TEST 不同於 JB test 利用偏度和峰度來判定資料的常態性，A-D test 則是從經驗分配函數 (empirical distribution function; EDF) 來檢定資料是否為常態。

首先將樣本 x 由小到大排序為 $X_{(1)}, \dots, X_{(n)}$ ，並設立一經驗分配函數 EDF：

$$F_n(x) = \begin{cases} 0 & , x < X_{(1)} \\ i/n & , X_{(i)} \leq x < X_{(i+1)}, i = 1, \dots, n - 1 \\ 1 & , X_{(n)} \leq x \end{cases}$$

設立「 H_0 : $F(x)$ 為常態分配函數」。如同 Kolmogorov-Smirnov test，A-D test 的統計量主要測量 EDF 和常態分配函數的差距，也保有原始資料機率的資訊。但不同的是，A-D test 的統計量給予分配尾巴的權數較大，因而有較好的檢定力。檢定結果如表(五)，從 P 值可以拒絕虛無假設。

表(五): 常態檢定

虛無假設: 資料為常態分配				
	JB		A-D	
	Statistic	P value	Statistic	P value
CHN	1.0002	0.000	25.94727	<0.005
HKG	1467.8	0.000	14.92789	<0.005
TWN	81151	0.000	30.65609	<0.005
KOR	12608	0.000	62.07415	<0.005
SGP	461.79	0.000	9.344567	<0.005

根據上述檢定後，我們得到資料本身拒絕常態假設且具有厚尾性質。此結果正好符合時間序列資料所擁有的性質，因此我們更進一步假設我們的資料服從 t 分配，並以此為起點開始我們的模型估計。

2.2 ARCH 檢定

使用 ARCH family 的模型之前，最好先檢定資料具 ARCH 效果。確認條件變異數是否會隨著時間改變、波動是否來自前幾期的模型誤差項。Engle(1982) 提出 ARCH 檢定，藉此我們能解決此問題。同時，由結果作為判斷 ARCH(q) 模型最適的階數。Engle 首先設立模型如下：

$$y_t | \Omega_{t-1} \sim N(X_t \beta, h_t)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2$$

$$\varepsilon_t = y_t - X_t \beta$$

虛無假設： $\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0$ 。當虛無假設成立時， $h_t = \alpha_0$ 波動為一常數，表示資料不具 ARCH 效果。加上常態的假設，以此推導出檢定的統計量：

$TR^2 \sim \chi^2(q)$ ，其中 T 為樣本大小、 R^2 為模型的複判定係數。

根據 Engle(1982) 的步驟，首先為每個變數設立一個具截距項的 ARMA(p, Q) 當作均數方程式。模型選取依據為 $P \leq 3$ 和 $Q \leq 3$ 下，以最小的 Schwarz 資訊評選準則 (Schwarz Information Criteria, SIC) 決定 P^* 和 Q^* 。

Information Criteria 資訊評選準則有分 AIC 和 SIC 兩種，且皆由模型的未解釋變異部份加上懲罰項組合而成。舉例來說，當一個 AR(P) 模型的遞延項越高時，模型配適度越好，相對地未解釋變異部份就會減少，造成資訊評選準則改變。為了不讓解釋變數的個數影響模型的資訊評選，故加上一個解釋變數個數的懲罰項。而 AIC 和 SIC 兩者的差別就在於懲罰項的設定，分別設定為

$(P + 1)2/T$ 和 $(P + 1) * \ln T/T$ 。因此在大樣本的情況下，SIC 的懲罰效果會大過於 AIC 且理論上 SIC 所決定的落後期數為真實落後期數的一致估計式。相對地，在小樣本的情況下 AIC 比 SIC 佳。由於我們的樣本數目夠多屬於大樣本，故選取 SIC 當作模型選取的依據。最後 P^* 和 Q^* 決定如下：

表(六): ARMA(P, Q)的最適階數依據

國家	SIC	P^*	Q^*
CHN	6.8465	2	1
HKG	-2.5639	3	3
TWN	12.6584	3	0
KOR	15.6144	3	0
SGP	12.3453	3	1

接著，對殘差平方 ε_t^2 設立一個具截距項且遞延 q 階的模型如下：

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 \quad \text{其中 } q = 1, \dots, 12$$

最後，設立虛無假設: $\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0$ ，得檢定結果如下：

表(七): ARCH 檢定結果

虛無假設:時間序列資料不具 ARCH 效果

q	CHN	HKG	TWN	KOR	SGP
1	9.5321***	13.824***	236.33***	100.24***	7.0277***
2	7.7868***	8.6329***	166.8***	55.831***	26.058***
3	5.4245***	6.226***	126.24***	39.105***	19.898***
4	45.212***	4.6534***	100.64***	29.336***	15.586***
5	36.072***	6.4138***	83.025***	31.211***	17.311***
6	30.514***	7.1275***	70.403***	26.786***	14.391***
7	26.084***	6.0963***	60.888***	23.827***	14.306***
8	23.158***	5.3929***	53.598***	20.901***	12.474***
9	20.535***	5.2144***	47.736***	18.899***	11.108***
10	21.166***	4.6768***	42.925***	16.988***	11.613***
11	19.196***	4.2389***	38.969***	16.671***	11.88***
12	17.699***	3.9236***	35.647***	15.549***	11.28***

*** 表示在顯著水準為 1% 下，拒絕虛無假設。

由 ARCH 檢定的結果可以發現到每個變數從 $q=1$ 到 12 皆顯著的拒絕虛無假設，表示這些變數即使經過模型設定 $q = 12$ 後，仍存在著非常強烈的 ARCH 效果。但是否表示我們必須估計到 $q=12$ 才能夠配適出條件變異數呢？答案為否。根據 Bollerslev(1986) 的文章，落後期數高的 ARCH(q) 模型可以更一般化形式替代，即 GARCH 模型。也因此，根據表(七)，推論可以利用 GARCH(p, q) 模型配適出這些變數的條件變異數。

2.3 波動不對稱檢定

雖然 GARCH Family 的模型使我們能預測金融市場的波動，但因為時間序列資料有許多不同的特性，也因此衍生出許許多多描繪各種不同特性的模型，所以要能夠從眾多的模型中挑選出適當描繪資料特性的 GARCH 模型則不是一件簡單的事。舉例來說，如果資料具有槓桿效果，即負面衝擊 (Negative Shock) 所造成的市場波動幅度會比正面衝擊 (Positive Shock) 還要來的大。若以 GARCH(p, q) 來配適，將會造成參數估計的偏誤。因為 GARCH(p, q) 模型設定殘差平方為波動的來源，於是我們無法得知規模相同的正向衝擊或負向衝擊對條件變異數是否產生不同影響。也因此，對應於波動不對稱或槓桿效果強烈的資料，我們不該選擇 GARCH(p, q) 而是 EGARCH 或是 GJR GARCH 模型。為了判別資料是否具有波動不對稱性質，我們以 Engle and Victor K. (1991) 所提出的一系列檢定來確認，分別為：

- (1) Sign-Bias Test, SBT
- (2) Negative Size-Bias Test, NSBT
- (3) Positive Size-Bias Test, PSBT
- (4) Joint Test

首先設立模型如下： $y_t = \hat{y}_t + \varepsilon_t$ 、 $v_t = \varepsilon_t / \sqrt{\hat{h}_t}$ ， \hat{h}_t 為估計的條件變異數，

定義虛擬變數 $S_t^- = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0, & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases}$ 、 $S_t^+ = 1 - S_t^-$ ，並建立了以下檢定：

SBT 對於迴歸式： $v_t^2 = a + b \cdot S_t^- + u_t$ ，設立虛無假設 $H_0: b=0$ 得檢定統計量為參數 b 的 t -ratio 值。SBT 檢定 $t-1$ 期的正向衝擊 ($\varepsilon_{t-1} > 0$) 或負向衝擊 ($\varepsilon_{t-1} < 0$) 是否對 t 期條件變異數造成不同的影響。若虛無假設成立，則 $v_t^2 = a + u_t$ ，表示無論之前市場的衝擊為好的或壞的，只要大小規模相同，對本期震盪產生相同規模。

NSBT 建立迴歸式： $v_t^2 = a + b \cdot S_t^- \cdot \varepsilon_{t-1} + u_t$ ，設立虛無假設 $H_0: b=0$ 得統計量為參數 b 的 t 值。NSBT 檢定前期大規模和小規模的負面衝擊是否會造成條件變異數的不同。當我們拒絕虛無假設時，表示市場的波動會隨著前期不同規模的負面衝擊而反映出不同的波動幅度。

PSBT 對於迴歸式： $v_t^2 = a + b \cdot S_t^+ \cdot \varepsilon_{t-1} + u_t$ ，設立虛無假設 $H_0: b=0$ 檢定本期波動是否受到前期大小不同的正面衝擊影響。PSBT 和 NSBT 非常類似，唯一的差別為虛擬變數的設定。由此可知，若拒絕虛無假設表示前期不同程度的正向衝擊會對本期波動造成不同影響。

JOINT TEST 相對於之前所有個別參數的 t 檢定，作者最後提供了一個聯合檢定。首先建立一條迴歸式： $v_t^2 = a + b_1 \cdot S_t^- + b_2 \cdot S_t^- \cdot \varepsilon_{t-1} + b_3 \cdot S_t^+ \cdot \varepsilon_{t-1} + u_t$ ，設立虛無假設 $H_0: b_1 = b_2 = b_3 = 0$ 。當虛無假設成立時，不對稱波動效果不存在，前期好壞衝擊的差別、不同程度的負面和正面衝擊，無法影響到本期的市場波動。換而言之，如果拒絕虛無假設，則至少上述效果會有一成立。

當所知的時間序列資料特性皆能夠被模型被描繪出來，那就稱得上是一個好的模型。至少我們希望經過模型配適後的殘差不要帶有我們已知且能由模型描繪

出來的訊息。因此我們可以應用 Engle and Victor K. (1991)的檢定來當作一種錯誤設定檢定，藉由此判定經過模型配適後的殘差是否仍帶有所知的不對稱波動。

同時，只要定義 $\varepsilon_t = y_t - \mu$ 和 $v_t = \varepsilon_t/\sigma$ ，其中 μ 和 σ 分別為 y_t 的平均和標準差，此檢定亦能夠當作 Preliminary Test，以瞭解原始資料是否帶有不對稱訊息，我們並可依檢定結果當作判別模型選取的依據，結果如下：

表(八): 波動不對稱檢定結果

	CHN	HKG	TWN	KOR	SGP
SBT	0.8	0.15	3.81***	1.62*	0.11
NSBT	1.91**	5.96***	14.65***	5.01***	2.28**
PSBT	5.14***	3.10***	0.6	10.31***	3.15***
Joint Test	30.62***	49.05***	219.91***	132.51***	15.71***

由結果可知，我們的資料全部都拒絕 Joint Test 的虛無假設，表示波動的確會受到前期 ε_{t-1} 的影響，且資料或多或少都存在著不對稱效果。接著由 t 檢定的結果可以發現，首先拒絕 SBT 和 NSBT 的國家只有 TWN，代表著大規模的負向衝擊比小規模的衝擊所造成的波動還要大，而且正向衝擊的規模幅度不影響本期波動。其次，同時拒絕 NSBT 和 PSBT 的國家為 CHN、HKG 和 SGP，表示不管前期的衝擊為正向或負向，本期波動大小會隨著前期波動的幅度而有不同程度反應。最後，全部都拒絕的 KOR，則表示前期衝擊的正向或負向和前期波動大小皆會影響到本期的波動。

因為資料皆呈現一定程度的不對稱效果，因此在選取模型上 EGARCH 或 GJR-GARCH 模型可能比 GARCH(p, q) 模型來的佳。

第三節 動態條件相關係數模型估計

本篇文章主要分析中國人民幣 NDF 變動對亞洲四小龍幣值的動態相關性。我們以 NDF 報酬率做為樣本資料並且透過一系列的預先檢定，發現資料具有以下性質：

- (1) 資料不屬於常態分配，具厚尾性質，我們進一步地假設服從 t 分配。
- (2) ARCH 效果顯著，表示資料的波動性適合以 GARCH 模型配適。
- (3) 波動和前期殘差息息相關，波動不對稱效果存在。

首先資料服從 t 分配，於是我們以 Pelagatti and Stefania(2006) 提出的橢圓分配 DCC 模型估計。Pelagatti 的模型和 Engle 的 DCC 都是以兩階段估計求得相關係數矩陣，除了在資料分配的假設不同外，其餘皆同。因此仍然可根據 Engle 的做法，將 NDF 報酬率資料做簡單的去平均 (Demean)，當作 Filtration，並利用去平均後的報酬率資料去估計橢圓分配 DCC 模型。其次，ARCH 檢定的結果顯示在高落後期數下的效果仍非常強烈。顯示資料具長期記憶性 (long memory)，而且 GARCH(p, q) 模型比 ARCH(q) 的配適度還要好。因此在第一階段單變量 GARCH 模型的階數設定上，我們一方面排除 $p=0$ 和 $q=0$ 的情形，另一方面限制 $p \leq 3$ 和 $q \leq 3$ ，以簡化分析。最後，為了捕捉波動不對稱的效果，在單變量 GARCH 種類的選擇上，不僅僅只選擇 GARCH(p, q) 模型，同時還考慮 EGARCH 和 GJR GARCH 模型。

在 DCC 模型估計相關係數的第二階段中，設定 MGARCH 模型具有 Correlation Targeting 的特性。因此為了讓 DCC 模型更具一致性，在估計單變量條件變異數的階段中，同樣設定單變量 GARCH 具有 Variance Targeting 的特性，即以 $(1 - \sum_{p=1}^{P_i} \alpha_{ip} - \sum_{q=1}^{Q_i} \beta_{iq})\sigma_i^2$ 當作截距項取代 ω_i 。如同 Correlation Targeting，所謂的 Variance Targeting 就是利用無條件變異數 (Unconditional Variance) 去估計出條件變異數。並且，為了簡化分析，設定 MGARCH 模型的階數為簡單的 Multivariate GARCH(1,1)。

由於網路普及和科技快速進步，使得全球金融市場間訊息往來傳遞頻繁、資金流動快速。造成 A 國家容易透過 B 國家間接影響到 C 國匯率波動。對應於分析中國與亞洲四小龍的相關係數，若只是直接將中國大陸和其他國家配對做 Bivariate 的 DCC 模型，似乎又無法描繪出國際間訊息快速流通的事實。因此我們修正 Colavecchio and Funke(2008) 的模型設定，一國的匯率波動只受到另外一個國家匯率波動的直接效果影響。改以直接以 CHN 和其他四個變數一起跑 5x5 的 DCC 模型，以捕捉中國大陸和四小龍國家匯率，彼此影響的間接關係。

最後，最適的 DCC 模型選擇依據將依照第一階段單變量 GARCH 模型設定的不同，分成 GARCH、EGARCH 和 GJR GARCH 且階數設定為 $0 < p \leq 3$ 和 $0 < q \leq 3$ 。由此 27 個模型中選取最小的 SIC 當作最適模型。下表為各模型下 DCC 的 SIC 值:

表(九): DCC 模型在不同 GARCH 下的 SIC 值

		GARCH(p,q)			EGARCH(p,q)			GJR GARCH(p, q)		
p	q	1	2	3	1	2	3	1	2	3
		1	-10.762	-10.65	-10.653	-10.704	-10.649	-10.604	-10.744	-10.631
2		-10.721	-10.746	-10.632	-10.784	-10.763	-10.719	-10.671	-10.605	-10.59
3		187.964	-6.489	60.504	-10.736	-10.702	-10.654	103.572	306.647	103.572

由上表可發現最適的單變量 GARCH 模型為 EGARCH(2,1)，此時 DCC 模型的 SIC 值最小。又 NDF 報酬率資料假設為 T 分配，因為分配的峰度特性不同，故 EGARCH 模型的設定與一般常見不同。以下特地呈現 DCC 模型:

$$\mathbf{r}_t = [\text{CHN}_t, \text{HKG}_t, \text{TWN}_t, \text{KOR}_t, \text{SGP}_t]'$$

$$\mathbf{r}_t | \Omega_{t-1} \sim \text{Multivariate Student}(\mathbf{0}, \mathbf{H}_t, \mathbf{g})$$

$$\mathbf{H}_t \equiv \mathbf{D}_t \mathbf{R}_t \mathbf{D}_t$$

$$\mathbf{D}_t = \text{diag}(h_{\text{CHN}t}^{1/2}, h_{\text{HKG}t}^{1/2}, h_{\text{TWN}t}^{1/2}, h_{\text{KOR}t}^{1/2}, h_{\text{SGP}t}^{1/2})$$

$$\epsilon_t = D_t^{-1} \mathbf{r}_t$$

第一階段估計：Univariate Exponential GARCH(2,1)

$$\ln h_{it} = (1 - \alpha_i - \beta_{1i} - \beta_{2i})\sigma_i^2 + \frac{1 + \alpha_i L}{1 - \beta_{1i}L - \beta_{2i}L^2} \left[\theta_{1i} \frac{r_{it-1}}{\sqrt{h_{it-1}}} + \theta_{2i} \left(\left| \frac{r_{it-1}}{\sqrt{h_{it-1}}} \right| - E \left| \frac{r_{it-1}}{\sqrt{h_{it-1}}} \right| \right) \right]$$

其中，(1). 若資料服從 $t(v_i)$ ，則 $E \left| \frac{r_{it-1}}{\sqrt{h_{it-1}}} \right| = 2\Gamma\left(\frac{1+v_i}{2}\right)\sqrt{v_i-2} / \left[\sqrt{\pi}\Gamma\left(\frac{v_i}{2}\right)\right]$

(2). $i = \text{CHN、HKG、TWN、KOR 和 SGP}$

第二階段：Multivariate GARCH(1,1)

$$Q_t = (1 - \alpha - \beta) \circ \bar{Q} + \alpha \circ \epsilon_{t-m} \epsilon'_{t-m} + \beta \circ Q_{t-1}$$

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

最後爲了增加文章的流暢度，在正文中只保留第二階段相關係數的估計結果和中國對四小龍的動態相關係數圖形，其餘將收錄於附錄中⁴。DCC 結果如下：

表(十): 動態條件相關係數參數估計結果

	參數係數	標準誤	t 值	p 值
alpha	0.011617	0.003066	3.789	0.0002
beta	0.98545	0.00508	194	0
df	6.102424	0.4521	13.5	0

且 \bar{Q} 的估計值如下：

表(十一): 非條件相關係數估計結果

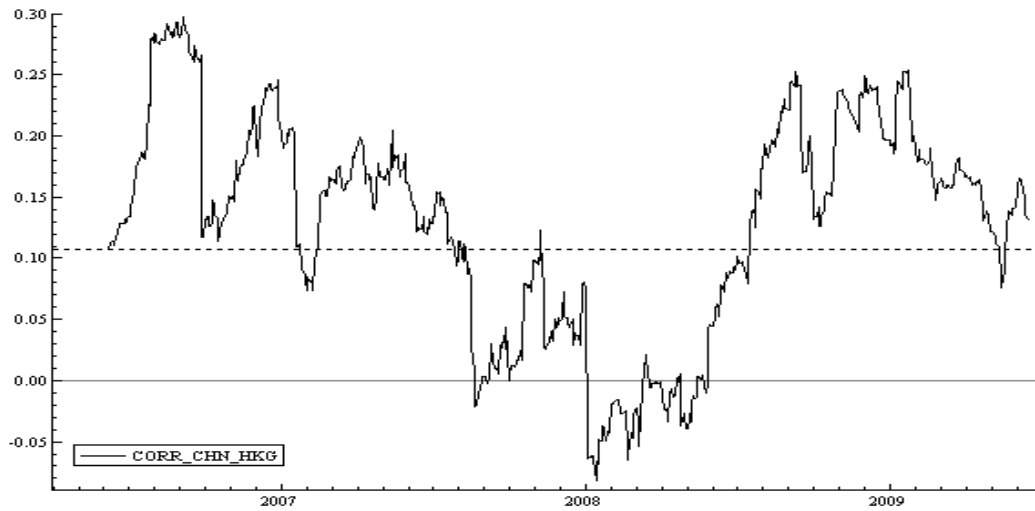
Unconditional Correlation			
$\rho_{\text{CHN,HKG}}$	0.107217	$\rho_{\text{HKG,KOR}}$	0.036517
$\rho_{\text{CHN,TWN}}$	0.292951	$\rho_{\text{HKG,SGP}}$	0.17303
$\rho_{\text{CHN,KOR}}$	0.215892	$\rho_{\text{TWN,KOR}}$	0.13391
$\rho_{\text{CHN,SGP}}$	0.397394	$\rho_{\text{TWN,SGP}}$	0.391872
$\rho_{\text{HKG,TWN}}$	0.133734	$\rho_{\text{KOR,SGP}}$	0.394114

⁴ 附錄二與附錄三，分別爲 EGARCH(2,1) 參數估計與亞洲四小龍的動態相關係數圖形。

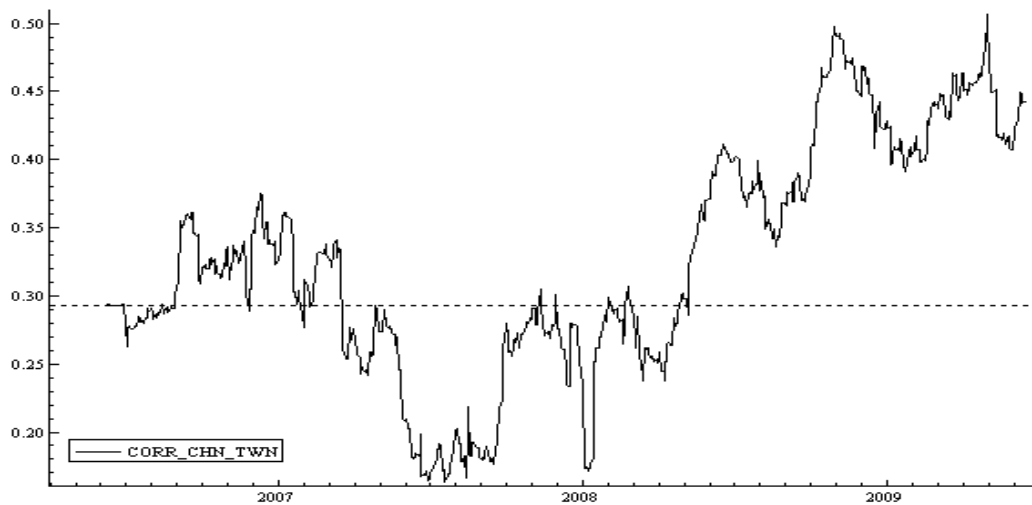
其中 $\rho_{\text{CHN,HKG}}$ 、 $\rho_{\text{CHN,TWN}}$ 、 $\rho_{\text{CHN,KOR}}$ 和 $\rho_{\text{CHN,SGP}}$ 分別為 CHN 對 HKG、TWN、KOR 和 SGP 的無條件相關係數，也是 Bollerslev 的 CCC 模型中 CHN 對四小龍國家的固定條件相關係數值。

以下分爲 CHN 對亞洲四小龍的動態條件相關係數時間序列圖，圖中淺色橫線爲相關係數爲零的標示線、深色虛線爲 CCC 的值而深色曲線爲 DCC 值：

圖(二): CHN 與 HKG 動態條件相關係數



圖(三): CHN 與 TWN 動態條件相關係數



圖(四): CHN 與 KOR 動態條件相關係數



圖(五): CHN 與 SGP 動態條件相關係數



首先就 CCC 模型的相關係數而言，新加坡和台灣對中國的相關性最高，分別為 0.397394 和 0.292951，其次南韓為 0.215892。意外地，身為中國行政特區的香港相關性卻是最低，只有 0.107217。雖然每個國家的固定相關係數皆不同但是全都大於零，表示即使在這三年內人民幣的 NDF 遠匯市場對亞洲四小龍貨幣的相關性程度皆不同，卻都為正向。

接著，從 DCC 的圖形結果可發現：

- (1) 中國 NDF 對亞洲四小龍 NDF 市場的動態條件相關係數都呈現非常顯著地波動且存在許多的高低峰。最小值出現在 2008 年 1 月 13 日的香港為 -0.0816 而最大值在 2009 年 5 月 1 號的台灣為 0.5071。顯示人民幣對四小龍國家貨幣之間的相關性具有非常顯著的動態性。
- (2) 扣掉香港在 2008 年上半年的相關係數小於零之外，每一個國家相關係數的波動範圍皆在大於零的區間。此結果與 CCC 模型的結果不謀而合，表示中國 NDF 與四小龍國家貨幣之間有正向關係。
- (3) 就相關係數變化的形式而言，大略可將樣本期間切割成 2008 年之前和 2008 年之後。在 2008 之前每個國家和人民幣的遠匯市場動態相關係數呈現下降的趨勢，而在 2008 年之後動態相關係數則呈現上升的趨勢。

在 2008 年之前，各國的相關性皆為下降趨勢，其中香港、台灣和新加坡皆從 2006 年下半年便開始慢慢呈現下降趨勢，南韓則一直到 2007 年底才出現明顯的下降趨勢。同時，就 2006 年下半年的樣本起始點一直到 2007 年 12 月 31 日止的期間而言，相關係數的下降幅度其實非常有限。

從 2008 年 1 月開始，四小龍與中國的動態相關係數先是下降觸底然後逆勢上揚而且上升的速度非常快。在 2008 年第二季和第三季時，各國與中國的動態相關係數皆已達樣本起始點的水準且仍不斷地上揚。此結果顯示人民幣的 NDF 市場對亞洲四小龍的貨幣除了有不同程度的正向關聯性外，此關聯性也不斷地與日俱增。

第四節 錯誤設定檢定

相較於 Bollerslev 的 CCC 模型為了減少參數數目的估計於是設定相關係數矩陣為固定不變，本篇研究則是立基於 Engle 的 DCC 模型上。又無論 DCC 或

是 CCC 模型皆是以兩階段的方法估計，因此在進行 DCC 模型第二階段估計之前，我們有充分的誘因檢定資料到底是適合以 DCC 或是 CCC 模型估計。

我們利用 Engle(2001) 所提出的固定相關係數檢定，判別標準化殘差 ($\epsilon_t = D_t^{-1}r_t$) 的相關係數是否具有動態性。首先設立檢定假設如下：

$$H_0: R_t = \bar{R} \quad \forall t \in T$$

$$H_1: \text{vech}(R_t) = \text{vech}(\bar{R}) + \beta_1 \text{vech}(R_{t-1}) + \dots + \beta_p \text{vech}(R_{t-p})$$

當虛無假設成立下， $\text{Var}(\epsilon_t) = \bar{R}$ ，同理可知 $\bar{R}^{-\frac{1}{2}}\epsilon_t$ 將 IID 服從變異數矩陣為 I_k 的分配。因此作者設立一條迴歸式： $Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \dots + \beta_s Y_{t-s} + \eta_t$ ，其中 $Y_t = \text{vech}^u \left[\left(\bar{R}^{-\frac{1}{2}} D_t^{-1} r_t \right) \left(\bar{R}^{-\frac{1}{2}} D_t^{-1} r_t \right)' - I_k \right]$ ， vech^u 為上三角元素排列而成的行向量。在虛無假設下，迴歸式中固定項和落後項的所有參數皆為 0 且作者以此建立服從 $\chi^2(s+1)$ 的檢定統計量。以下為我們的檢定結果：

表(十二): CCC 檢定

s	Statistics	P-value
2	40.1182	[0.0000000]
5	43.0758	[0.0000001]
10	45.7943	[0.0000035]

由檢定結果發現，不管落後期數為 2、5 或 10，結果皆拒絕虛無假設。DCC 模型不僅理論假設較符合現實世界，透過 CCC 檢定，在實證上我們也能確認其具有較佳的配適度。也因此，可以推論對應於 NDF 資料，使用 DCC 模型估計動態相關係數並無設定錯誤。