

# ACD 模型在台灣股票市場的適用性分析— 以聯電公司為例

## The Adaptation for the ACD Model to Taiwan Stock Market -- The Case of UMC

涂登才<sup>1</sup> Teng-Tsai Tu  
銘傳大學財務金融學系

巫春洲<sup>2</sup> Chun-Chou Wu  
國立高雄第一科技大學財務管理學系

<sup>1</sup>Department of Finance, Ming Chuan University and <sup>2</sup>Department of Finance,  
National Kaohsiung First University of Science and Technology

(Received December 25, 2007; Final Version July 23, 2008)

**摘要：**台灣證券交易所於 2005 年 3 月 1 日之後，縮小股票交易價格的升降單位 (tick size)，原始目的主要是爲了提高交易的流動性。因此，本研究針對在台灣股票市場交易相對活絡之聯華電子公司 2005 年 3 月 1 日以後的交易資料，進行 ACD 族模型效果分析。針對對稱型的 ACD 族模型：包括 SLACD、LACD I、LACD II、BCACD 及 PACD 等結構與非對稱型的 ACD 族模型：包括 EXACD、A-ACD、A-PACD、A-LACD 以及 AUACD 等進行模型參數估計、條件時距嚴格定態檢定及模型配適檢定。不管對稱型或非對稱型的 ACD 族模型而言，實證結果支持將殘差項假設爲 Burr 分配是適當的。另外，在非對稱型 ACD 族模型中，利用 AIC 值、SBIC 值及最大似估計值對不同 ACD 模型結構的比較，較大的估計值結果出現在 LACDI 模型與 A-ACD 模型當中。整體而言，在擴增型 ACD 族中以 A-ACD 模型之配適效果爲最佳。

**關鍵詞：**自我相關條件時距、Box-Cox 轉換、衝擊反應函數、Burr 分配、D-test

---

本文之通訊作者爲巫春洲，e-mail: wucc123@seed.net.tw。

本研究部分承國科會計畫補助，計畫編號：NSC 96-2416-H-003-MY2。執行編輯胡均立教授與丁承教授在文章修改時給予的指教，中研院經濟所周雨田教授在計量方法上提供的諮詢，使本研究得以順利完成，謹誌謝忱。

**Abstract:** After March 1, 2005, Taiwan Security Exchange changes the tick size of stocks trading to a smaller scale. The main idea for this regime is to boost market liquidity. In this paper, we investigate the fitness for the ACD model with the relative active stock in Taiwan security market. Both of the symmetry and asymmetry structure for ACD family are incorporated in our analysis. After using several criteria for model selection, the Burr distribution for disturbance term is appropriate. Meanwhile, judging from the indicators of the AIC, SBIC and LLF, the LACDI and the A-ACD models outperform than others. As to the augmented ACD family models, the A-ACD structure is relative well in fitness based on our underlying stock.

**Keywords:** ACD Model, Box-Cox Transformation, Shock Impact Function, Burr Distribution, D-test

## 1. 前言

過去針對股票交易記錄方面，交易所提供給投資人參考的資料，主要是以日資料的開盤價、收盤價、盤中最高價與最低價的資訊呈現。隨著投資人對市場交易透明度的需求，證券交易所逐步提升資料揭露頻次為每小時、每五分鐘和每一分鐘等頻次。近十年來，隨著電腦存取資料能力的大幅提升，各國證券交易所蒐集並儲存個股日內交易資料，在技術上相對容易，而且儲存資料成本亦同步顯著下降。我們可以觀察到證券交易發展較成熟的市場，交易所能力並且願意提供高頻的財務時間數列資料。若所記錄之交易頻次為所有報價及逐筆成交資訊，Engle (2000) 稱之為極端高頻 (ultra-high-frequency) 資料。

極端高頻資料之下，代表記錄了個別股票日內每筆交易的買價與賣價、搓合後的成交價與成交數量，同時也記錄了這些價格與數量所對應發生的時間。一般而言，用來分析財務議題工作所仰賴的計量工具，往往藉由固定時距的方式，蒐集價格或成交量等變數，例如週資料、每日收盤價或五分鐘一筆的交易資料，再透過統計或數量方法來萃取與詮釋投資人與市場交易所傳譯的資訊。就具體應用的計量工具而言，1980 年代以來，一直被廣泛使用在財務或經濟問題分析的 ARCH/GARCH 模型，以及後來諸多模型的延伸與複雜化，大致上主要被用來分析問題的基礎投入因子是固定時距之下的交易變數。例如被廣泛使用並用來分析不同資產之間共變異數或相關係數行程的 VECM 模型 (Bollerslev *et al.*, 1988)、BEKK 模型 (Engle and Kroner, 1995)、CCC 模型 (Bollerslev, 1990) 以及 DCC 模型 (Engle, 2002) 皆屬於固定時距之下的分析工具。另外一類探討資產價格波動性變化的基礎變數為變幅 (range)。Parkinson (1980) 認為單位時間內資產價格變化的最高價與最低價之間所形成的價差變數，適合用來刻畫波動性變化。Brandt and Jones (2006) 利用日資料變幅變數，配適修正後的 EGARCH 模型，進行 S & P500 股價指數的波

動性模型配適。Chou (2005) 利用單位時間之下的變幅變數，發展出具有可彈性調整特性的 CARR 模型，可以用來說明並估計資產價格的波動性變化行程。這些有關變幅行程來說明波動性的重要文獻也都是在固定時距之下所建構的分析。

前述諸多重要文獻，無論是報酬率變數或是變幅變數，皆可歸納出這些模型的共通點之一即為建構在固定交易時距的條件下，進行波動性或相關性分析。在固定交易時距資料的分析之下，非同步 (nonsynchronic) 交易的探討也因應而生，試圖對一些不易分析之市場異常 (anomalous) 現象，加以輔助說明。非同步交易的問題，隱含了記錄每日固定時間收盤價之時間數列資料所可能招致的潛在問題，有時還必須利用到內差法或外差法的技巧來估計資料。雖然經過加權計算後的股價指數，相對於個別股票在非同步交易限制方面的影響可能較不顯著，然而，若能針對個別股票每筆交易所發生的時間與相關交易變數資訊加以記錄，進而探討這種似乎無規則的交易時距時間數列過程，應該可以讓市場參與者更清楚了解個別股票交易的活絡程度。

Engle and Russell (1998) 提出 ACD (Auto-regressive Conditional Duration) 模型，可以對連續兩筆不同交易發生的時間間隔變數所形成的數列進行模型化。ACD 模型的基礎投入變數為時間間隔，異於報酬率變數的不同點之一是時距變數必然為正數而且無規 (irregular)。ACD 模型的主要意義在於探討交易時距是否存在自我相關。若存在自我相關，則進一步探討如何預測交易時距；並且說明期望交易時距 (expected duration) 的動態過程。因為模型中的期望交易時距不僅與交易時距落後期有關，同時也是期望交易時距落後期的函數，因此，Engle and Russell (1998) 稱之為自我迴歸條件時距模型。後續有不同 ACD 族模型的發展，例如：Zhang *et al.* (2001) 提出門檻型 (threshold) 的 ACD 模型，Bauwens and Giot (2000) 則在時間間距變數為正值的條件之下，將模型發展為對數化的形式。另外，Meitz and Teräsvirta (2006) 則建構平滑轉換 (smooth transition) 的 ACD 模型以及參數會隨時間變動 (time varying) 的 ACD 模型。Fernandes and Grammig (2006) 更進一步利用 Box-Cox 轉換，將 ACD 模型拓展為不同殘差項分配函數之下的 ACD 族模型。至於 ACD 模型的結構式、特性與限制，則在後續內容中會有更完整的討論。

因為大盤股價指數不管是發行量加權 (例如：S&P500 股價指數或台灣集中市場股價指數) 或者等權重 (例如：DJIA 或 Nikkei225) 股價指數，皆由不同類股構成並進行加權的結果。因此，利用 ACD 模型來分析股價指數的意義似乎不若分析個別股票交易時距行為來得重要。Engle and Russell (1998) 在說明 ACD 模型的意義之後，便進行 IBM 股票交易時距的分析，來驗證模型的實證效果。Zhang *et al.* (2001) 發展門檻型 ACD 模型的概念，並延續 Engle and Russell (1998) 所選取的 IBM 股票來進行實證研究。Meitz and Teräsvirta (2006) 的實證分析，同樣亦針對在 NYSE 交易之 IBM 股票交易時距，來驗證他們的主張與觀點。Fernandes and Grammig (2006) 則擴大個股對象，除 IBM 股票外，另外將樣本分析對象增加納入波音 (Boeing) 公司，可口可樂 (Coke)，

迪士尼 (Disney) 以及埃索 (Exxon) 公司。除此之外，在我們了解的知識範圍內，主要的財務文獻中，並沒有相關文獻針對非美國市場交易的個股進行較嚴謹的極端高頻資料之 ACD 模型分析。是否各證券市場在規範交易資料記錄的方式有所限制或有其他因素，則不得而知。至於就台灣本土集中市場的個股交易而言，記錄逐筆交易方面的研究，更不多見。尤其台灣股票市場交易機制的規範與美國 NYSE 等主要交易所的交易方式，確實有許多相異之處。例如：台灣集中市場的漲跌停之上下限機制以及每次搓合之交易檔數的規範，使得兩筆交易價格在股價升降單位 (tick size) 之限制下，交易波動程度較小。另外，台灣本土股票交易的比重大多數為自然人等特質，這些特殊性在進行交易時距分析時，是否與 IBM 股票所表現的特質一致，或者有不同的交易時距結構表現，均為非常有趣而且值得探討與釐清的重要議題。因此，本研究的主要目的在於分析台灣股票集中市場具代表性的個股，配適不同的 ACD 族模型，藉由診斷性檢定的輔助，求得相對最具解釋能力之 ACD 模型形態。尤其台灣證券交易所於 2005 年 3 月 1 日之後，縮小交易價格的升降單位 (tick size)，原始目的主要是爲了提高交易的流動性。截至 2008 年 5 月，此一價格升降單位規範，仍然繼續被採用。就政策執行的過程，理論上，不大可能會回復到舊有的交易升降單位，同時爲了可以聚焦討論現行價格升降單位之下，不同 ACD 族模型配適的適合性分析。因此，本研究蒐集 2005 年 3 月 1 日至 2005 年 3 月 31 日之聯電<sup>1</sup>公司的交易資料，進行 ACD 模型效果分析。

本研究後續架構如下：第二部分主要介紹台灣集中市場交易機制異於美國 NYSE 不同之處，強化對台灣股票集中市場個股進行 ACD 模型分析的實務意義。同時討論 ACD 族模型及相關文獻對 ACD 模型的實證分析。第三部分整理本研究蒐集之樣本資料的基本統計性質。第四部分則說明各種模型配適結果，模型診斷性檢定以及模型設定檢定 (specification test) 的做法。第五部分則爲本文結論。

## 2. 市場交易機制與 ACD 模型

在市場交易機制與 ACD 模型方面，我們分成兩部分依序加以說明。首先說明台灣股票集中市場現階段在股票交易搓合方面的規範，而這些不同於 NYSE 對 IBM 等股票的交易規範，可能在 ACD 模型的配適表現方面，產生不同的影響，這部分的結果，則必須要藉由配適實際交易資料後的實證分析，才可以得到較具體的推論。其次則爲 ACD 模型的簡單介紹及其意義。

---

<sup>1</sup> 聯電公司股票交易代碼爲 2303，爲一家晶圓代工公司，股東人數超過五十萬，相較於其他股票對台灣股票市場的影響，更具有代表性。研究期間 2005 年 3 月 1 日至 3 月 31 日。扣除假日等未交易天數，實際交易天數有 23 天。至於 3 月以前的高頻資料則受限於台灣證券交易所未能提供。

## 2.1 台灣股票集中市場交易機制

依據市場造市者與其他市場參與者委託之互動情形，股票市場的交易機制可以區分為單純委託單驅動之市場及造市者與委託單競爭之混合市場等兩種制度。台灣證券交易所與多數亞洲國家之交易所，屬於委託單驅動之交易所，而紐約證券交易所 (NYSE) 與美國證券交易所 (AMEX) 則屬於混合市場制。此市場交易機制之差異顯示出交易時距分析有可能因為交易撮合方式的不同而有所差異。同時，國際主要交易所之股價升降單位亦有所差別，例如：美國證券交易所採「單一固定制」，其升降單位各為0.01美元。美國紐約證券交易所亦採「單一固定制」，目的在藉由縮小且單一化買賣價差以活絡市場交易<sup>2</sup>。台灣證券交易所之集中交易市場採用電腦全自動交易系統作業，其競價方式為集合競價。集合競價機制係由電腦系統根據每一盤的所有流動性供給者與需求者提出的買進或賣出委託報價，決定其最大成交量的價位為成交價。

台灣證券交易所於營業細則中制訂股票升降單位機制，規範交易價格的最小變動單位。其升降單位採多級距方式，並於2005年3月1日為降低買賣價差及交易成本，調整其股票股價升降單位。根據台灣證券交易所的規定，我們將交易升降幅度調整前後價格跳動單位整理於表1。

另外，圖1顯示2005年3月1日股價升降單位變動前與變動後之相對升降單位和股價之關聯性。圖1將台灣證券交易所上市股票對不同股價區間之升降單位的規定轉化為相對升降單位。其中，股價在5元至10元區間，升降單位變動前原為0.05元降為變動後的0.01元，升降單位占股價之比率變動前原為1.00% (0.05/5) 降為變動後的0.20% (0.01/5)；且股價在50元至100元區間，升降單位變動前原為0.50元降為變動後的0.10元，升降單位占股價之比率從變動前原為1.00% (0.50/50) 降為變動後的0.20% (0.10/50)。由此可知，上述兩級距之升降單位皆縮小為原來

表1 台灣證券交易所2005年3月1日股票升降單位變動前後比較

舊制股價範圍			新制股價範圍	
最低股價	最高股價	升降單位	最低股價	最高股價
以下	5元	0.01元	以下	10元
5元	15元	0.05元	10元	50元
15元	50元	0.10元	50元	100元
50元	150元	0.50元	100元	500元
150元	1000元	1.00元	500元	1000元
1000元	以上	5.00元	1000元	以上

<sup>2</sup> 2001年1月將最小升降單位由1/16美元(相當於6.25美分)，縮小為1美分，並改為小數點進位制。由其實施前後一年成交量之資料顯示，實施後成交量並無萎縮之現象。那斯達克市場亦於同年4月全面實施。新制實施前後，股票市場的買賣價差較過去縮小，市場深度增加，平均每筆成交股數增加。

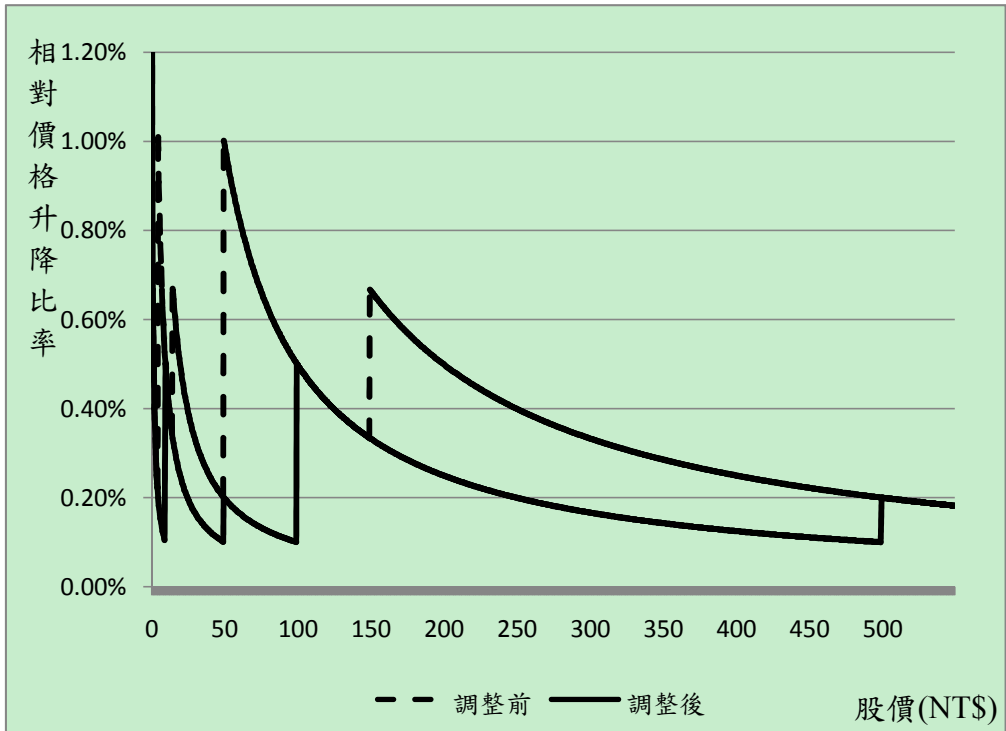


圖 1 股價升降單位變動前與變動後之相對升降單位和股價之關聯性

之五分之一，變化最為劇烈。股價在15元至50元區間，升降單位變動前原為0.10元降為變動後的0.05元，升降單位占股價之比率變動前原為0.67% ( $0.10/15$ ) 降為變動後的0.33% ( $0.05/15$ )；股價在150元至500元區間，升降單位變動前原為1.00元降為變動後的0.50元，升降單位占股價之比率變動前為0.67% ( $1.00/150$ ) 降為變動後的0.33% ( $0.50/150$ )，此兩級距之升降單位皆縮小為原來的二分之一。交易單位制度的改變，可能會影響交易時距行程。然而，交易制度一旦改變，不容易再回復到修正前的交易方式，因此，本文主要的研究目標將致力於交易升降單位改變後，ACD模型的配適與分析，而非著眼於制度改變前後的模型適合性的比較。

## 2.2 ACD 模型

Engle and Russell (1998) 提出 ACD 模型，適合用來分析連續二事件發生之時間變數所形成的數列變化，尤其是針對極端高頻資料分析。除了財務資料交易變數外，我們可以觀察到很多現象或事件發生的時間間距是無規的。例如：某地區地震發生的時間間距，同一地點發生交通事故的時間間距等等。傳統的資產定價研究只假設交易價格最後會達到均衡。但達到均衡之速度與時間的討論卻較被忽略，或者僅停留在比較快或比較慢的定性分析。然而，量化的時間，

例如：幾天之後、幾小時之後或幾秒之後會達到均衡的問題，則較少被討論。近年來，市場微結構的研究，陸續討論資產價格反應新資訊發生的調整過程。然而，要了解價格如何達到均衡的過程，則必須要了解價格調整軌跡，ACD 模型適足以應用在這部分的分析工作。底下簡單介紹 ACD 模型的結構式。

令  $x_i = t_i - t_{i-1}$  代表連續二事件發生所經過的時間間隔，我們稱做時距或存續期間 (duration)。存續期間變數的條件分配函數可以表示為過去存續期間變數資訊的函數。由此，可以將 ACD 模型加以具體化。假設  $\psi_i$  代表給定過去交易時距資訊之下的期望值，亦即  $\psi_i$  代表期望交易時距，則  $\psi_i$  可以寫成

$$\psi_i = \psi_i(x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_1) = E(x_i | x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_1) \quad (1)$$

根據 Engle and Russell (1998) 的主張，可以令

$$x_i = \psi_i \varepsilon_i \quad (2)$$

$\{\varepsilon_i\} \sim i.i.d$  且其密度函數可以表示為  $p(\varepsilon; \phi)$ ，其中  $\phi$  為待估之相關參數。Engle and Russell (1998) 認為最簡單的 ACD 模型可以假設誤差項  $\varepsilon_i$  服從指數分配且可以配適直線型參數的條件時距的動態過程，如下所示：

$$\psi_i = \omega + \sum_{j=1}^p \alpha_j x_{i-j} + \sum_{j=1}^q \beta_j \psi_{i-j} \quad (3)$$

其中， $\omega$ 、 $\alpha_j$  與  $\beta_j$  為待估參數。因為將期望時距表示為與時距的  $p$  階落後期以及期望時距的  $q$  階落後期有關，因此稱做 ACD ( $p, q$ ) 模型。另外，在現有的相關文獻下，我們將其他常見之 ACD 族模型的結構與特性，整理於文後之附錄當中。

另外，針對條件平均時距函數型態的錯誤性認定檢定 (misspecification test)，Hong and Lee (2003) 建構了 ACD 模型的診斷性檢定法，可以檢定 ACD 模型是否存在錯誤性認定的問題。Meitz and Teräsvirta (2006) 則針對條件平均時距的可加性 (additively) 與可乘性 (multiplicatively) 提出檢定的方法<sup>3</sup>。若研究的目的是要模型化並檢視微結構效果，Bauwens and Giot (2000) 主張亦可納入其他額外之經濟變數於模型中，協助分析與討論。Fernandes and Grammig (2006) 延續 Hentschel (1995) 建構非對稱 GARCH 族模型的方法，藉由對條件時距行程方程式，進行 Box-Cox 轉換，提出擴增型 (augment) 的 ACD 族模型<sup>4</sup>。擴增型 ACD 模型可以表示如下：

<sup>3</sup> Meitz and Teräsvirta (2006) 的可加性檢定是將原始之條件時距方程式設定為  $x_i = (\psi_i + \varphi_i)\varepsilon_i$ ，檢定是否  $\varphi_i = 0$ 。另外，可乘性檢定則是將原始之條件時距方程式設定為  $x_i = (\psi_i \varphi_i)\varepsilon_i$ ，檢定是否  $\varphi_i = 1$ 。

<sup>4</sup> 由 Engle and Russell (1998) 的實證結果發現，當交易時距過長或過短時，原始 ACD 模型容易發生過度預測 (overpredict) 的問題。

$$\frac{\psi_i^\lambda - 1}{\lambda} = \omega_* + \alpha_* \psi_{i-1}^\lambda [|\varepsilon_{i-1} - b| - c(\varepsilon_{i-1} - b)]^\nu + \beta \frac{\psi_{i-1}^\lambda}{\lambda} \quad (4)$$

其中， $\lambda$  代表形狀 (shape) 參數且  $\lambda \geq 0$ ， $b$  為平移參數，且  $c$  為旋轉參數。

在實際操作上，可以將(4)式簡化為(5)式，

$$\psi_i^\lambda = \omega + \alpha \psi_{i-1}^\lambda [|\varepsilon_{i-1} - b| - c(\varepsilon_{i-1} - b)]^\nu + \beta \psi_{i-1}^\lambda \quad (5)$$

其中， $\omega = \lambda\omega_* - \beta + 1$ ， $\alpha = \lambda\alpha_*$ 。(5)式中可以將 $[|\varepsilon_{i-1} - b| - c(\varepsilon_{i-1} - b)]^\nu$  視做誤差項的衝擊反應函數，並藉由 $b$ 與 $c$ 不同參數估計在衝擊反應函數之平移與旋轉的表現，可以顯現衝擊反應的不對稱性特質<sup>5</sup>。廣義來說，Engle and Russell (1998) 原始之ACD模型，以及Bauwens and Giot (2000) 的對數化ACD模型，皆為擴增型ACD模型的特例。

Dufour and Engle (2000) 將原始Engle and Russell (1998) 的ACD模型轉換後，並加入若干限制條件，可得到Box-Cox ACD及非對稱的對數ACD模型。Dufour and Engle (2000) 認為在估計ACD模型參數時，條件平均時距的函數式以及條件時距密度函數，需要適當予以假設。實證結果顯示若將條件平均時距設定為非線性的函數形式，在短期下能夠改進樣本外的預測能力。

至於ACD模型的其他應用方面，謝佩吟 (民95) 以匯率及大盤指數發生巨大波動時點做為市場發生極端金融波動之代理變數，並應用Engle and Russell (1998) 所發展的ACD模型用來預測未來可能發生金融危機的時間點。Chou (2005) 建立的CARR模型，其模型形式與ACD模型相同，主要差別在於CARR模型是探討變幅行程，有別於原始ACD模型是探討交易時距行程。但是因為CARR與ACD模型結構相同，而且變幅與交易時距變數皆需滿足正數之條件。因此，兩模型在計量與統計性質的討論方面，有許多相近之處，僅在其經濟意義的解釋方面有所不同。Fernandes and Grammig (2006) 提出擴增型ACD族模型為高階動差建立其充分的限制條件，如在擴增型ACD族模型上限制時距過程為嚴格定態 (strict stationarity)、幾何遍歷性 (geometric ergodicity) 及  $\beta$ -mixing 呈指數遞減的特性 ( $\beta$ -mixing property with exponential decay)。藉由時距過程中的幕次項 (power)  $\lambda$  來導出動差的遞迴關係及自我共變數函數。Fernandes and Grammig (2006) 亦採用IBM的價格時距資料來進行模型配適分析，實證結果發現過去文獻所提出的模型未能在IBM股票的交易資料上得到良好的配適結果，也因此使擴增型ACD族模型更具有存在的價值。

### 3. 資料分析與實證結果

台灣集中市場之股票交易存在股價升降單位之限制，在2005年3月1日以後，每一股價升降

<sup>5</sup> 可以將參數  $b$  稱為平移參數，而將參數  $c$  稱為旋轉參數。



單位的幅度大小在不同價格區間內皆進行減縮，此政策實施的目的在於降低交易成本並提高交易之流動性。為避免價格變化皆頻繁出現於人為所規範股價升降單位的變動範圍內其所記錄的時距資料，底下的時距分析，我們將調整交易時距為價格時距以進行其實證分析。本節前半部分，我們說明價格時距的界定以及其相關屬性。又因為日內資料存在開盤與收盤時段交易較熱絡，以及正午時段較不熱絡的現象。因此，本節後半部分根據Engle and Russell (1998) 建議之三次方條狀 (cubic spline) 函數來調整日內價格時距資料出現週期性的現象。

### 3.1 原始價格時距基本分析

研究期間從2005年3月1日至2005年3月底為止，除休市外，每日的交易時間為上午9點到下午1點30分。資料來源為台灣證券交易所。至於一般投資人所認知之開盤與收盤時之交易較活絡的開收盤效應以及正午時段交易較不活絡之日內週期性效應，本研究亦藉由三次方條狀函數來進行妥適的調整。本文主要探討之時距為價格時距。所謂價格時距的界定是交易累積價格變動達到某一定幅度所經過的時間。本文利用實際的持續價格累積變動時間來衡量交易的資訊內涵，以消除因制度的限制所帶來原始交易時距較小且較集中的現象。為後續分析方便起見，我們暫時將累積變動幅度設定為0.1元。因此，扣除休市等非交易天數，共蒐集23天之逐筆交易資訊。股票集中市場交易代號為2303的聯電公司，該公司股本大且股東人數眾多，因此我們選擇聯電公司股票交易行為來當做台灣上市公司的代表，應該具有一般性<sup>6</sup>。研究期間中，聯電公司日內最大漲幅發生在3月31日，幅度為2.69%，最大跌幅發生在3月22日，幅度為-3.42%。並沒有發生任何盤中漲停或跌停的現象，因此，在實證過程中，無需將漲跌停發生時的這部分交易資料進行特別的處理。聯電公司股票交易之敘述統計量整理如表2所示。

由表2可知，原始價格時距的平均數為1,154.8秒，表示價格累計變動0.1元平均所需花費的時間約19分鐘。標準差為1,476.6秒，表示價格時距資料頗為離散。其最小值與最大值分別為26.2秒及10,018秒<sup>7</sup>，兩者之間差距幅度頗大。另由偏態係數與峰態係數明顯可知該資料分配圖形為一右偏之高狹峰。由價格時距資料各不同階次之自我相關統計值可知，時距變數資料存在自我相關現象，值得配適ACD模型，來進行更深入的探討與分析。表2最右一行代表將價格時距資料進行日內週期性調整後其價格時距之敘述統計量，而本研究後續將簡稱此調整後之價格時距為轉換價格時距（此週期性調整方法將於後面內容說明）。為了對價格時距資料的基本屬性有不同

<sup>6</sup> 台灣股票市場交易受漲跌幅機制之規範，進行價格時距分析時，宜考慮其造成的影響或者必須知道存在這樣的研究限制。若取樣的交易樣本出現盤中漲跌或跌停的現象，這部分的資料，應該予以刪除。感謝審查委員的建議。

<sup>7</sup> 最大值將近 2.78 小時，交易時距標準差也高達 24 分鐘左右，與經常進出股市交易之投資人直覺不甚一致。這部分與 NYSE 截然不同。

表2 聯電公司價格時距之敘述統計

聯電 2005年3月	原始價格時距 (秒)	轉換價格時距 (秒)
樣本數	262	262
平均數	1154.800	0.997
標準差	1476.618	1.131
中位數	583.415	0.596
最小值	26.230	0.026
最大值	10018	8.860
偏態係數	2.540	2.529
峰態係數	11.615	13.263
第N階自我相關		
N=1	0.776	0.497
N=6	0.901	0.495
N=12	0.975	0.893
N=24	0.649	0.773
N=36	0.865	0.909

說明：1. 研究期間為2005年3月1日至3月31日。

2. 轉換價格時距為原始價格時距經週期性調整後之時距資料。

面向的了解，我們將價格時距資料以每500秒為一單位，將其分佈圖繪製於圖2。由圖2可發現有大部分價格時距變數資料皆落在2000秒以內，其中又以500秒以內次數為最多。

另外，若針對每日實際交易時段（上午9點到下午1點30分），進一步以每15分鐘為一單位劃分，則可將每日的交易時間同步劃分為18個交易時區。我們計算每一交易時區內之平均價格時距，接著將價格時距之日內走勢繪於圖3，橫軸為時間，縱軸為平均價格時距。

從圖3可觀察到，在剛開盤時區（上午9點至9點30分）及接近收盤時區（下午1點至1點30分）時間內，價格累積變動達0.1元所需時間皆明顯較短，其平均花費時間分別為1,000秒以內。亦即表示在此二時區內市場的交易相對較為活絡，價格變動呈現較快速的變化。此圖形符合股票市場每日開盤與收盤時之交易量會明顯較大的定性觀察，而此時造成價格變化的速度也比較快。然而，在上午9點30分到10點30分這段期間內，價格變動達0.1元所需之時間明顯較為緩慢，可能的理由是投資人在這段期間內對於投資動作是偏向較為觀望的態度。

除此之外，底下進一步將價格時距資料以天為單位，並依照週一至週五予以劃分，其價格累積變動達0.1元之次數如下表3所示。

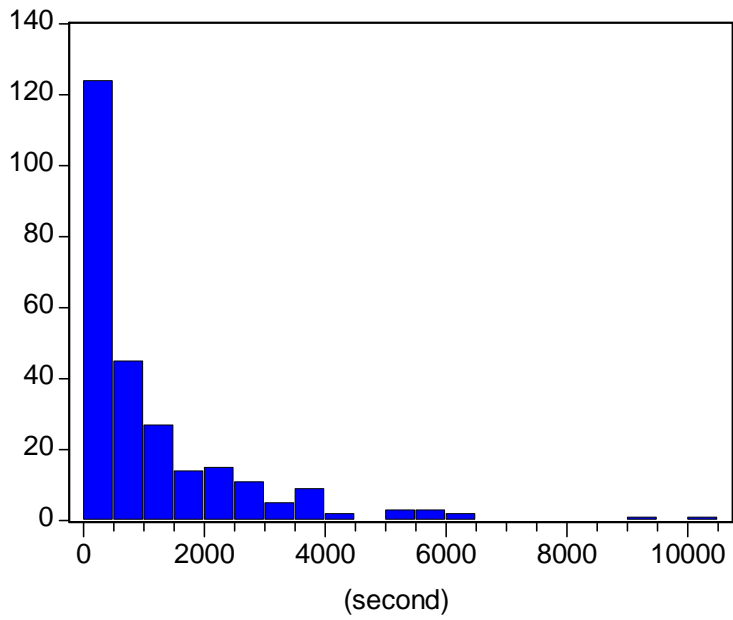


圖 2 聯電價格時距之次數 (y 軸) 分佈圖

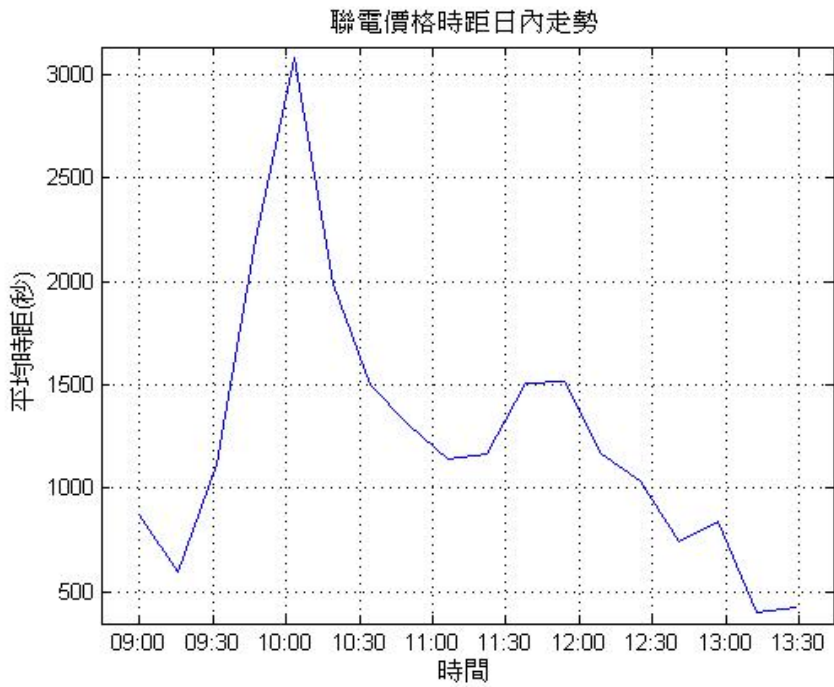


圖 3 聯電價格時距日內走勢圖

表3 聯電價格累積變動達0.1元之次數（以天為單位）

		聯電價格累計變動達0.1元之次數
週	一	23
週	二	76
週	三	69
週	四	61
週	五	33

由表3可知，樣本期間內週一與週五的價格累計變動達0.1元之樣本數明顯的較週二、週三及週四來的少，平均而言，只有23筆與33筆資料。樣本觀察值個數最少的週一與樣本觀察值最多的週二，兩者之間樣本數差距超過3倍。此種結果隱含週一及週五之交易頻率明顯較為和緩。一般而言，較少的交易量通常會導致價格波動變化較和緩且較不劇烈，因往往較不易使價格累積變動達到本研究設定的價差標準（0.1元），而此現象由圖4更是可以清楚得知。我們將週一至週五之價格時距日內走勢繪製於圖4。

圖4左上方代表週一之價格時距日內走勢。由此圖可以發現價格累積變動達0.1元時只出現在正午時段及下午1點左右，而在本研究之樣本期間，週一上午的價格變動皆未達我們設定之價格累積變動標準。相對的，在週五（圖中左下方）價格累積變動達0.1元之情形大多出現在上午盤以前，合理的解釋是一週內之交易資訊，隱含週一開盤後至中午前以及週五午盤過後之交易行為，明顯與其他交易時間不同。而這樣的現象似乎同步對應於投資學實務上所說的週末效應（weekend effect）。週末效應指的是週末和週一期間之報酬會比一週內其他交易日的報酬來得低。一般文獻認為形成週末效應的原因以及可能的解釋是來自於衡量誤差或是因政府機構大都於週五收盤後公佈一些較不利做多的消息，導致隔週星期一出現負報酬。由價格時距的變化情形，也可以支持這樣的市場觀察。

### 3.2 價格時距資料的週期性調整

超高頻率資料通常存在有日內週期性現象，也就是說日內交易時距資料分布型態將會呈現倒“U”型走勢。一般而言每日交易時距分布往往在開盤與收盤時較為熱絡，這部分由前面整理之交易時距敘述統計量可以得知。相對的在中午期間的交易時距平均較長，顯示此期間的交易頻率較低。台灣個別股票交易時距的情形，並沒有因為在漲跌停限制條件下，而與IBM等股票的表現有所不同。這樣的現象在Engle and Russell (1998) 和Giot (2000) 中稱為日內的週期性效應，簡稱日曆效應。Wood *et al.* (1985) 和Harris (1986) 亦指出股票交易在接近開盤及收盤的期間，其買進賣出的交易活動會較活絡，亦表示這段期間內流入的訊息往往較會影響到交易的進行。事實上，在開盤和收盤附近，投資人的交易會較積極，這個現象是因為在剛開盤時，有些投資人

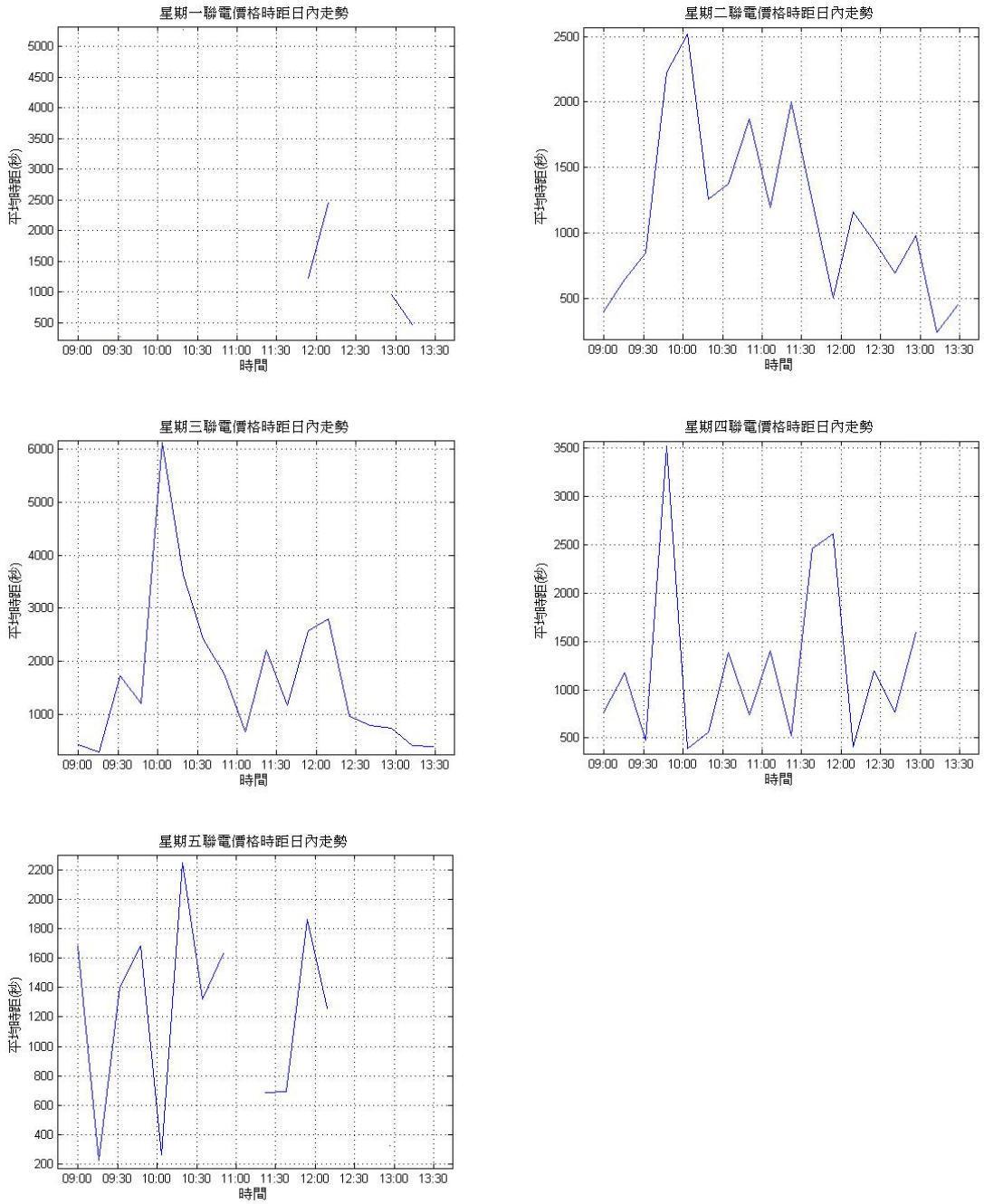


圖4 以日為單位之價格時距日內走勢

會為了反應昨日收盤後到今日開盤前所獲取，但未能即時反應的訊息；而在收盤時，有些投資人對收盤後的情境無法完全掌控，而有事前買進或賣出的佈局動作。加上台灣股市交易的主力有八成以上為散戶，這些投資人往往較無法擁有資訊優勢 (informed)，較不易判斷訊息的正確性，而這些干擾因子將影響價格時距的反應。因此有必要進行價格時距的週期性調整。

為了降低開盤與收盤時段因投資人的預期或干擾而可能造成探討價格時距行程的偏誤，因此本研究亦採用Engle and Russell (1998) 的週期性調整方法針對價格時距資料進行調整。首先，將一日之交易時間以每30分鐘為一單位進行切割，即上午9點至9點30分為一時段、9點30分至10點為另一時段，直到下午1點至1點30分為止。根據上述程序則每日共可區分為九個交易時段，並計算該時段內之平均價格時距。因此，進一步假設日內週期性調整因子 $\phi(t_i)$ 可藉由三次方條狀法予以近似估計，如(6)式所示：

$$\phi(t_i) = \sum_{j=1}^k I_j [c_j + d_{1j}(t_i - k_j) + d_{2j}(t_i - k_j)^2 + d_{3j}(t_i - k_j)^3] \quad (6)$$

其中， $I_j$  為第  $j$  個時段之指標變數 (indicator)。

亦即若  $k_j \leq t_i < k_{j+1}$  時，則令  $I_j = 1$ ；其它情況下， $I_j = 0$ ；另外， $c_j$  為第  $j$  個時段之平均價格時距； $d_{1j}$ 、 $d_{2j}$ 、 $d_{3j}$  為待估參數； $t_i$  為第  $i$  筆資料發生之標準化累計時間； $k_j$  為第  $j$  個設定時點之標準化累計時間。

藉由三次方條狀法的調整，我們可以得到日內週期性調整因子，並將原始之價格時距分別除以日內週期性調整因子，如(7)式所示：

$$\bar{x}_i = \frac{x_i}{\phi(t_i)} \quad (7)$$

其中， $\bar{x}_i$  為調整日內效應後之價格時距，即轉換價格時距；而  $x_i$  代表原始之價格時距。

藉由週期性調整，能將原有資料結構排除週期性的問題。回溯表3之轉換價格時距敘述性統計量中，我們可以發現價格時距資料結構在沒有經過週期性調整下，原始價格時距的平均數和變異數之間有很大的差異。但經過週期性的調整後，它們兩者之間的差異有了明顯的縮小。此外，轉換價格時距資料的分佈仍為一右偏高狹峰。運用三次方條狀法進行週期性調整，可以有效避免價格時距存在週期性的問題，因為進行週期性調整可以將價格時距的長短加以修正，以考慮其波動受外在干擾因子影響的部分。因此價格時距的波動將不再呈現僅在開、收盤時反應較為劇烈的情形。

後續本文配適ACD模型之實證部分即採用調整後之價格時距資料 (轉換價格時距)，來進行最適參數估計及各種擴增型ACD族模型的配適檢定。

## 4. ACD模型配適以及模型設定檢定 (specification test)

底下說明聯電公司之市場價格時距資料配適ACD模型後的適用程度。為方便說明起見，依序分成兩部分加以說明。第一部分主要針對對稱型ACD族模型下的參數估計。第二部分則針對非對稱ACD族模型的配適效果加以討論。

### 4.1 對稱型ACD模型

對稱型 ACD 模型，大致可以包括 SLACD、LACD I、LACD II、BCACD 及 PACD 等結構。我們將進行參數估計、條件時距嚴格定態檢定以及模型配適檢定。

進行實際資料配適之前，需注意的是雖然 Engle and Russell (1998) 針對模型誤差項分配的假設主要是採用指數分配及韋伯分配，然而 Lunde (1999)、Bauwens and Giot (2000) 和 Zhang et al.(2001)皆指出若將誤差項分配函數設定為 Burr 或一般化伽瑪 (generalized gamma) 分配時，雖然結構較為複雜，但在實證資料配適方面的效果較佳。因此，後續實證分析是暫時假設 ACD 族模型誤差項  $\varepsilon_i$  服從 Burr 分配之下來進行。

Burr分配的機率密度函數可表示為(8)式與(9)式。誤差項之條件密度函數如下：

$$f_B(\varepsilon_i; \theta_B) = \frac{\kappa \cdot \xi_{B,1}^{1-\kappa} \cdot \varepsilon_i^{\kappa-1}}{\left(1 + \gamma \cdot \xi_{B,1}^{-\kappa} \cdot \varepsilon_i^{\kappa}\right)^{1+1/\gamma}} \quad (8)$$

其中， $\theta_B$  代表與 Burr 函數有關的母體表徵數，且  $\kappa > \gamma > 0$ 。而  $\xi_{B,m}$  代表 Burr 機率密度函數的第 m 階動差。

表4列出五個對稱型ACD族模型之最適參數估計值、最大對數概似估計值、AIC、SBIC、Ljung-Box Q統計量、殘差最大自我相關係數以及D-test之P值。從表5可觀察到Burr分配中的 $\kappa$ 和 $\gamma$ 參數無論在任何模型中均呈現統計上的一致性。Burr分配中 $\kappa$ 參數之最大值與最小值分別為1.229與1.172，而 $\gamma$ 參數之最大值與最小值則分別為0.372與0.287。

因為  $\hat{\kappa} \geq 1$  與  $\hat{\gamma} > 0$ ，此參數估計隱含著基本危險函數 (hazard function) 是非單調的 (non-monotonic)。此外，由  $\hat{\kappa}/\hat{\gamma} \in [3.150, 4.282]$  亦可觀察出最多存在四個有限動差。而各類ACD模型估計參數  $\omega$ 、 $\alpha$  及  $\beta$  之加總值也皆小於1，且  $\beta$  估計值皆明顯較大且顯著異於零。此種現象亦與Engle and Russell (1998) 所提出之交易時距呈現自我相關的推論一致。

另一個有趣的發現是LACD I 模型之對數概似估計值相較於線性SLACD模型、LACD II 模型、BCACD模型與PACD模型來得小。但是線性SLACD模型與LACD I模型之估計參數由直覺上來觀察並無明顯之差異。LACD II 模型與BCACD模型之各參數估計值也皆為顯著。在BCACD模型中其參數之 $\nu$ 估計值為2.065，且顯著的異於0與1。此亦代表BCACD模型與LACD I 模型 (令

表 4 擴增型 ACD 族價格時距參數估計值與其殘差檢定值

	SLACD	LACD I	LACD II	BCACD	PACD
$\omega$	0.208 (0.182)	0.054 (0.061)	0.187 *** (0.015)	0.105 *** (0.020)	0.183 (0.206)
$\alpha$	-0.292 (0.194)	-0.018 (0.019)	-0.358 *** (0.051)	-0.232 *** (0.074)	-0.268 (0.172)
$\beta$	1.020 *** (0.015)	0.960 *** (0.028)	0.933 *** (0.001)	0.948 *** (0.003)	1.020 *** (0.021)
$\nu$				2.065 *** (0.504)	
$\lambda$					0.927 ** (0.427)
$\kappa$	1.172 *** (0.079)	1.176 *** (0.065)	1.221 *** (0.017)	1.229 *** (0.018)	1.177 *** (0.077)
$\gamma$	0.287 ** (0.132)	0.345 ** (0.138)	0.372 *** (0.096)	0.339 *** (0.102)	0.297 ** (0.140)
LLF	-245.999	-254.440	-243.590	-245.714	-246.033
AIC	-2.997	-0.599	-2.272	-2.256	-2.915
SBIC	-2.929	-0.531	-2.204	-2.174	-2.833
Q(10)	0.561	0.709	0.609	0.504	0.573
Q(20)	0.643	0.848	0.653	0.623	0.656
MAX ACF	0.108	0.109	0.120	0.102	0.109
D-test	0.614	0.070	0.346	0.340	0.593

說明：1. 括號內之值為標準差。

2. LLF為最大對數概似估計值；AIC為Akaike information criterion值；SBIC為Schwartz Bayesian information criterion。
3. Q(n)為落後階次為n階之Ljung-Box Q統計量的P值；MAX ACF為殘差項落後20階之之最大自我相關係數；D-test檢定所呈現的結果為P值。
4. \*\*\*與\*\*分別表示在1%與5%顯著水準下，拒絕虛無假說。

$\nu \rightarrow 0$ ) 及LACD II 模型 (令  $\nu \rightarrow 1$ ) 是存在差異性的。在表5最後一行的PACD模型中其參數  $\lambda$  之估計值為0.927，且顯著異於零，此亦顯示PACD模型與LACD I (令  $\lambda \rightarrow 0$ ) 模型存在顯著差異。PACD模型中其參數  $\lambda$  之估計值為0.927，雖然接近1但仍不為1，此亦顯示PACD模型與線性SLACD模型 (令  $\lambda=1$ ) 之差異處，而線性SLACD模型之最大對數概似估計值也稍大於PACD模型之下的最大對數概似估計值。



根據表4之對數概似函數估計值可知，在對稱型ACD模型當中係以LACD II之模型概似估計(-243.59)為最大，而以LACD I模型之對數概似估計值(-254.44)為最小。而在AIC值則以線性SLACD模型之-2.997為最小，但以LACD I模型之值-0.599為最大。在SBIC值相同的也以線性SLACD模型之-2.929為最小，而LACD I模型之-0.531為最大。根據上述，由概似估計、AIC值與SBIC值之結果可發現，在對稱型ACD模型族當中，以LACD II模型與線性SLACD模型的配適效果較佳，但以LACD I模型之配適效果則較不理想。另外，從表5亦可以觀察出，無論在任何模型中Ljung and Box (1978)的Q統計值皆不顯著，顯示殘差落後項行程不存在自我相關性，符合計量模型之殘差項需滿足白噪音 (white noise) 的條件。而所有對稱型ACD模型中的D-test值皆不顯著，其中最小值出現在LACD I模型為0.070。此實證結果亦顯示本研究將殘差項假設為Burr分配是適當的設定。

## 4.2 非對稱型ACD模型

底下則進一步針對非對稱型 ACD 族模型的配適結果，整理說明於表 5。包括 EXACD、A-ACD、A-PACD、A-LACD 以及 AUACD 進行模型參數估計及模型配適檢定。

本研究將各種非對稱型ACD模型之最適參數估計值與模型配適檢定值彙整於下表5。從表5可觀察到Burr分配中的 $\kappa$ 和 $\gamma$ 估計參數無論在任何非對稱型ACD族模型中，均呈現顯著異於零的現象。Burr分配中 $\kappa$ 參數之最大值與最小值分別為1.209與1.167，而 $\gamma$ 參數之最大值與最小值則分別為0.362與0.258。因為 $\hat{\kappa} \geq 1$ 與 $\hat{\gamma} > 0$ ，所以此參數估計值亦隱含著基本危險函數是非單調的。此外，由 $\hat{\kappa}/\hat{\gamma} \in [3.224, 4.686]$ 亦可觀察出最多存在四個有限動差。而各類ACD模型參數 $\omega$ 、 $\alpha$ 及 $\beta$ 之估計加總值亦皆小於1，同時 $\beta$ 值皆明顯較大且顯著異於零。此種現象亦顯示價格時距呈現明顯的自我相關。

在表5中的EXACD模型主要是Dufour and Engle (2000) 提出的一種非對稱型ACD模型。亦即EXACD模型等同於將對稱型對數ACD模型中之參數 $b$ 設定為1之下，所衍生而成的結構。

A-ACD模型中的 $b$ 與 $c$ 參數估計值皆顯著異於零，代表A-ACD模型與線性SLACD模型確實有所區隔，而其最大對數概似函數估計值也較線性SLACD模型配適下來得大。其中A-ACD模型之 $c$ 參數估計值更是大於1。

首先，雖然A-LACD模型中的參數 $b$ 估計值並不接近1，但在本研究中卻發現A-LACD模型與EXACD模型兩者之最大對數概似估計值仍然相當接近。其次，在A-PACD模型中的參數估計 $c$ 雖然為0.422，但其P值並未能滿足統計上的顯著性。亦代表其衝擊反應函數並無明顯的旋轉效果存在。相較於PACD模型的最大對數概似估計值，A-PACD模型並沒有因為加入了非對稱效果而增加其最大對數概似函數的估計值。

表 5 擴增型 ACD 族價格時距參數估計值與殘差檢定值

	EXACD	A-ACD	A-LACD	A-PACD	AUACD
$\omega$	-0.022 (0.043)	0.209*** (0.000)	0.038 (0.082)	0.029*** (0.000)	0.086*** (0.000)
$\alpha$	-0.343 (0.249)	-0.286*** (0.001)	-0.104 (0.127)	0.160*** (0.003)	0.310*** (0.001)
$\beta$	0.953*** (0.014)	1.020*** (0.000)	0.955*** (0.024)	0.819*** (0.051)	0.697*** (0.023)
$b$		0.019*** (0.000)	0.596*** (0.194)	-0.230*** (0.058)	-0.060*** (0.007)
$c$	1.363*** (0.272)	1.915*** (0.002)	1.943 (2.290)	0.422 (0.394)	1.779** (0.797)
$v$					0.294*** (0.132)
$\lambda$				0.053 (0.336)	0.401*** (0.051)
$\kappa$	1.209*** (0.034)	1.172*** (0.014)	1.237*** (0.057)	1.149*** (0.040)	1.167*** (0.045)
$\gamma$	0.362*** (0.099)	0.272*** (0.153)	0.358*** (0.115)	0.258*** (0.070)	0.304*** (0.070)
LLF	-248.007	-239.519	-248.040	-259.961	-269.638
AIC	-2.353	-3.397	-1.588	-3.176	-3.023
SBIC	-2.272	-3.302	-1.492	-3.067	-2.900
Q(10)	0.503	0.371	0.451	0.457	0.132
Q(20)	0.587	0.337	0.576	0.634	0.318
MAX ACF	0.109	0.124	0.103	0.076	0.096
D-test	0.360	0.652	0.194	0.678	0.671

說明：1.括號內之值為標準差。

2. LLF為最大對數概似估計值；AIC為Akaike information criterion值；SBIC為Schwartz Bayesian information criterion。
3. Q(n)為落後階次為n階之Ljung-Box Q統計量的P值；MAX ACF為殘差項落後20階的之最大自我相關係數；D-test檢定所呈現的結果為P值。
4. \*\*\*與\*\*分別表示在1%與5%顯著水準下，拒絕虛無假設。

AUACD模型中的對數概似估計值為-269.638，是所有模型當中的最小值。實證結果雖未能顯示ACD模型在納入了非對稱效果後將會增加其最大對數概似估計值之論點，但在觀察AUACD

模型中的參數估計值 $\lambda$ 及 $\nu$ 後，發現 $\lambda$ 值與 $\nu$ 值有所不同，代表AUACD模型與A-PACD模型( $\lambda=\nu$ )確實存在差異。但AUACD模型雖然解除了 $\lambda=\nu$ 的限制條件，其最大對數概似估計值也未能隨著模型經過兩次Box-Cox轉換( $\lambda \neq \nu$ )而提高。最後，AUACD模型之 $\lambda$ 值估計值顯著異於零，此種結果也與若使 $\lambda$ 值趨近於零的條件限制下，將會使模型轉化為對數型態的ACD模型有了明顯地對比。

在非對稱型ACD模型當中以A-ACD模型之對數概似估計值-239.519為最大。而在AIC值方面則以A-ACD模型之值-3.397為最小，但以A-LACD模型之值-1.588為最大。同樣的，在SBIC值方面也以A-ACD模型之值-3.302為最小，而以A-LACD模型之值-1.492為最大。根據上述，由概似估計值、AIC值及SBIC值之結果可發現，在非對稱型ACD模型當中以A-ACD模型之配適效果較佳，但AUACD模型與A-LACD模型之配適效果則較差。進一步的從表5可以觀察出，無論在任何模型中，其Ljung-Box Q統計值也皆不顯著。此代表殘差落後項不存在自我相關性，亦即符合殘差項具白噪音的條件。而所有非對稱型ACD模型中的D-test值也皆為不顯著，其中最小值出現在A-LACD模型為0.194。此結果亦顯示本研究將殘差項分配假設為Burr函數符合計量的要求。

針對擴增型ACD族模型而言，所有模型之 $\beta$ 值皆顯著異於0，而參數估計 $\omega$ 、 $\alpha$ 及 $\beta$ 之加總值也明顯小於1，且各模型中的Burr分配 $\kappa$ 和 $\gamma$ 參數估計值也相當穩定。此穩定性可由 $\kappa$ 參數之最大值與最小值分別為1.237與1.149且 $\gamma$ 參數之最大值與最小值分別為0.372與0.258可觀察而得。在所有模型中以A-ACD模型之最大對數概似估計值為最大，另外以AUACD模型之最大對數概似估計值為最小。若就AIC的評判法則而言，我們可發現在A-ACD模型、A-PACD模型及AUACD模型中皆小於-3，而最大AIC值則出現在LACDI模型。此類似結果也發生在SBIC值，但AUACD模型之SBIC值則改變為-2.9。而Ljung-Box Q值在擴增型ACD族中皆為不顯著。D-test值其最大值出現在A-PACD模型為0.678，LACDI模型之D-test值卻只有0.070。但是無論在任何模型中，其D-test值皆為不顯著。此結果再次支持將殘差項假設服從為Burr函數是合理的設定。有趣的是，此現象對照於AIC值、SBIC值及最大概似估計值後發現其極端值也恰巧出現在LACDI模型與A-ACD模型當中。整體而言，在擴增型ACD族中以A-ACD模型之配適效果為最佳。這樣的實證結果也印證了一般人認為的非對稱性一致。

## 5. 結論

一般對金融市場交易資料的分析，大多採用固定時距下記錄資料並加以配適適當的計量模型。然而，若能針對不規則的交易時距變數進行分析，直觀而言，可以有不同而且有用的資訊被萃取。Engle and Russell (1998) 首先提出利用不規則時間區間來發展出ACD模型，隨後也迅速使ACD模型在財務應用上被熱烈的討論。

在Fernandes and Grammig (2006) 規範的擴增型ACD族模型之下，我們配適台灣的聯電公司交易記錄來進行ACD模型的適合性分析。聯電公司為世界級之晶圓代工公司，針對台灣股票市場而言，具有代表性。加上台灣股票集中市場之交易方式，如本文所述，確實明顯不同於NYSE等美國證券交易所，但交易的活絡程度與其他國際證券市場相比，毫不遜色。而且散戶眾多的交易型態，也別具特殊性。因此，針對台灣股票集中市場搭配聯電公司交易記錄資料，進行深入之ACD族模型探討，特別有其意義與重要性。擴增型ACD族主要是藉由Box-Cox轉換及考慮不對稱的衝擊反應函數來建構出各種ACD族模型。其中納入不對稱衝擊反應的目的乃基於Engle and Russell (1998) 發現線性SLACD模型對於極端的時距會產生過度預測的現象。

由聯電公司之價格時距的實證結果發現時距資料的確存在自我相關性。除此之外，時距資料存在明顯的日曆效應，必須要透過週期性調整來消除日曆效應的影響。計量方法上我們將時距資料依照一周內之星期劃分，發現週一及週五之價格時距變動明顯較不劇烈，顯示在這兩天之交易情形相較於其他交易日相對較為不熱絡，此情形特別是在週一上午與週五下午盤更是明顯。另外，各模型配適能力評比方面，以A-ACD模型之對數概似估計值、AIC值及SBIC值表現為最佳，顯示A-ACD模型較適合聯電公司價格時距資料。

最後，ACD族模型可應用到其他不同之財務議題進行討論。若進一步結合成交量、交易價格、買賣報價等變數，則可以更深入了解市場的基本運作機制。後續ACD族模型或許可以考慮更多經濟變數，應該可以協助證券交易所控管交易機制的正常運作與永續發展。

## 附錄 A：

針對原始 Engle and Russell (1998) ACD 模型，若假設誤差項( $\varepsilon_i$ )變數服從指數 (exponential) 分配，則可以稱為 EACD 模型。另外，若假設誤差項( $\varepsilon_i$ )服從韋伯 (Weibull) 分配，則可以將模型簡稱為 WACD 模型。亦即 ACD 模型的其他結構式可以視實際資料的特性，並配合誤差項( $\varepsilon_i$ )的分配函數型態，進一步加以決定與選擇。其次，針對擴增型 ACD 模型而言，結構式可以表示成：

$$\frac{\psi_i^\lambda - 1}{\lambda} = \omega_* + \alpha_* \psi_{i-1}^\lambda [|\varepsilon_{i-1} - b| - c(\varepsilon_{i-1} - b)]^\nu + \beta \frac{\psi_{i-1}^\lambda}{\lambda}$$

其中， $\lambda$  代表形狀 (shape) 參數且  $\lambda \geq 0$ ， $b$  為平移參數，且  $c$  為旋轉參數。若使  $b = c = 0$  且  $\lambda = \nu = 1$ ，則擴增型 ACD 模型可以簡化成原始之 ACD 模型結構。因此，若進一步針對擴增型 ACD 模型之參數 (例如： $b$  與  $c$ ) 以及幕次 (power) 變數  $\lambda$  與  $\nu$  加以規範，另外對於時距變數或條件時距變數是否有對數化之需要，則可以建構出不同之 ACD 族模型。我們將 ACD 族模型在不同條件限制下其所對應的條件時距結構方程式整理於表 A，這部分的資料整理，主要參考 Bauwens and Giot (2000) 以及 Fernandes and Grammig (2006)。

表 A 擴增型 ACD 族模型之各種形式

非對稱型 (Asymmetric) ACD 模型	
擴增 ACD 模型的一般式	$\psi_i^\lambda = \omega + \alpha\psi_{i-1}^\lambda \left[  \varepsilon_{i-1} - b  + c(\varepsilon_{i-1} - b) \right]^\nu + \beta\psi_{i-1}^\lambda$
(Augmented ACD, AUACD)	
非對稱冪次型 ACD 模型	$\psi_i^\lambda = \omega + \alpha\psi_{i-1}^\lambda \left[  \varepsilon_{i-1} - b  + c(\varepsilon_{i-1} - b) \right]^\lambda + \beta\psi_{i-1}^\lambda$
(Asymmetric Power ACD, A-PACD, 假設條件 $\lambda = \nu$ )	
非對稱 ACD 模型	$\psi_i = \omega + \alpha\psi_{i-1} \left[  \varepsilon_{i-1} - b  + c(\varepsilon_{i-1} - b) \right] + \beta\psi_{i-1}$
(Asymmetric ACD, A-ACD, 假設條件 $\lambda = \nu = 1$ )	
非對稱對數 ACD 模型	$\log \psi_i = \omega + \alpha \left[  \varepsilon_{i-1} - b  + c(\varepsilon_{i-1} - b) \right] + \beta \log \psi_{i-1}$
(Asymmetric Logarithmic ACD, A-LACD, 假設條件 $\lambda \rightarrow 0$ 且 $\nu = 1$ )	
非對稱指數 ACD 模型	$\log \psi_i = \omega + \alpha \left[  \varepsilon_{i-1} - 1  + c(\varepsilon_{i-1} - 1) \right] + \beta \log \psi_{i-1}$
Dufour and Engle (2000) (Exponential ACD, EXACD, 假設 $\lambda \rightarrow 0$ 且 $\nu = 1, b = 1$ )	
對稱型 ACD 模型	
Box-Cox ACD 之一般式	$\log \psi_i = \omega + \alpha\varepsilon_{i-1}^\nu + \beta \log \psi_{i-1}$
(Box-Cox ACD, BCACD, 假設 $\lambda \rightarrow 0$ 且 $b=c=0$ )	
第一型對數化 ACD 模型	$\log \psi_i = \omega + \alpha \log \chi_{i-1} + \beta \log \psi_{i-1}$
(Logarithmic ACD type I, LACD I, 假設 $\lambda, \nu \rightarrow 0$ 且 $b=c=0$ )	
第二型對數 ACD 模型	$\log \psi_i = \omega + \alpha\varepsilon_{i-1} + \beta \log \psi_{i-1}$
(Logarithmic ACD type II, LACD II, 假設 $\lambda \rightarrow 0$ 且 $\nu=1, b=c=0$ )	
冪次 ACD 模型	$\psi_i^\lambda = \omega + \alpha x_{i-1}^\lambda + \beta \psi_{i-1}^\lambda$
(Power ACD, PACD, 假設 $\lambda = \nu$ 且 $b=c=0$ )	
簡單線性 ACD 模型	$\psi_i = \omega + \alpha x_{i-1} + \beta \psi_{i-1}$
(Simple Linear ACD, SLACD, 假設 $\lambda = \nu = 1$ 且 $b=c=0$ )	

經過 Box-Cox 轉換後的擴增 ACD 模型，簡稱 AUACD 模型。擴增型 ACD 族模型之下，若令  $\lambda = \nu$ ，則可得到非對稱的冪次 ACD 模型，簡稱 A-PACD 模型。另外，若令  $\lambda = \nu = 1$ ，則可簡化為非對稱 ACD 模型，簡稱 A-ACD 模型。若令  $\lambda \rightarrow 0$  且  $\nu = 1$ ，則可轉換成非對稱對數 ACD 模型，簡稱 A-LACD 模型。除此之外，Dufour and Engle (2000) 所提出之非對稱對數 ACD 模型，其形式等同於在前述非對稱對數 ACD 模型中，加入參數  $b$  等於 1 的條件。Dufour and Engle (2000) 稱此種形式之模型結構為 Exponential ACD 模型。然而，Engle and Russell (1998) 針對誤差項函數的不同分配予以區別。當誤差項函數服從指數 (Exponential) 分配時，稱為 EACD。為了與 Engle and Russell (1998) 有所區別，本研究將 Dufour and Engle (2000) 模型稱為 EXACD 模型。

另一方面，若令  $\lambda \rightarrow 0$  且  $b=c=0$ ，所得到的 Box-Cox ACD 模型，簡稱 BCACD 模型。根據 Fernandes and Grammig (2006) 的歸納，若進一步限制  $\lambda, \nu \rightarrow 0$  且  $b=c=0$ ，則可得到第一型對數 ACD 模型，簡稱 LACD I 模型。若令  $\lambda \rightarrow 0$  且  $\nu=1, b=c=0$ ，則可得到第二型之對數 ACD 模型，簡稱 LACD II 模型。最後，若令  $\lambda=\nu$  且  $b=c=0$ ，則可得到冪次 ACD 模型，簡稱 PACD 模型。若令  $\lambda=\nu=1$  且  $b=c=0$ ，則可得到簡單線性 ACD 模型，簡稱 SLACD 模型。

分析不同條件下的  $b$ 、 $c$ 、及  $\nu$  值對擴增型 ACD 族之衝擊反應函數表現，則有助於進一步了解期望時距行程。考慮不同  $\varepsilon_i$  之下，對衝擊反應函數的影響，這部分的分析類似敏感度分析或者是比較靜態分析，可以參考圖 A。 $\varepsilon_i$  是模型的干擾項，為一隨機變數，我們可以在忽略其真正機率分配函數的情況下，分析其在某些特定數值之下對衝擊反應函數的影響。例如：由圖 A 之左上小圖可以觀察到只有當  $b=1$  且  $c=0$  的條件下，衝擊反應函數圖形會以衝擊 (shocks)  $\varepsilon_i = 1$

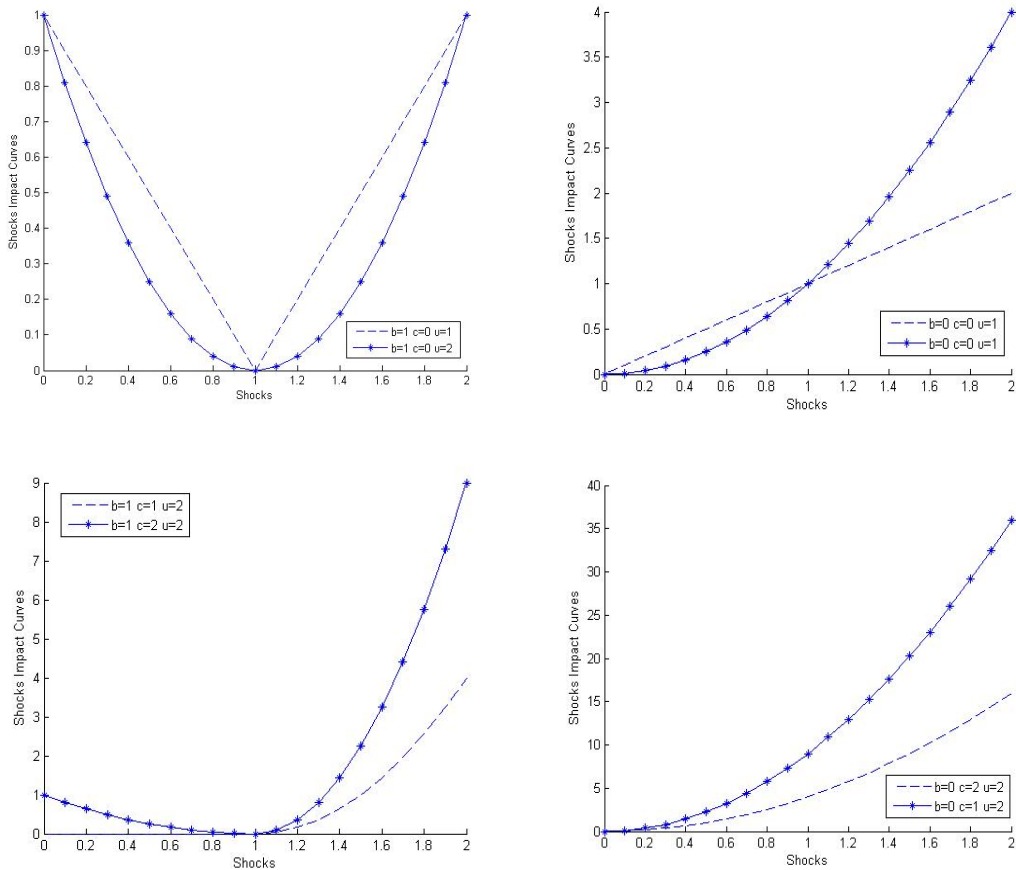


圖 A 擴增型 ACD 模型下，誤差項衝擊反應函數的可能情形

為中點形成對稱圖形。當  $b=1$  且  $c=1$  的條件下，衝擊反應函數圖形受到參數  $c$  的影響使得整個圖形呈現逆時鐘方向旋轉（左下小圖），如此一來便將原本  $b=1$  且  $c=0$  的圖形對稱效果給移除了。上述兩結果都因為  $b=1$  的限制下使得圖形與橫軸交匯於衝擊  $\varepsilon_i = 1$  點。當將參數設定為  $b=0$  時圖形則會與橫軸交匯於衝擊  $\varepsilon_i = 0$  點，圖形此時也不再具有對稱的效果。參數  $\nu$  的設定並不會影響到圖形的對稱性與否以及圖形與橫軸的交會點位置。 $\nu$  值的改變只會影響圖形彎曲的程度。當  $\nu \leq 1$  時，衝擊反應函數為一凹函數；當  $\nu \geq 1$  時，衝擊反應函數則為一凸函數。因此，歸納上述各種結果，可以初步推論參數  $b$  與  $c$ ，可以協助決定衝擊反應函數是否具對稱性的關鍵因素。具體而言，衝擊反應函數只有當  $b=1$  且  $c=0$  的條件下，才具有對稱性；反之，衝擊反應函數皆將反應出非對稱性，亦即對大小衝擊有不同的反應程度，其中  $\varepsilon_i > 1$  為大衝擊， $\varepsilon_i < 1$  則為小衝擊。

## 參考文獻

謝佩吟，「探討極端金融波動發生時距之研究-以 ACD 模型為研究方法」，國立交通大學經營管理研究所未出版碩士論文，民國 95 年。

Bauwens, L. and Giot, P., "The Logarithmic ACD Model: An Application to the Bid-Ask Quote Process of Three NYSE Stocks," *Annales d'Economie et de Statistique*, Vol. 60, 2000, pp. 117-150.

Bollerslev, T., "Modeling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model," *Review of Economics and Statistics*, Vol. 72, 1990, pp. 498-505.

Bollerslev, T., Engle, R. F., and Wooldridge, J. M., "A Capital Asset Pricing Model with Time Varying Covariances," *Journal of Political Economy*, Vol. 96, 1988, pp. 116-131.

Brandt, M. W. and Jones, C. S., "Volatility Forecasting with Range-Based EGARCH Models," *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 24, No. 4, 2006, pp. 470-486.

Chou, R., "Forecasting Financial Volatilities with Extreme Values: The Conditional Autoregressive Range (CARR) Model," *Journal of Money Credit and Banking*, Vol. 37, 2005, pp. 561-582.

Dufour, A. and Engle, R. F., "The ACD Model: Predictability of the Time between Consecutive Trades," Working Paper, University of Reading and University of California, San Diego, 2000.

Engle, R. F., "The Econometrics of Ultra-High-Frequency Data," *Econometrica*, Vol. 68, 2000, pp.1-22.

Engle, R. F., "Dynamic Conditional Correlation -- A Simple Class of Multivariate GARCH Models," *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 20, 2002, pp. 339-350.

Engle, R. F. and Kroner, F. K., "Multivariate Simultaneous Generalized ARCH," *Econometric Theory*,

- Vol. 11, 1995, pp. 122–150.
- Engle, R. F. and Russell, J. R., “Autoregressive Conditional Duration: A New Model for Irregularly-Spaced Transaction Data,” *Econometrica*, Vol. 66, 1998, pp. 1127-1162.
- Fernandes, M. and Grammig, J., “A Family of Autoregressive Conditional Duration Models,” *Journal of Econometrics*, Vol. 127, 2006, pp. 1-23.
- Giot, P., “Time Transformations, Intraday Data and Volatility Models,” *Journal of Computational Finance*, Vol. 4, 2000, pp. 31-62.
- Harris, L., “A Transaction Data Study of Weekly and Intradaily Patterns in Stocks Returns,” *Journal of Financial Economics*, Vol. 16, 1986, pp. 99-117.
- Hentschel, L., “All in the Family: Nesting Symmetric and Asymmetric GARCH Models,” *Journal of Financial Economics*, Vol. 39, 1995, pp. 71-104.
- Hong, Y. and Lee, T. H., “Diagnostic Checking for the Adequacy of Nonlinear Time Series Models,” *Econometric Theory*, Vol. 19, 2003, pp. 1065-1121.
- Ljung, G. M. and Box, G. E. P., “On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models,” *Biometrika*, Vol. 65, 1978, pp. 297-303.
- Lunde, A., “A Generalized Gamma Autoregressive Conditional Duration Model,” Working Paper, Aalborg University, 1999.
- Meitz, M. and Teräsvirta, T., “Evaluating Models of Autoregressive Conditional Duration,” *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 24, 2006, pp. 104-124.
- Parkinson, M., “The Extreme Value Method for Estimating the Variance of the Rate of Return,” *Journal of Business*, Vol. 53, 1980, pp. 61-65.
- Wood, R. A., McInish, T. H., and Ord, J. K., “An Investigation of Transactions Data for NYSE Stocks,” *Journal of Finance*, Vol. 40, 1985, pp. 723-739.
- Zhang, M. Y., Russell, J. R., and Tsay, R. S., “A Nonlinear Autoregressive Conditional Duration Model with Applications to Financial Transaction Data,” *Journal of Econometrics*, Vol. 104, 2001, pp. 179-207.