NTU Management Review
Vol. 32 No. 1 Apr. 2022, 1-44
DOI:10.6226/NTUMR.202204_32(1).0001

Extracting Liquidity Risk Factors by Credit Default Swap Quotation and Corporate Bond Yield: An Experimental Investigation

透過信用違約交換報價與公司債殖利率萃取流動性風險因子之探討

Chung-Ying Yeh, Department of Finance, National Chung-Hsing University
葉宗穎 / 國立中興大學財務金融系

Ren-Raw Chen, Graduate School of Business Administration, Fordham University, U.S.A.
陳仁遶 / 美國佛罕大學管理學院

Bing-Huei Lin, Department of Finance, National Chung-Hsing University
林丙輝 / 國立中興大學財務金融系

Shih-Kuo Yeh, Department of Finance, National Chung-Hsing University
葉仕國 / 國立中興大學財務金融系

Received 2020/9, Final revision received 2021/8

Abstract

This paper employs two kinds of data. One is Credit Default Swap (CDS) market quotations in the United States; the other is the corporate bond yield data matched with related CDS market quotations. We estimate the hazard rates of the one-factor squared root process designed for credit risk model with an unscented Kalman filter on two different sets of data. We conduct principal components analysis of the CDS premiums across different reference entities. Then, we conduct the regression tests of the first principal component on two kinds of hazard rates estimated and subsequently, we extract two liquidity factors by calculating the residuals of each regression equation. Empirical examination indicates that the liquidity risk factors estimated in this paper can be good proxies for liquidity risk. We discover that the liquidity risk factor extracted from CDS market quotations combined with corporate bond yield rates has more goodness of fit than the other factor extracted purely from CDS market quotations. It is demonstrated that the liquidity factor extracted from CDS market quotations combined with corporate bond yield rates is more significantly related to interest rate measures than the one extracted from pure CDS market quotations. The results are still the same even after we add in some macroeconomic variables as control variables. Therefore, we conclude that the liquidity factor extracted from CDS market quotations combined with corporate bond yield rates may be a better alternative.

【Keywords】credit default swap, corporate bond yield, liquidity risk, Kalman filter

領域主編：黃泓人教授

摘 要

本研究選取兩種資料：單純的美國信用違約交換市場買賣報價資料；另外就是結合美國信用違約交換買賣報價資料與相關公司債殖利率的資料。透過無損卡爾曼濾波估計法，在平方根隨機過程的信用風險模型設定下，我們估計出兩種違約因子。之後，再將信用違約交換資料進行主成分分析，然後用第一主成分與兩種違約因子進行迴歸，而萃取出兩個新流動性風險因子。經過實證分析結果得知：這兩個新流動性風險因子確實為可作為流動性風險代理變數，但是結合信用違約交換報價與債券殖利率所求算出來的新流動性因子，其解釋能力比單純透過信用違約交換報價所萃取出來的新流動性風險因子高。本研究也發現：透過信用違約交換資料及公司債殖利率資料兩者聯合估計之新流動性風險因子對市場利率的解釋能力，比單純透過信用違約交換報價所萃取出來的新流動性風險因子要來得高；即使在加入總體經濟因素當作控制變數以後，結果仍然一樣，顯示透過聯合估計新流動性風險因子將是較好之選項。

【關鍵字】信用違約交換、公司債殖利率、流動性風險、卡爾曼濾波

壹、前言

傳統上，公司債市場的流動性不大，所以其殖利率往往涵蓋著相當大的流動性溢酬，例如：Huang and Huang (2012) 認為公司債殖利率之中約 30% 左右乃是用來補償信用風險，剩下的則是補償流動性風險和租稅因素，該研究也引起世人對於「涵蓋信用風險之金融工具其價格究竟是否也包含了流動性風險因素在內」的興趣。

隨著信用違約交換 (Credit Default Swap; CDS) 在 2000 年之後的急遽成長，甚至於 2008 年金融海嘯後，信用風險相關議題更是備受矚目（劉啟群與吳思蓉，2020），此一衍生性金融商品也受到市場高度的重視，且在風險管理上的相關議題也掀起廣泛的討論（林士貴、莊明哲與方東杰，2021）。基本上，CDS 是由信用保護的買方支付費用給賣方，以換取某一固定期間的信用保護，如果保護期間發生任何的違約事件，賣方將支付買方違約損失的金額，其概念等同於保險。買方支付的費用如同保險費，而發生違約事件時，賣方支付給買方的金額就如同保險的理賠金。買方每年應支付賣方的保險費乃根據一個特定費率來計算，這費率便叫做信用違約交換利差 (CDS spread)，或叫做信用違約交換保費 (CDS premium)。本文為避免讀者將信用違約交換利差與公司債殖利率利差混淆，以下將用英文 CDS premium 來統一指稱「信用違約交換的買賣雙方所收受的保費費率」。

基本上，若購入公司債再買進 CDS 的信用保險，理論上將等同於購入無信用風險的公債，所以 CDS 可做為衡量純粹信用風險的工具。Longstaff, Mithal, and Neis (2005) 便進行這類的研究，他們認為 CDS 契約本身的特性在於只進行信用保護費用差價的支付，所以相對於公司債而言，交易大規模名目本金的 CDS 契約是相當容易，也因此 CDS premium 比較不受流動性風險的影響。但越來越多的研究證據顯示，CDS premium 也包含了流動性風險。例如從 Chen, Fabozzi, and Sverdlove (2010) 透過 Creditex 的 CDS 資料庫所做的研究中，可發現 CDS 報價中有很高的買賣價差 (Bid-offer Spread)，平均的買賣價差約為中價的 30%；Lin, Sanger, and Booth (1995) 的研究則顯示股票之買賣價差只有 0.6% ～ 2.1%；Ronen and Zhou (2013) 更發現投資級的公司債市場之買賣價差只有 0.3% ～ 2%。可見股票、公司債與 CDS 三者之間以 CDS 之買賣價差為最高，因此許多研究便想針對 CDS 的價格資訊是否含有信用風險以外的訂價因子如流動性風險或稅務因素等進行探討。

雖然 CDS premium 大小往往也受到交易對手風險 (Counter Party Risk) 的影響，然而 Arora, Gandhi, and Longstaff (2012) 認為交易對手風險雖然是 CDS 的訂價要素之一，但影響甚微，在他們的研究中發現對手信用風險價差要上升 645 基點 (Basis Point) 才會導致 CDS premium 下降 1 個基點。由於全球金融危機之後，全球的 CDS 交易皆要求交易對手要提存擔保品，因此交易對手風險大幅下降，所以影響 CDS

premium 的因素除信用風險外大概便是流動性風險[1]。

過去文獻有相當多討論 CDS 的研究，Augustin, Subrahmanyam, Tang, and Wang (2014) 曾將 CDS 相關的研究做了相當詳細的回顧與整理。早期有不少論文探討並比較 CDS premium 與公司債的殖利率利差 (Yield Spread) 之間差異。主要是因為隨著 CDS 市場興起後，學者認為 CDS premium 代表著純粹的信用風險價差，所以比模型所設算的信用風險價差更具代表性，因此不少研究乃探討 CDS premium 與公司債殖利率的利差間的關係。例如：Ericsson, Reneby, and Wang (2015) 以 CDS premium 校準 3 個結構式信用風險模型之參數，再去定價公司債的殖利率利差，發現公司債的殖利率利差顯著高於 CDS premium。Hull, Predescu, and White (2004) 發現公司債的殖利率利差超出 CDS premium 比例達 17% 以上，但他們認為這是由於國庫券利率與隱含無風險利率 (Implied Risk Free Rate) 差異所致。

Zhu (2006) 與 Blanco, Brennan, and Marsh (2005) 認為 CDS premium 與公司債殖利率利差在理論上的關係維持的很好，兩者若有差異，則 CDS premium 可作為價格發現者。另有一些論文則是探討 CDS 與結構式信用風險模型間的關係，由於 CDS premium 比公司債的利差更能代表公司的信用風險，所以在檢驗信用風險模型是比較好的標的。例如 : Berndt, Douglas, Duffie, and Ferguson (2018) 比較 CDS premium 所隱含的信用風險與 KMV 模型 (Kealhofer Merton Vasicek Model) 所代表的真實信用風險，發現兩者差異頗大且是隨時間變動。Bai and Wu (2016) 則以結構式模型來檢驗公司基本面特性是否能解釋 CDS premium 的程度到底有多大。該論文也把貝氏 (Bayesian) 估計法加入到結構式模型的估計，而呈現動態估計的特色。

但有些學者並不認為 CDS premium 可以作為衡量公司純粹信用風險的工具，理由在於既然 CDS 在市場上交易，自然也會附帶著市場上金融工具所具備的其他風險。Aunon-Nerin, Cossin, Hricko, and Huang (2002) 就用信用評等、公司大小、負債多寡以及股價變動等因子對 CDS premium 做迴歸分析，結果發現信用評等以外的因子也會顯著，此為第一篇探討「決定 CDS premium 有哪些因素」的研究。之後 Ericsson, Jacobs, and Oviedo (2009) 也作了類似研究，發現負債多寡、波動性以及利率對 CDS premium 也都有解釋能力。

Chen, Cheng, and Wu (2005) 則是第一篇探討 CDS 流動性風險之研究，透過縮減式模型來探討流動性溢酬的期限結構，發現流動性風險在 CDS 一樣被定價，但他們的資料並沒有買賣價差資訊，所以必須用價格變動的頻率來逼近流動性。Tang

1 也有論文提及回復率 (Recovery Rate) 的變化也可能會影響 CDS premium，但 Jankowitsch, Nagler, and Subrahmanyam (2014) 認為回復率變動與倒閉風險的動態變化很難一起判定，所以此一觀點並無結論性的看法，因此大部分的研究皆忽略回復率對 CDS premium 的影響。

and Yan (2007) 則用 Credit Trades 的 CDS 資料庫來探討 CDS 的流動性風險問題，結果發現流動性風險因素非常顯著。Bühler and Trapp (2009) 用縮減式模型外加流動性風險因素來處理 CDS premium 和公司債利差，結果發現兩者的信用風險價差相同，但流動性溢酬有差異，特別是高信用風險之公司，在公司債價格中較不具流動性，但在 CDS 中卻較具流動性。Bongaerts, De Jong, and Driessen (2011) 乃是以 CDS premium 買賣價差作為 CDS 流動性之代表，透過資產定價模型來概括 CDS 的流動性風險以及預期流動性，發現 CDS 之流動性顯著地影響 CDS premium。從以上這些研究可以發現 CDS 之流動性因素皆相當顯著，所以 CDS 價格資訊不純粹代表信用風險。此外，Irresberger , Weiß, Gabrysch, and Gabrysch (2018) 則認為流動性風險分配的極端風險 (Tail Risk) 是決定 CDS premium 的關鍵因素。

立於前人的發現，Chen et al. (2010) 乃嘗試探討如果 CDS premium 買賣價差如此顯著，那麼對公司流動性風險真正的意涵為何？ CDS 的流動性溢酬又如何來影響公司債的流動性溢酬之估計？該文用二因子模型來估計 CDS 的流動性溢酬，結果發現流動性溢酬佔整個 CDS 的買賣價差相當顯著的一大部份，而且發現流動性風險大小與信用風險呈現正相關，但流動性風險溢酬卻與信用風險無關。基本上 CDS 乃屬於金融交換產品，所以其 premium 乃代表信用風險的純粹量化，所以 CDS 小小的價差轉成公司債的價差便很大，這是因為 CDS premium 乃定期支付，經一定時間累積成對信用風險的保障，Chen et al. (2010) 即發現兩種價差可相差高達 13 倍以上。

Qiu and Yu (2012) 以 CDS 合約中同一個參考標的有多少家報價廠商 (Dealer) 進行報價之資訊作為市場深度的替代變數，認為越大流動性的 CDS 市場會有更多的報價廠商進行報價，所以會使 CDS premium 的買賣價差下降。其研究結果顯示 CDS 契約報價廠商越多，其對應的 CDS premium 買賣價差顯著下降，表示流動性上升。Junge and Trolle (2015) 則將個別流動性風險定義為個別 CDS 報酬與整體市場流動性之共變性，並透過某種因素定價模型進行檢驗，結果發現流動性風險顯著被定價。

近來，CDS 相關研究逐漸發展到共同基金的應用，例如：Aragon, Li and Qian (2019) 探討全球金融風暴期間，公司債共同基金援用 CDS 來管理投資組合信用風險時，可能面對的對手 (Counter Party) 信用風險以及流動性風險供應問題。Jiang, Ou, and Zhu (2021) 則分析共同基金如何透過 CDS 作為投資組合的管理工具，進而改善投資組合的流動性、收益和風險。此外，Mateev (2019) 探討 CDS 波動性與股票市場間的連動關係，透過特定的計量方法，可以發現 CDS 能比股價率先反映市場的變動訊息，也就是 CDS 市場能領先股票市場反應訊息的出現。

再者，如果整個 CDS premium 有一部份是流動性溢酬，那麼誰會支付此一流

動性溢酬？基本上，風險承擔者（買方）需要補償，所以在公司債市場中，公司債買方會付較低價，即賣方需支付流動性溢酬給買方。但在 CDS 中，則是信用保護的賣方承擔風險且須煩惱如何轉移風險，所以賣方會擔心 CDS 之流動性風險，因此在 CDS 中，買方需支付流動性溢酬給賣方。然而，迄今儘管 CDS 研究相當多，但對於流動性風險之探討仍相當有限，也很少研究比較或整合 CDS 裏面的流動性溢酬與公司債利差裏面的流動性溢酬。

前引 Chen et al. (2010) 是第一篇整合 CDS premium 與公司債利差的流動性之研究，該研究用縮減式模型便可透過 CDS 所估出的流動性溢酬來量化公司債殖利率之中的流動性風險。後續的 Kim (2017) 研究則透過實證分析了 CDS 及公司債兩者間流動性風險的差別及影響，透過比較 CDS 及公司債買賣利差間關係發現：公司債市場流動性普遍較弱，而 CDS premium 在反應信用風險上則來得比較快。此研究透過信用評等做分組且利用不同的檢定方法實證出在大部分的評等下，CDS 及公司債券市場隱含的流動性皆具有顯著性。

Lovreta (2016) 則分析 CDS 的供需不平衡對於 CDS premium 的變動影響，發現 CDS premium 除了受到信用風險影響外，也受到流動性風險的影響，並發現 CDS 價格變動與基本面無關。Silva, Vieira, and Vieira (2016) 則探討歐盟對主權 (Sovereign) CDS 買賣限制實施後，相關市場的 CDS 流動性風險變化的狀況。

然而 Chen et al. (2010) 的研究仍有一些缺點，首先是實證方法較為簡略，只用了迴歸式對縮減式模型做相關估計，其次是資料期間過短、資料來源僅 2000 年 2 月至 2003 年 4 月之 Creditex 資料庫。由於只有 3 年左右的資料，以致觀察值過少，加上數據缺失 (Missing Data) 過多，所以被迫採用特殊的線性內插方式，使用差補的方式來得到必要的 CDS premium、買價或賣價，但此方法將會產生特定期間內，賣價低於買價的矛盾現象（此乃因為 CDS 的報價資訊數據缺失過多，常出現只有買價而沒有賣價，或只有成交價，而沒有買賣價的現象）。

有鑑於此，本研究改取得較完整的 GFI CDS 資料庫（期間超過 13 年），並改以無損卡爾曼濾波[2] (Unscented Kalman Filter) 方法處理數據缺失的問題，並結合最大概似估計法 (Maximum Likelihood Estimation) 進行參數的估計，希望透過較完整的資料以及更嚴謹的方法來針對 CDS 的流動性風險進行更深入的研究，也期望能提供一個更直接的方法來檢驗 CDS 的流動性風險；希冀對 CDS premium 與公司債殖利率之流動性溢酬之間的關聯能產生更新的看法。

2 傳統的 Kalman Filter 適合處理線性的狀態空間 (State Space) 模型，本研究實證模型乃屬非線性的狀態空間模型，較適合用 Unscented Kalman Filter 來處理。

再者，除了 Chen et al. (2010) 之外，Lin, Liu, and Wu (2011) 也針對 CDS premium 與公司債殖利率之間的流動性風險進行探討。本研究與此論文的差異在於該論文將流動性因子獨立設為一個隨機過程，而本研究則是將流動性因子設定成 CDS premium 中違約因子無法解釋的部分。該論文的理論架構或許較為精確，但進行實證研究會牽涉較多估計上的問題，例如 : 該論文使用 GMM (Generalized Method of Moments) 計量方法來進行模型估計，也就是將變數透過參數來估計，如此只能對流動性因子以估計出的參數來呈現，而無法進行動態的調整。申言之，GMM 方法通常在機率分配未知的情況下，會是個蠻好用的工具。不過用 GMM 方法所得的估計值往往較缺乏效率 (Less Efficient) 且有較大的標準誤 (Standard Error)。本研究則是以卡爾曼濾波 (Kalman Filter) 以及主成分分析 (Principle Component Analysis) 進行實證研究，可配合資料透過實證方法動態更新或調整流動性因子的估計過程，從而得到更有效率的估計值。此外，一般在文獻上也認為 Kalman Filter 方式所產生的估計值會比 GMM 方法有較高的檢定力 (Power)。

綜上，本研究選取美國 CDS premium 買賣報價與公司債殖利率做為估計違約因子的輸入變數，在平方根隨機過程 (Squared Root Process) 的信用風險模型設定下，將上述兩項資料透過無損卡爾曼濾波與最大概似法估計出兩種違約因子，並比較兩種違約因子間的差異。詳言之，根據 Chen et al. (2010) 對 CDS 流動性風險之作法，乃是將資料以不同信用評等分組進而估計其流動性風險差異，本研究亦遵循這樣的做法，亦是透過各信用評等的 CDS premium 資料進行主成分分析 (Principal Component Analysis)。再將主成分分析提取出的含雜訊之風險因子作為應變數，透過本研究估計出的兩種違約因子作為自變數來進行迴歸分析，把迴歸萃取過後的殘差做為新流動性風險因子，再以實證檢驗來研判此新流動性風險因子是否為一個良好的流動性風險代理變數。

亦即，本研究透過兩種新流動性風險因子與 CDS premium 買賣價差以及公司債交易量這些代表傳統流動性風險之衡量的資訊進行相關分析，並比較不同新流動性風險因子的模型配適能力是否有差距，藉此顯示哪一種方式所估計出來的新流動性風險因子會是較合理之方式。

本研究也檢驗兩種新流動性因子對市場利率變數的聯結程度，透過實證的探討來判斷哪一種方式所估計出來的新流動性風險因子對市場利率較有解釋能力。結果發現：透過 CDS 資料及公司債殖利率資料聯合估計之新流動性風險因子對市場利率的解釋能力，比單純透過 CDS 報價所萃取出來的新流動性風險因子要來得高，且即使在加入總體經濟因素當作控制變數以後，兩者的關聯性差距依舊相似，因此顯示透過 CDS 資料及公司債殖利率資料聯合估計所產生之新流動性風險因子，將是較好之選項。

最後，林丙輝、張森林與葉仕國 (2016，2017) 在其回顧與展望有關國內衍生性金融商品相關文獻的論文便提及，過去衍生性金融商品的運用研究在信用風險管理領域獲得了相當豐碩的成果，所以目前國外新發展的研究慢慢將視野放在流動性風險上面。但是從這兩篇文獻所回顧的諸多論文可看到，雖然國內已有各自針對 CDS 或流動性風險的研究出現，但探討 CDS 的流動性風險衡量仍相當罕見，所以本研究在國內屬於先驅型的研究課題。

本研究透過嚴謹的計量方法，並藉由充分且可靠的美國 CDS premium 與公司債殖利率資料萃取新的流動性風險因子，在 CDS 流動性風險探討的相關領域上皆屬創舉。我們期盼能對此一新研究課題提供更值得信賴的研究發現，並以此作為本研究的貢獻之所在。在本文第二部分將介紹如何以無損卡爾曼濾波並結合最大概似估計法的方法，進行違約因子估算以及 CDS premium 報價與公司債殖利率資料的處理與整合。第三部分為實證結果與分析，除了介紹流動性風險因子萃取結果，也探討新流動性風險因子與 CDS premium 買賣價差、公司債交易量的相關分析，並探討哪一種方式所估計出來的新流動性風險因子對市場利率變數較有解釋能力，最後則是結論。

貳、研究方法與資料整合處理

首先介紹本研究如何透過無損卡爾曼濾波的計量方法並結合最大概似估計法，將違約風險因子估計出來，並解決 CDS premium 的報價資訊與公司債殖利率缺失數據過多的問題。另外，由於本研究援用 CDS premium 報價與公司債殖利率等相關資料進行實證，但這兩大類資料來源分屬不同資料庫系統，其公司代號有不同的編碼系統，如何合併這兩個不同資料庫系統也是繁瑣的工作。因此，亦將在本節第二部分說明相關內容。

一、實證模型建構

本研究希望透過實證分析的方式將違約風險與流動性風險分離，因此先使用無損卡爾曼濾波與最大概似估計法的結合來建構實證模型進行違約風險的估算；此方法近年來常使用在計量經濟學中的時間序列資料上，如 Kamga and Wilde (2017) 便使用此模型來分離 CDS 報價中的違約風險與流動性風險。其運算邏輯主要是透過迭代 (Iteration) 的方式，捕捉上個時點狀態的估計值和現在狀態的觀察值，便能估計出當前狀態中更接近真實的數值。另外，卡爾曼濾波可透過觀察值方程式和狀態方程式的關係而利用觀測值的資訊來估計每個時點上那些無法觀察到的狀態變數，進而解決缺失數據的問題。

本研究認為以這樣的方式估計違約因子與流動性風險因子，會比之前 Chen et al. (2010) 透過 CDS premium 買賣價的中間價格直接估算流動性風險因子來的好，如此也能分離 CDS 買賣雙方的流動性溢酬。因為相關研究發現在不同階段的時間序列資料裡，市場狀況不對稱地影響了買賣雙方的違約風險溢酬與流動性風險溢酬，因此本研究在資料處理上是以較創新的方式來分開處理違約因子與流動性風險因子，並進一步延伸做出相關的討論。

本研究希望能依此方法估計出 CDS premium 報價與公司債殖利率中的違約因子，使其更接近公司真實的違約狀態，再將相同時間序列的 CDS 買賣價差以主成分分析 (Principal Components Analysis) 的方式估計出各信用評等 CDS 報價資訊中的共同風險因子。由於買賣價差大小傳統上可用來衡量流動性風險，因此該共同風險因子可視為是其中一種流動性溢酬的代理變數。然而這個共同因子並不純粹，可能含有其他雜訊，如違約風險等。因此本研究希望能將透過無損卡爾曼濾波與最大概似估計法所得到的違約因子當成自變數，而透過主成分分析出來的共同因子則為應變數，再藉由簡單迴歸萃取出殘差的時間序列，並對其做更深入的研究，試圖證明這樣萃取出來的因子可以成為更好的流動性風險代理變數。以下說明估計違約因子時所要使用的無損卡爾曼濾波與最大概似法模型。

本研究採用 Chen et al. (2010) 的作法，假設違約率 (Hazard Rate) 符合平方根過程，其方程式表達如下：

$$dh_t = a(b - h_t)dt + \sigma\sqrt{h_t}\, dZ_{ht}\text{，} \tag{1}$$

其中，h_t 代表違約率，

a 代表隨機過程的調整速度，

b 代表違約率的長期平均水準，

σ 代表違約率的波動性 (Volatyility)。

在平方根過程之下，5 年期 CDS premium 公式如下所示：

$$v_{CDS,t} = \frac{(1-w)\int_0^5 P(t)[-dQ(h_t,t)]}{\sum_{j=1}^{5} P(t_j)\, Q(h_t,t_j)}\text{，} \tag{2}$$

其中，$P(t)$ 代表零息無風險債券價格，即折現因子 (Discount Factor) 的概念[3]。$Q(h_t,t) = A(t)\exp(-B(t)\, h_t)$，代表存活機率 (Survival Probability) 的概念，$-dQ(h_t,t)$ 在離散時間概念下可以近似為 $Q(h_s,t-1) - Q(h_s,t)$，代表某一期間

3 為簡化起見，本研究乃假設利率變數為非隨機，因此 $P(t) = 1/(1+r_t)$，r_t 為實證上所挑選的利率變數。若利率變數為隨機，則 $P(t) = E\left[\exp\left(-\int_0^t r_s ds\right)\right]$，其求算必須配合利率變數所設定的隨機過程。

倒閉的機率。

$$A(t)=\left[\frac{2lexp^{(a+l)t/2}}{(a+l)(exp^{lt}-1)+2l}\right]^{2ab/\sigma^2}$$

$$B(t)=\frac{2(exp^{lt}-1)}{(a+l)(exp^{lt}-1)+2l}$$

$$l=\sqrt{a^2+2\sigma_i^2}\text{，}$$

w 代表回復率，即違約後能回收本金之比率。

而 5 年期公司債理論價格公式便會如下所示：

$$v_{Bond,t}=c\sum_{j=1}^{5}P(t_j)\,Q(h_t,t_j)+P(t_5)\,Q(h_5,t_5)$$
$$+w\sum_{j=1}^{5}P(t_j)\,[\,Q(h_s,t_{j-1})-Q(h_s,t_j)\,]\text{，} \tag{3}$$

其中，*c* 代表債息發放率 (Coupon Rate)，
此外，可透過以下公式將公司債殖利率資料則轉換成公司債價格：

$$yield=-\ln\left(\frac{v_{Bond,t}}{100}\right)\text{，} \tag{4}$$

其中，$yield$ 為公司債殖利率，$v_{Bond,t}$ 為公司債價格。

設定好 CDS premium 與公司債理論價格後，便可透過蒐集到的 CDS premium 與公司債價格實際資料，運用卡爾曼濾波進行理論模型的參數估計，其過程乃先設定觀察值與理論價格的關係，如下所示：

$$y_t=h(x_t;\Theta)+e_t\text{，} \tag{5}$$

其中，$y_t=(v_{CDS,t},v_{Bond,t})$ 分別代表 *t* 時的 CDS premium 與公司債實際價格；$h(x_t;\Theta)$代表公司債之理論價格，取決於隱含違約率向量 $x_t=(h_t)$ 與模型參數 $\Theta=(a,b,\sigma)$；衡量誤差 (Measurement Error) e_t 服從 i.i.d. (Independent and Identically Distributed) 的常態分配且平均數為 0，變異數矩陣為 *R*。動態的違約率向

量 x_t 包括系統性與非系統性成分，並假設為自我迴歸模型，其公式如下所示。

$$x_t = A + \Phi x_{t\text{-}1} + \sqrt{G_{t\text{-}1}}\varepsilon_t \text{，} \tag{6}$$

其中，ε_t 為 t 時且符合 i.i.d. 的標準常態隨機向量，$G_{t\text{-}1}$ 為 t 時的共變異數矩陣，透過公式 (5) 和 (6) 便可組成非線性狀態空間模型；Kamga and Wilde (2017) 便曾使用類似的狀態空間模型來檢驗 CDS premium 的違約風險與流動性風險。

上述建構出來的非線性狀態空間模型便適合透過無損卡爾曼濾波進行估算。所謂的無損卡爾曼濾波是由狀態維度的條件平均數與共變異數 x_t 及測量值 y_t 的預測與重新估計所組成，預測產生的 Sigma 點 (Sigma points) 可用來作為 x_t 與 y_t 的預測。$x_{t/t}$ 為事後重新估計的狀態維度，$\Sigma_{xx,t/t}$ 為 t 時在觀察衡量值 y_t 之下的共變異數矩陣，p 為 x_t 中的狀態變數且本研究設為 2，δ 為控制變數。本研究產生一組 $2p + 1$ 的 Sigma 點：

$$\chi_{t+1,0} = x_{t+1/t}$$

$$\chi_{t+1,j} = x_{t+1/t} \pm \sqrt{(p+\delta)\left(\Sigma_{xx,t+1/t}\right)_j},\ j = 1,\cdots,2p \text{ ，} \tag{7}$$

其中，$x_{t+1/t} = A + \Phi x_{t/t}$，$\Sigma_{xx,t+1/t} = \Phi\Sigma_{xx,t/t}\Phi' + G_{t\text{-}1}$

$(A)_j$ 為 j 行的矩陣 A，$x_{t+1/t}$ 與 $\Sigma_{xx,t+1/t}$ 為由標準卡爾曼濾波在狀態維度 x_t 之下，且於 t 時得出的預測值。各 Sigma 點相對應的比重如下：

$$w_0 = \frac{\delta}{P+\delta}\text{，}\ w_j = \frac{1}{2(P+\delta)},\ j = 1,\cdots,2p \text{，} \tag{8}$$

接著使用 Sigma 點預測條件平均值與共變異數，公式如下：

$$y_{t+1/t} = \sum_{i=0}^{2p} w_i h(\chi_{t+1,i};\Theta) \text{ ，} \tag{9}$$

$$\Sigma_{yy,t+1/t} = \sum_{i=0}^{2P} w_i(h(\chi_{t+1,i};\Theta) - y_{t+1/t})\left(h\left(\chi_{t+1,i};\Theta\right) - y_{t+1/t}\right)' + R \text{ ，} \tag{10}$$

$$\Sigma_{xy,t+1/t} = \sum_{i=0}^{2p} w_i(\chi_{t+1,i} - x_{t+1/t})\left(h\left(\chi_{t+1,i};\Theta\right) - y_{t+1/t}\right)' \text{，} \tag{11}$$

在狀態空間的高斯線性結構之下，使用新的觀察值 y_{t+1} 對狀態維度的條件平均值與共變異數進行估算，公式如下：

$$x_{t+1/t+1} = x_{t+1/t} + K_{t+1}\left(y_{t+1} - y_{t+1/t}\right) \text{ ，} \tag{12}$$

$$\Sigma_{xx,t+1/t+1} = \Sigma_{xx,t+1/t} - K_{t+1}\Sigma_{yy,t+1/t}K'_{t+1} \text{，} \tag{13}$$

其中 $K_{t+1} = \Sigma_{xy,t+1/t}\left(\Sigma_{xy,t+1/t}\right)^{-1}$ 為權重值，該濾波方案僅在狀態維度的高斯線性結構之下有效。

上述的過程乃是假設在參數已知的情況下，可以透過 (6) 式，應用卡爾門濾波來估測我們所要的狀態變數。但事實上，參數通常皆是未知，所以仍需要藉由估計的過程而求出。通常的作法乃是假設 y_{t+1} 為常態分配再透過最大概似估計法將模型中的參數估計出來。以下為使用無損卡爾曼濾波結合最大概似估計的步驟，流程的詳細說明則可參閱 Carr and Wu (2016)：

首先，根據方程式 (7) 與 (8)，在給定重新估計狀態維度 $x_{t/t}$ 與共變異數 $\Sigma_{xx,t/t}$ 之下，計算 Sigma 點 $(\chi_{t+1,0},\cdots,\chi_{t+1,2p})'$。

其次，根據方程式 (9) 至 (11)，使用 Sigma 點預測 $y_{t+1/t}$、$\Sigma_{yy,t+1/t}$ 與 $\Sigma_{xy,t+1/t}$ 的條件平均數與條件共變異數。

最後，根據方程式 (12) 與 (13)，使用新觀察值 y_{t+1} 對狀態維度進行重新估計。接著對本研究總樣本資料重複上述步驟。方程式 (5) 與 (6) 提供直接的方法計算對數概似方程式 (Log-likelihood) 如下所示，其中 y_{t+1} 的預測誤差假設為服從常態分配：

$$\sum_{t=1}^{T} l_{t+1}(\Theta) = \sum_{t=1}^{T}\left[-\frac{1}{2}\ln\left|\Sigma_{yy,t+1/t}\right| - \frac{1}{2}\left(y_{t+1}-y_{t+1/t}\right)'\Sigma_{yy,t+1/t}^{-1}\left(y_{t+1}-y_{t+1/t}\right)\right]，\quad (14)$$

若時間序列資料為缺失數據，則可利用下式對濾波隱含變數進行估計：

$$x_{t+1/t+1} = x_{t+1/t}。\quad (15)$$

二、資料處理與整合

本研究主要使用三份不同類型的資料，分別是 CDS premium 資料、公司債殖利率資料與信用評等資料，以下為各種資料的敘述與說明，最後則是介紹各種資料的整合過程。

(一) CDS Premium 資料

本研究從 GFI CDS 資料庫搜集自 2001 年 7 月至 2015 年 10 月個別公司的 CDS 交易資料，希望透過特殊的方法計算出 CDS premium 報價中是否包含流動性風險的因子。這些資料包括了 CDS 標的公司名稱、CDS 標的之類型、交易使用的貨幣類型與當筆報價的買價 (Bid)、賣價 (Offer)、成交價 (Trade)、CDS 的期限與合約到期日、CDS 合約是否有隱含條款以及和條款的種類。

本研究整理出個別公司的 CDS 資料，總計買價之報價資料有 4,135,728 筆，賣價之報價資料有 3,762,940 筆，成交價之報價資料有 3,252,511 筆。其中發現 CDS 的指定幣別中歐元佔了 57.89%，其次才是美元，佔 34.62%，第三是日圓，佔 7.33%，

此三種幣別就佔了所有幣別的 99.84%。另外可以得知 CDS 合約的到期期間主要是 0.5 至 5 年，佔 94.46%，而 5 年到期的合約更佔了 92.88%。

再者，不同的債務重整條件存在於不同的 CDS 合約，根據何殷如 (2012) 的說明，在一個原始且尚未修改過的債務重整版本，係允許「違約風險保護買方」(Protection Buyer) 在任何類型之債務重整狀況發生時，可以交付各種到期日之公司債。但在修改後的債務重整條款 (Modified Restructuring; MR) 下，只允許交付少於 30 個月到期日之公司債。這種情形直到 2009 年前在北美地區仍然存在。由於前述規定限制過多，受到許多輿論之攻擊，因此又推出再次修改的版本 (Modified Modified Restructuring; MMR)，將 30 個月延長至 60 個月，但主要以歐洲較為盛行。

由於本研究之後要與公司債市場連結，因此在資料整合步驟會將研究樣本限制在美元計價、5 年合約期間以及採 MMR 或 MR 為債務重整條件為主的 CDS 資料。根據統計顯示：MMR 債務重整條件之 CDS 合約佔全體比重為 54.66%，MR 合約則佔 14.75%。由圖 1 可以了解歷年 CDS 合約的交易量所占比重與其走勢，在金融海嘯前後，交易量的差異最為明顯。在 2008 年後 CDS 相對交易量巨幅下降，主要是來自金融法規管制日趨嚴格，市場因衍生性金融商品受限制與參與者產生畏懼心理，導致成交量的萎縮。

本研究由 GFI CDS 資料庫取得的 CDS 交易資料為日內資料，總共有 5,099,292 筆資料，由於資料量過於龐大，後續的資料處理會先將日內資料轉換成日資料，日內資料的轉換方式乃是將 CDS 以公司名稱分組，留下同時存在買價與賣價的資料。由於成交價無法確定會出現，所以本研究在日內資料中提取出最小的買價、最大的賣價與當日 CDS 當日收盤前最後一筆報價紀錄中之買價與賣價的平均，分別定義這三種整理後的資料為買價、賣價及平均價。

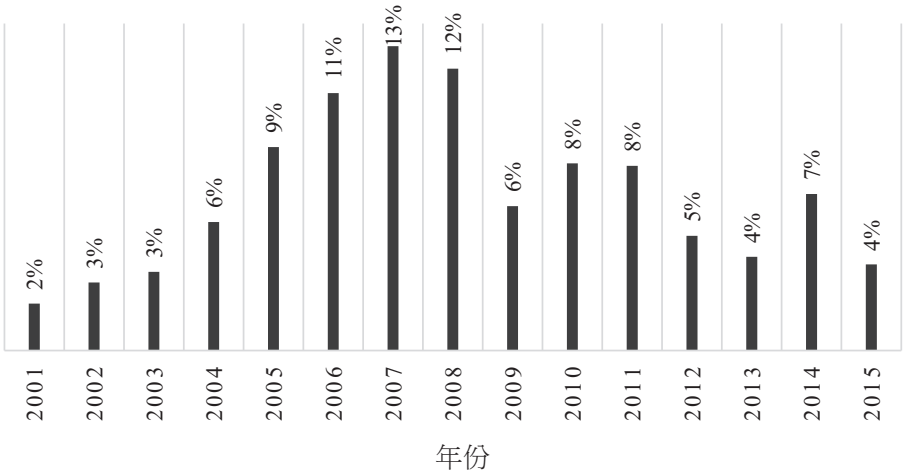

圖 1　歷年 CDS 合約數量相對比重
資料來源：GFI CDS 資料庫

傳統上，市場報價資訊的買賣價差 (Bid Offer Spread) 往往可作為流動性風險的衡量方式。之後分別計算買價和賣價對平均價的差距，得到買價價差（定義為 *BidDiffer*）及賣價價差（定義為 *OfferDiffer*），便可將這兩個價差資料作為原始 CDS 流動性溢酬的代理變數，最終得到的日資料有 818,635 筆資料，涵蓋了 2,937 間公司；為避免讀者誤會，價差計算皆採絕對值。

表 1 顯示 CDS 日交易資料之敘述統計，從這些統計可以明顯看出 CDS premium 日交易資料較為集中，其峰度係數在平均值、買價價差與賣價價差上皆大於 3，為尖峰分配，表示資料分布比常態分布陡峭且集中。而這三項變數的偏態係數皆大於 0 許多，表示資料型式有很明顯的右偏，說明 CDS premium 日資料有較大數量在平均數的左側，分布上可能存在幾筆較大數值的資料，這種離群值的出現可能是來自違約事件的發生。再來比較買價價差與賣價價差，可以發現其平均數、中位數差異不大，由於本研究使用的 CDS 期間多限制在五年期，交易頻率較其他年期的 CDS 來的多，也導致買價與賣價之價差在統計上差距甚小。

表 1　CDS 日資料敘述統計

單位：basis point 峰態、偏態、觀察值除外之變數

變數	平均值	中位數	標準差	峰態	偏態	最大值	最小值	觀察值
MEAN	135.955	79	161.100	75.500	4.818	6300	0	838493
BidDiffer	11.900	5	40.704	5430.555	49.018	6200	0	838493
OfferDiffer	10.909	5	35.923	8041.229	59.543	6700	0	838493

資料來源：GFI CDS 資料庫

(二)公司債資料

透過 WRDS 系統中的 TRACE 資料庫與 Mergent Fixed Income Securities Database (FISD) 資料庫中找出公司債殖利率的交易資料，包含公司債價格、殖益率、公司名稱、到期日，下載的資料頻率為日內資料。為了配合 CDS 資料，本研究將因此將資料期間設定為 2002 年 7 月至 2015 年 10 月，並且刪除公司債殖利率、價格、到期日缺失的樣本，之後再將資料頻率轉換成日資料，轉換方式是留下個別公司債當天最後一筆交易的資料，最後計算每張公司債的到期時間，共涵蓋了 7,338 間公司。

圖 2 為樣本期間內歷年公司債交易次數分配的狀況，可以發現公司債交易次數在 2007、2008 年明顯下降，在這之後則逐年上升。此外，由於樣本期間是從 2002 年 7 月至 2015 年 10 月，是以 2002 及 2015 這兩年收集的資料皆未滿一年，因此這兩年樣本數便較少。

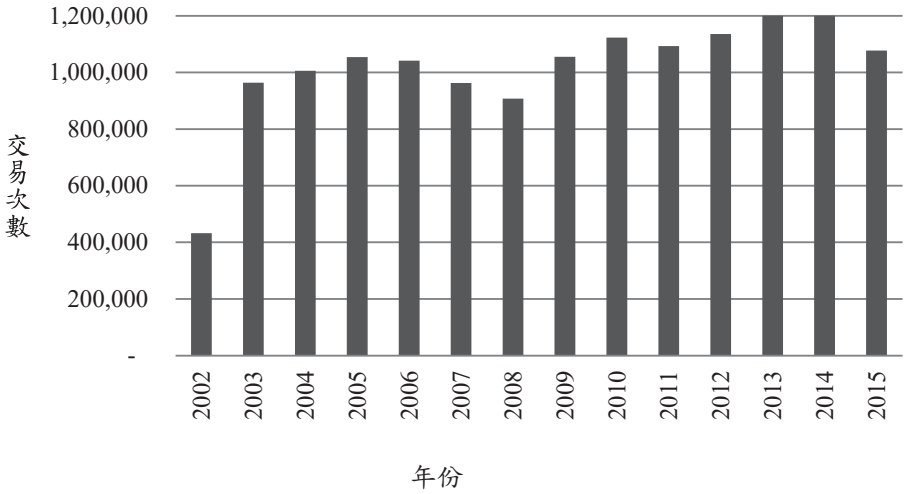

圖 2　歷年債券交易年分次數分配圖
資料來源：TRACE 資料庫

圖 3 為公司債不同區間殖利率相對比重分配圖，從圖 3 可以發現在樣本期間內的公司債殖利率大多集中在 5% 至 6% 附近，殖利率區間在 10% 以下便佔了全部的 92.88%，10% 至 20% 佔了 5.49%，20% 以上則為 1.63%，可以看出有明顯的殖利率集中現象存在。並且因為存在垃圾公司債的關係，在殖利率右邊區間的部分出現數值較高的離群值，最大的殖利率為 78.3%。從殖利率的資料可以得知，在 2014 年美國結束自 2009 年起實施之量化寬鬆政策後，由於升息事件使得公司債殖利率升高。

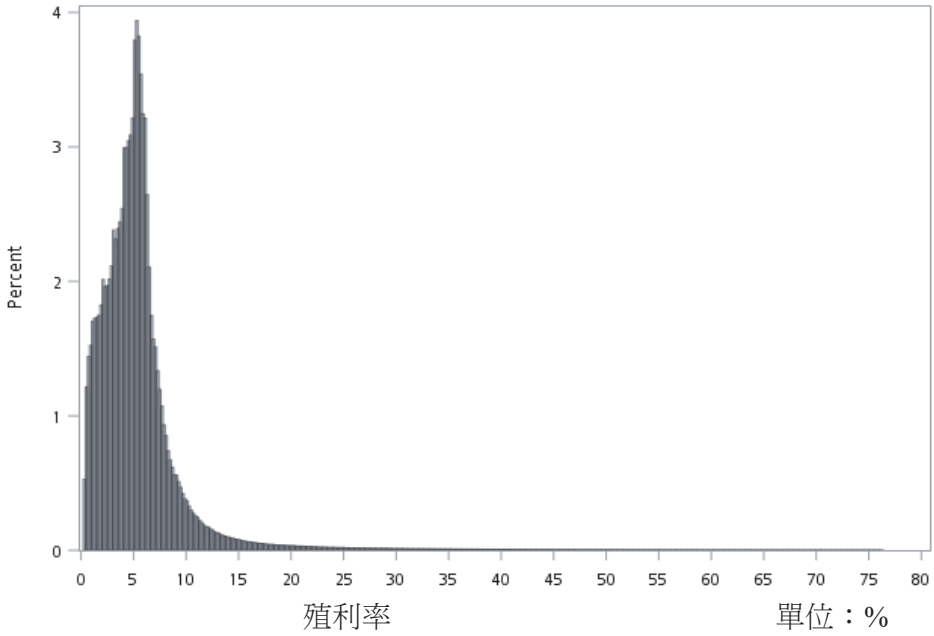

圖 3　公司債不同區間殖利率相對比重分配圖
資料來源：TRACE 資料庫

（三）信評與其他實證資料

本研究的信用評等資料主要是來自 FISD 資料庫與 Bloomberg 資料庫。會分別從兩種不同資料庫抓取信評，是因為 FISD 資料庫的信評並不完整。因此在將公司債配對到 CDS 公司時，若 FISD 資料庫之信評無法對應到，則以 Bloomberg 資料庫的公司信評替代；信用評等機構之選擇以 Moody's 信評為基準。透過與 TRACE 資料庫的公司債做結合，最後整理出 47,008 公司債樣本。圖 4 為公司債之信評分布，可以發現有超過 50% 的公司債為 A 級評等以上，表明在樣本期間投資級公司債仍佔大部分的比重。

至於其他與實證相關的資料如市場利率變數與總體經濟資料等，本研究乃是收集自美國聖路易聯邦準備銀行 (Federal Reserve Bank of St. Louis) 的資料，並在後續的實證研究中將市場利率變數資料與總體經濟變數定義如下：

LEVEL：10 年期美國國庫券利率

SLOPE：10 年期美國公債利率與 2 年期公債利率之利差

SwapSpd：10 年期美債互換合約價差與 10 年期美國公債利率之差

UnRate：美國失業率

GDP %：美國國內生產毛額成長率

CPI %：美國消費者物價指數變動率

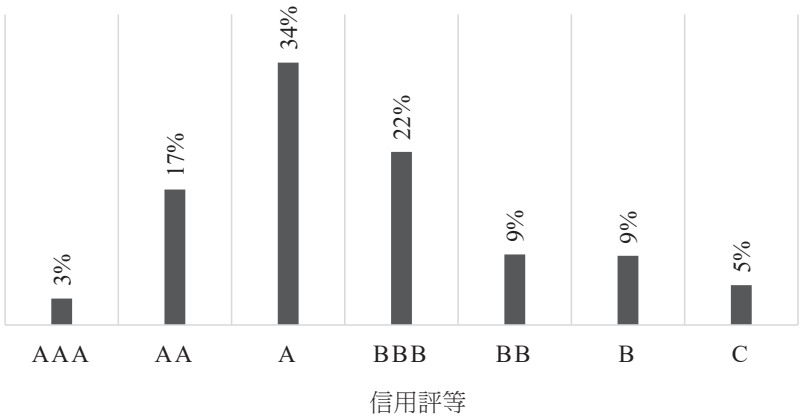

圖 4　原始資料債券信評分佈圖
資料來源：TRACE 資料庫、FISD 資料庫與 Bloomberg 資料庫

本研究選取三項市場利率變數[4]，分別為 *LEVEL*、*SLOPE* 和 *SwapSpd*，並透過迴歸分析的方式觀察新流動性風險因子對這些利率變數的反應，最後再以三項總體經濟變數 *UnRate*、*GDP* % 和 *CPI* % 做為控制變數，希望讓迴歸結果有更可以信賴的結果。由於 CDS 交易頻率較低，部分公司的日資料容易發生交易日不連續的問題，難以和公司債資料配對做出連續的時間序列，本研究為了排除這樣的問題，將資料頻率由日資料轉換成週資料。為了配合 CDS premium 與公司債殖利率的資料頻率，上述市場利率變數與總體經濟變數資料將由原先各自不同的資料頻率轉為週資料，以下表 2 即為相關資料的敘述統計量。

表 2　市場利率變數與總體經濟變數資料的敘述統計

單位：% 峰態、偏態、觀察值除外之變數

變數	平均值	中位數	標準差	峰態	偏態	最小值	最大值	觀察值
Level	3.394	3.550	1.009	-1.221	-0.173	1.470	5.230	687
Slope	1.618	1.780	0.869	-0.638	-0.705	-0.180	2.910	687
SwapSpd	-0.294	-0.220	0.219	-1.157	-0.351	-0.890	0.100	687
UnRate	6.642	6.000	1.744	-1.130	0.535	4.400	10.000	687
GDP %	0.075	0.082	0.056	3.549	-1.503	-0.144	0.171	687
CPI %	0.043	0.048	0.084	8.897	-1.480	-0.446	0.342	687

資料來源：美國聖路易聯邦準備銀行

4　由於本研究選取 5 年期的 CDS 以及 5 年期公司債殖利率為實證資料，所以估算出來的違約因子或流動性風險因子屬於中長期風險因子概念，因此僅針對中長天期的利率變數進行相關的實證探討。

（四）資料整合

本研究嘗試結合 CDS premium 與公司債殖利率，以估計公司之違約因子，因此要結合三種資料庫，分別是CDS premium資料庫 (GFI CDS)、公司債資料庫 (TRACE) 與信用評等資料庫 (FISD)。首先本研究將 CDS premium 資料與公司債資料配對，由於在配對過程中發現 CDS premium 資料庫並不存在如公司債資料庫所有之標準的辨識碼 (Identifier) 如 CUSIP ID，因此需要以特殊的字符串模糊匹配 (Fuzzy String Matching) 方法來配對，配對邏輯是將 GFI CDS 資料庫中的公司名稱與 TRACE 資料庫做比對。

本研究 CDS premium 資料之樣本涵蓋 2,677 個公司名稱，公司債資料庫之樣本則涵蓋 7,338 個公司名稱，總計有 1,074 間公司成功比對。之後，再將這些配對後的資料與 FISD 資料庫之信評資訊分類處理，讓同時擁有 CDS premium 資料與公司債殖利率資料的公司能依信用評等分類，以便能更有效率進行實證研究。

由於 CDS 交易頻率較低，部分公司的日資料容易發生交易日不連續的問題，難以和公司債資料配對做出連續的時間序列，本研究為了排除這樣的問題，將資料頻率由日資料轉換成週資料。轉換的作法是將每週一至週末的資料分成一組，由於 TRACE 公司債資料庫的殖利率只有交易資料而沒有報價資料，所以本研究先以公司債當日實際交易紀錄的最後一筆資料作根據，再用 CDS 報價資料中的買賣價平均來配對，如此形成日資料的概念。轉換成週資料時，再用每週最後一個交易日（大致上是星期五，若遇休市則再往前取樣）將各公司該週最後一筆報價資料計算出來置入該組，從 2001 年 7 月至 2015 年 10 月共整理出 774 組週資料。

本研究限制 CDS premium 樣本資料為美元計價，5 年合約期間，並以 MMR 或 MR 為結算條件。而公司債方面則使用三次樣條插值 (Cubic Spline) 的方式內插至五年期殖利率，這是因為每家公司不一定都有五年期公司債殖利率的交易資訊，故無法與五年期 CDS premium 資料配對。本研究便使用此種方法模擬出各公司在該時點擁有五年期公司債的殖利率，以提高配對的樣本數量。透過樣本時間內有 CDS 交易的公司與相對應的公司債殖利率配對，最終得到 472 家公司為合格樣本。

雖然本研究找出 1074 家同時存在 CDS 與公司債資料的公司，但兩種交易工具所存在的市場資料期間未必能夠吻合。這主要是因公司債發行的期間較不穩定，且會因到期後若沒有重新發債便會產生資料缺失的情況，導致某公司有一段時間會有交易紀錄，但某些時段則不存在。另外的原因則是 TRACE 債券資料早期資料相對不齊全，因為早期低信用評級債券資料較少，所以在資料配對過程中，會發現有些公司在樣本期間內存在公司債資料期間但卻找不到 CDS 資料來配對，有些則是存在 CDS 資料期間但找不到公司債資料來配對，以致最終合格的樣本公司大幅減少到 472 家。

圖 5 為整合五年期 CDS 合約與公司債資料後呈現的信評分布圖，可以發現在原始資料的評等乃以 A 評等為主，而整合後卻以 BBB 評等為主，佔了約 42%。

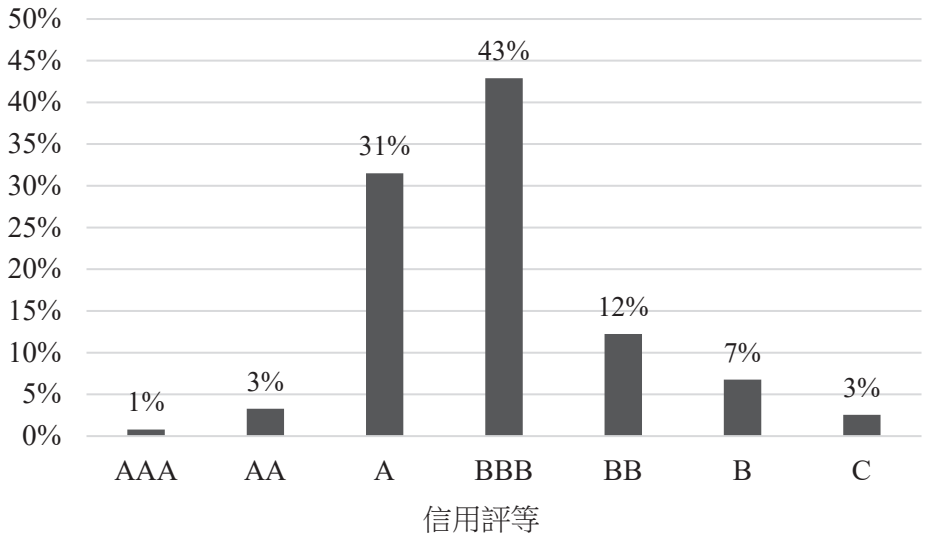

圖 5　同時發行 CDS 公司之公司債債券信評分佈圖
資料來源：GFI CDS 資料庫、TRACE 資料庫、FISD 資料庫與本研究比對整理

由於同一家公司在債券發行時機、發行條件或其他因素的考量，往往造成一家公司同時存在不同信用評等之公司債的交易資訊，本研究乃針對公司交易的公司債中，佔最多比例之信評作為該公司信用評等認定之基準，之後再依照不同信評對配對做資料分組。最後將相同日期、相同信評公司之 CDS premium 的買價價差（即買價減掉中價）、賣價價差（即賣價減掉中價）[5]，和公司債之殖利率做簡單統計。由於 TRACE 公司債資料在 2002 年相對不齊全，導致早期低評級公司債資料較少，因此樣本期間只存在於 2002 年 9 月 6 日至 2015 年 10 月 31 日，週資料觀察值也降至 687 組。

表 3 為買價價差、賣價價差的敘述統計量，由此表可以發現除了表 3 Panel A 中 BB 與 B 級以外，其餘各級皆有買價價差與賣價價差隨著評等下降數值卻升高的現象，而由於買價價差與賣價價差含有流動性風險溢酬之代理變數的意涵，其數值越高表示流動性風險越高。而觀察標準差也能發現，除了 A 評級以上標準差相近外，

5　本研究特別分開整理買價價差與賣價價差，主要著眼於在 CDS 交易中買賣雙方承擔風險與如何轉移風險的狀況並不對稱，買賣雙方的流動性風險因而未必一致。

其餘各級隨著評級下降而升高，這表示總風險（包含流動性風險、違約風險等等）的升高。再者，觀察買價價差與賣價價差其平均值會發現，隨著評等降低，流動性溢酬隨之提高，此反應在 CDS 市場中，評等越低公司之 CDS，違約風險越高，流動性也相對較差，必須支付更高的流動性風險溢酬才能完成交易。

表 3　各信用評等 CDS premium 買價與賣價之價差的敘述統計

Panel A 各信用評等 CDS premium 買價價差敘述統計

單位：basis point 峰態、偏態、觀察值除外之變數

變數	*AAA&AA*	*A*	*BBB*	*BB*	*B*	*C*
平均數	4.941	7.634	10.358	17.610	15.981	33.132
中位數	5.429	8.033	11.302	15.640	13.900	14.313
標準差	2.181	2.044	3.049	7.511	7.475	39.760
峰態	0.521	-0.865	6.003	8.542	0.332	5.544
偏態	0.296	-0.121	1.379	2.737	0.749	2.156
最小值	1.227	3.806	4.426	9.130	4.944	225.000
最大值	14.611	14.263	27.529	56.400	53.750	1.250
樣本數	6,231	49,573	67,986	18,936	10,542	3,673

Panel B 各信用評等 CDS premium 賣價價差敘述統計

單位：basis point 峰態、偏態、觀察值除外之變數

變數	*AAA&AA*	*A*	*BBB*	*BB*	*B*	*C*
平均數	5.149	7.643	10.197	16.274	19.292	24.997
中位數	5.300	7.904	10.633	14.402	19.000	12.417
標準差	2.101	2.094	3.066	6.349	9.137	26.905
峰態	1.472	-0.151	10.614	8.032	9.137	3.403
偏態	0.680	0.145	2.298	2.584	0.266	1.935
最小值	1.650	3.851	5.006	7.913	5.278	1.250
最大值	15.056	16.108	29.556	52.500	56.875	129.500
樣本數	6,231	49,573	67,986	18,936	10,542	3,673

資料來源：GFI CDS 資料庫、FISD 資料庫與本研究比對整理

表 4 為公司債殖利率的敘述統計量，代表樣本同時有交易 CDS 的公司債殖利率資料。從表中可以得知平均殖利率也是跟隨著評等下降而上升，表示違約風險提高，買方會要求更高的報酬率在公司債殖利率上面。

表 4　各信用評等同時有發行 CDS 之公司債殖利率敘述統計

單位：% 峰態、偏態、觀察值除外之變數

變數	*AAA&AA*	*A*	*BBB*	*BB*	*B*	*C*
平均數	3.537	3.754	4.547	6.586	8.181	13.133
中位數	3.420	3.864	4.492	6.187	7.693	11.219
標準差	1.655	1.508	1.589	2.361	3.371	6.073
峰態	0.264	-1.239	0.372	5.928	5.592	2.122
偏態	0.665	0.141	0.656	1.986	2.024	1.431
最小值	1.080	1.413	2.132	3.326	3.559	1.431
最大值	9.674	7.967	10.378	19.316	24.615	38.012
樣本數	470	1,415	14,572	20,214	5,641	1,405

資料來源：GFI CDS 資料庫、TRACE 資料庫、FISD 資料庫、與本研究比對整理

參、實證結果與分析

在此，本研究將呈現實證結果與分析，共有四個部分：首先將介紹違約因子的估計結果，接著介紹新流動性風險因子的萃取結果，第三部分乃探討新流動性風險因子與 CDS 買賣價差、公司債交易量的相關分析，最後則探討哪一種方式所估計出來的新流動性因子對市場利率變數較有解釋能力。

一、 違約因子估計

本研究首先僅使用 CDS premium 資料，透過無損卡爾曼濾波與最大概似法算出違約因子，接著再使用 CDS premium 資料與公司債殖利率聯合估計出違約因子，所估計的違約因子時間序列如圖 6 所示，而式 (1) 模型中違約因子以外的參數估計結果如表 5 所示，從表 5 中可以看出兩組資料所估計出來的相關參數（a、b 以及 σ）皆相當顯著。圖 6 中的兩條曲線分別為單純透過 CDS 報價所估計的違約因子時間序列與透過 CDS premium 與公司債殖利率聯合估計出的違約因子時間序列。

圖 6　透過 CDS premium 報價與公司債殖利率估計之違約因子
資料來源：本研究計算整理

表 5　違約因子模型參數的估計結果

Panel A　只使用 CDS 資料的估計結果（模型參數為 a、b、h_1 以及 σ）						
	a		b		σ	
參數估計值	0.018	***	0.143	***	0.113	***
t 值	5.34		7.19		35.86	
Panel B　使用 CDS 資料與公司債資料的估計結果（模型參數為 a、b、h_2 以及 σ）						
	a		b		σ	
參數估計值	0.039	***	0.128	***	0.122	***
t 值	4.72		5.29		35.79	

註 1：當估計值旁標示 *，表示已達到 10% 的顯著水準；當估計值旁標示 **，表示已達到 5% 的顯著水準；當估計值旁標示 ***，表示已達到 1% 的顯著水準。

2：h_1 為 CDS 報價所估計的違約因子，h_2 為 CDS 報價與債券殖利率聯合估計產生的違約因子，但本研究在估計 h_1、h_2 乃是使用無損卡爾曼濾波進行動態估計，所以 h_1、h_2 的估計值會以時間數列形式呈現如圖 6 所示。

從兩條線的主要趨勢來看，可以發現從 2000 年網路泡沫化之後到 2007 年，違約因子的走勢在相對低的位置，也是本樣本期間的最低點，可能是來自當時對經濟的樂觀程度讓投資人忽略了公司的違約風險。尤其是衍生性金融商品的氾濫、缺乏管制與炒作等情況間接反映出市場忽視風險的情形，然而一旦金融海嘯發生，整體違約因子大幅飆升，投資人恐慌的情緒瀰漫，衍生性商品的管理趨於嚴格，市場才開始對違約風險產生較保守的定價。

從圖 6 可以看出兩條線之間的差異在大多數樣本時間內是相當明顯的，透過 CDS premium 結合公司債殖利率估計所產生的違約因子，皆高於單純援用 CDS premium 資料所估計出來的違約因子，表示公司債市場也揭露了不同的違約風險，這些資訊導致加入公司債殖利率所估計的違約因子數值高於單純使用 CDS premium 資料所估計的違約因子。

二、新流動性風險因子的萃取

在前言的論述中，曾提及可將 CDS premium 買價的價差及賣價的價差資料作為原始 CDS 流動性溢酬的代理變數；本研究將 CDS premium 買賣價的價差資料透過主成分分析得到下面表 6 的結果。從表 6 可以發現有六個主成分因子，從其中的特徵值可以發現佔解釋變異最大比例的第一個主成分 （定義為 *PCA1*）其解釋變異比例達 46.6%，比重已相當高。第二個主成分（定義為 *PCA2*）則可解釋 37.4% 的變異，所以前兩個主成分便累積 84% 的解釋變異。

援用主成分分析有時候會產生問題，通常是發生在實證資料之間線性關係不顯著的情形，例如資料變數間存在著非線性關係時，就會使主成分分析的解釋力變差。往往在這種情況下，主成分分析所產生的第一主成分與第二主成分便無法產生足夠的解釋力，這時候就需要在變數間進行非線性轉換，才能執行主成分分析。然而，本研究的實證結果並沒有這樣的問題，因為從表 6 可以知道本研究的第一主成分與第二主成分加總便有超過 80% 的解釋力。對照相當知名的 Baker and Wurgler (2006) 之研究，該論文亦是使用主成分分析作為解釋投資人情緒的主要實證工具，而該研究所產生的第一主成分有 49% 的解釋力，本論文所產生的第一主成分亦有 46% 的解釋力，也不遑多讓，因此本研究使用主成分分析做為實證工具應該是可行的。本研究便以 CDS premium 買賣價差進行主成分分析後所算出的第一個主成分，作為萃取流動性風險因子的基礎。

表 6　主成分分析的特徵值

PCA 因子	特徵值	差異	解釋變異比例	累計解釋變異比例
1	2.796		0.466	0.466
2	2.244	0.552	0.374	0.840
3	0.339	1.905	0.057	0.897
4	0.266	0.073	0.044	0.941
5	0.225	0.040	0.038	0.978
6	0.130	0.096	0.022	1

這是因為理論上第一個主成分的數據含蓋了違約風險與流動性風險等風險因素，並非純粹的流動性風險，代表該風險因子仍有雜訊存在。本研究希望能藉由迴歸分析的方式將純粹的流動性風險萃取出來，作為全新的流動性風險指標，這有別於傳統上直接以有雜訊存在的 CDS premium 買賣價差所衡量的流動性風險之代理變數。

本研究萃取新流動性風險因子之實證步驟，主要是藉由第一個主成分作為應變數並透過下列迴歸模型分別使用到兩種不同的違約因子為自變數，經過迴歸萃取出新流動性風險因子。下列 (16) 式是純粹透過 CDS premium 報價所估計的違約因子（定義為 h_1）為自變數，(17) 式則以透過 CDS 報價與公司債殖利率聯合估計出的違約因子（定義為 h_2） 為自變數。(16)、(17) 式的殘差 ($\tilde{\varepsilon}_1$、$\tilde{\varepsilon}_2$) 便是萃取後的新流動性風險因子 h_1、h_2，也就是圖 6 所顯示的不同資料所估計出來的違約因子。由於 VIX 研究的興起，使得變異性的概念或二階動差納入實證模型成了通用的做法，所以本研究乃考慮將違約因子之平方項也納入實證模型。

$$PCA1 = \alpha + \beta_1 h_1 + \beta_2\, h_1^2 + \tilde{\varepsilon}_1\text{，} \tag{16}$$

$$PCA1 = \alpha + \beta_1 h_2 + \beta_2 h_2^2 + \tilde{\varepsilon}_2\text{，} \tag{17}$$

實證結果呈現在表 7，兩個迴歸式計算出來的殘差 ($\tilde{\varepsilon}_1$、$\tilde{\varepsilon}_2$) 為新流動性風險因子，為方便辨識起見，乃將 $\tilde{\varepsilon}_1$ 命名為 L_1，$\tilde{\varepsilon}_2$ 命名為 L_2。兩種新流動性風險因子之基本敘述統計可參見表 8。在後來的探討會比較兩種不同的新流動風險因子之實證結果。理論上這兩種新流動性因子所包含的流動性風險會較原本的 *PCA1* 單純，尤其是違約風險的成分會被去除。後面的分析會藉由各個市場利率因子作應變數，分別與 *PCA1* 和新流動性因子進行實證探討，希望能檢驗新的流動性風險因子其特性為何。

表 7　新流動性因子的萃取

Panel A　(16) 式迴歸結果								
Y	截距		h_1		h_1^2		調整 R^2	*F* 統計量
PCA1	-1.767	***	62.844	**	7365.077	***	0.629	583.62
t 值	-20.90		2.34		1477.48			
Panel B　(17) 式迴歸結果								
Y	截距		h_2		h_2^2		調整 R^2	*F* 統計量
PCA1	-1.840	***	47.445	*	6584.749	***	0.639	607.37
t 值	-17.93		1.72		5.06			

註 1：當估計值旁標示 *，表示已達到 10% 的顯著水準；當估計值旁標示 **，表示已達到 5% 的顯著水準；當估計值旁標示 ***，表示已達到 1% 的顯著水準。

註 2：h_1 為 CDS 報價估計產生的違約因子，h_2 為 CDS 報價與債券殖利率聯合估計產生的違約因子，*PCA1* 為主成分分析中第一個主成分因子。

表 8　兩種不同的新流動風險因子敘述統計

變數	平均值	中位數	標準差	偏態	峰態	最小值	最大值	觀察值
L_1	0.000	-0.231	1.016	2.672	10.605	-1.863	8.020	687
L_2	0.000	-0.252	1.004	2.546	9.119	-1.822	7.772	687

三、新流動性風險因子相關分析

本節乃針對前面所萃取出之新流動性風險因子做為分析的對象，從而展開後續的實證分析，但在此之前，有必要進一步釐清針對萃取流動性風險因子之方法可能發生的缺陷，例如：雜訊、虛假關聯、以及共變關係所產生的問題。

有關雜訊的質疑，本文認為相關文獻對雜訊的定義通常是交易雜訊 (Trading Noise) 或市場微結構 (Market Microstructure) 雜訊的概念，然而在本研究的實證模型設計中，CDS premium 的模型主要風險因子為信用違約因子，自然雜訊的部分便由本研究所設計的流動性風險因子所吸收，也就是本研究實證模型中的兩種流動性風險因子衡量過程，便可涵蓋所謂的雜訊。

至於是否會產生虛假關聯的困擾，本研究認為如果會產生該現象，其原因大致上乃是因為實證變數的資料有所謂的單根 (Unit Root) 現象。本研究針對最關鍵的實證變數即 h_1（純粹透過 CDS premium 報價所估計的違約因子）、h_2（CDS premium 報價與公司債殖利率聯合估計出的違約因子）進行 ADF 檢定。結果發現 h_1 變數資料的 Dickey-Fuller 統計量為 -4.6442；h_2 變數資料的 Dickey-Fuller 統計量為 -4.8383，兩者皆可在 0.01 的顯著水準下拒絕非定態的虛無假設，所以兩筆時間序列資料皆

沒有非定態 $I(1)$[6] 的現象，故為定態的時間序列資料，因此虛假關聯或虛假迴歸 (Spurious Regression) 的問題便不會呈現。

有關共變關係的處理，基本上到目前為止，有關決定 CDS premium 因子的相關文獻大都只認定 CDS premium 有兩個風險因子，即違約因子以及流動性風險因子，不像 Bond Yield 的文獻會涵蓋更多的因子，例如租稅風險因子等。亦即 CDS premium 的理論架構只反映出兩種風險因子，也就是本研究所採用的兩個因子，所以分析架構應該無須再納入其他共變數。此外，Anderson (2017) 探討 CDS premium 的共變關係 (Comovement)，發現一些基本變數 (Fundamentals) 如股價、利率或其他變數只能解釋 23% 的共變數 (Covariance)，大部分共變關係的變因乃是歸因於違約風險和流動性風險。這篇論文的研究發現，也就應證了本研究的處理方式是合宜的。

接著，本研究嘗試透過實證分析結果探討此新流動性風險因子是否為一個良好之流動性風險代理變數。在此，本研究將檢驗兩種新流動性風險因子 L_1、L_2 與傳統的流動性風險衡量方法如 CDS premium 買賣價差與公司債交易量[7] 等是否有顯著相關性，並探討哪一種新流動性風險因子較具代表性。

表 9 為使用 L_1、L_2 與 CDS premium 買賣價差跟公司債交易量之相關係數矩陣，由矩陣中數值可以觀察出 CDS 價差及兩種新流動性風險因子呈現高度且正向相關，其數值皆大於 0.7 且相差不大；而對債券交易量來說其數值皆呈現在 0.5 左右且相差不大，但相關係數並不如 CDS premium 買賣價差來的明顯。接著，將透過迴歸分析找出何種新流動性風險因子對流動性風險較具解釋能力。

表 9　新流動風險因子與傳統流動性風險衡量之相關係數矩陣

	L_1	L_2	CDS 買賣價差	公司債交易量
L_1	1.000	0.998	0.721	0.514
L_2	0.998	1.000	0.724	0.524
CDS 買賣價差	0.721	0.724	1.000	0.369
公司債交易量	0.514	0.524	0.369	1.000

本研究設定六種不同之迴歸式如下所示，希望透過迴歸結果來看新流動性風險因子對於 CDS 買賣價差與公司債交易量的解釋能力是否有差異。 (18)-(20) 式乃是分別以不同的 L_1、L_2 組合為自變數，而由 CDS 買賣價差（定義為 Y_1）為應變數所

6　$I(1)$ 也就是時間序列資料出現一階整合的現象，代表資料為非定態。

7　本研究所使用的 TRACE 公司債資料庫未提供殖利率買賣價差資料，所以只好改用公司債交易量替代。

建構的實證模型。(21)-(23) 式則同樣是分別以不同的 L_1、L_2 組合為自變數，但透過公司債交易量（定義為 Y_2）為應變數所建構的實證模型，$\tilde{e}$ 代表殘差之意。

$$Y_1 = \alpha + \beta_1 L_1 + \beta_2 L_2 + \tilde{e}_{1a}, \tag{18}$$

$$Y_1 = \alpha + \beta_1 L_1 + \tilde{e}_{1b}, \tag{19}$$

$$Y_1 = \alpha + \beta_2 L_2 + \tilde{e}_{1c}, \tag{20}$$

$$Y_2 = \alpha + \beta_1 L_1 + \beta_2 L_2 + \tilde{e}_{2a}, \tag{21}$$

$$Y_2 = \alpha + \beta_1 L_1 + \tilde{e}_{2b}, \tag{22}$$

$$Y_2 = \alpha + \beta_2 L_2 + \tilde{e}_{2c}, \tag{23}$$

從實證結果表 10 的調整 R^2 可以發現，六個迴歸式結果中各個迴歸式之係數皆相當顯著，顯示 L_1、L_2 與傳統流動性風險之衡量有明顯關聯。然而，(19)、(22) 式的調整 R^2 數值遠低於其他迴歸式，其中所蘊含的意義代表 L_1 對流動性解釋能力相較於 L_2 則顯著不足，從迴歸結果亦可發現 L_1 迴歸係數皆接近於 0，顯示 L_1 對應變數的敏感度較低。這意味著 L_2 這個新流動性風險因子因為包含了 CDS 市場及債券市場之訊息，因此也導致其調整 R^2 會較高，顯示透過聯合估計之新流動性風險因子 L_2 較單純透過 CDS 報價估計之新流動性風險因子 L_1 更具代表性，因此在解釋由 CDS 買賣價差及公司債交易量時，其所蘊含之流動性風險資訊較容易被這兩個傳統流動性風險指標所捕捉，因此造成其解釋能力較高。

四、新流動性風險因子與市場利率因子之實證

本研究希望能了解萃取出來的違約因子 λ_1、λ_2 和新流動性風險因子 L_1、L_2，何者對於市場利率變數有較好的解釋能力。在此分別以這些因子以及第一個主成分因子 (*PCA1*) 做為自變數，再以市場利率有關的變數如 10 年期美國公債殖利率 (*LEVEL*)、10 年期美國公債利率與 2 年期公債利率之利差 (*SLOPE*) 以及 10 年期美債互換合約價差與 10 年期美國公債殖利率之差 (*SwapSpd*) 為應變數（定義為 Z_i），分別進行迴歸運算；迴歸模型如下列各式所示，η 代表殘差之意。

$$Z_i = \alpha + \beta_1 h_1 + \beta_2 PCA1 + \eta_{1a}, \tag{24}$$

$$Z_i = \alpha + \beta_1 h_1 + \beta_2 L_1 + \eta_{1b}, \tag{25}$$

$$Z_i = \alpha + \beta_1 h_2 + \beta_2 PCA1 + \eta_{2a}, \tag{26}$$

$$Z_i = \alpha + \beta_1 h_2 + \beta_2 L_2 + \eta_{2b}, \tag{27}$$

表 10　CDS 買賣價差及債券交易量與新流動性風險因子之迴歸分析

迴歸式		截距		L_1		L_2		調整 R^2	F 統計量
(18)	係數	-4.962		0.006		0.152		0.59	494.43
	t 值	-30.05	***	11.93	***	23.38	***		
(19)	係數	-1.563		0.003				0.263	246.02
	t 值	-14.88	***	15.68	***				
(20)	係數	-4.792				0.178		0.519	741.38
	t 值	-26.92	***			27.23	***		
(21)	係數	-4.927		0.051		0.177		0.6	514.81
	t 值	-30.58	***	11.42	***	27.5	***		
(22)	係數	-1.572		0.010				0.273	258.63
	t 值	-15.25	***	16.08	***				
(23)	係數	-4.754				0.177		0.524	756.14
	t 值	-27.18	***			27.5	***		

註 1：(18) 式代表 $Y_1 = \alpha + \beta_1 L_1 + \beta_2 L_2 + \tilde{e}_{1a}$ 之迴歸模型，(19) 式代表 $Y_1 = \alpha + \beta_1 L_1 + \tilde{e}_{1b}$ 之迴歸模型，(20) 式代表 $Y_1 = \alpha + \beta_2 L_2 + \tilde{e}_{1c}$ 之迴歸模型，(21) 式代表 $Y_2 = \alpha + \beta_1 L_1 + \beta_2 L_2 + \tilde{e}_{2a}$ 之迴歸模型，(22) 式代表 $Y_2 = \alpha + \beta_1 L_1 + \tilde{e}_{2b}$ 之迴歸模型，(23) 式代表 $Y_2 = \alpha + \beta_2 L_2 + \tilde{e}_{2c}$ 之迴歸模型。

2：當估計值旁標示 *，表示已達到 10% 的顯著水準；當估計值旁標示 **，表示已達到 5% 的顯著水準；當估計值旁標示 ***，表示已達到 1% 的顯著水準。

3：Y_1 為 CDS 買賣價差，Y_2 為公司債交易量。L_1 為單純使用 CDS 報價所估計之新流動性因子，L_2 為使用 CDS 報價及債券殖利率所估計之新流動性因子。

表 11 為 *PCA1*、兩種新流動性因子 (L_1、L_2) 和兩種違約因子 (h_1、h_2) 對市場利率變數的實證結果，從迴歸係數的正負來看，表 11 各 Panel 中的 *PCA1*、L_1、L_2 與市場利率的正負向關係相似。若是以 10 年期美國公債殖利率 (*LEVEL*) 進行實證得到的結果來看，*LEVEL* 代表長期公債殖利率，與 *PCA1*、L_1、L_2 呈正相關。一般來說，若長期債券殖利率率上升，有可能是市場流動性差，投資人要求更高的報酬，故流動性溢酬提高，從這部分來看，這些實證結果符合直觀。而 h_1、h_2 則是與 *LEVEL* 呈負向關係，這是因為美國公債倒閉風險極低，而本研究的 h_1、h_2 乃是透過 CDS 報價與公司債殖利率估計產生的違約因子，因此關聯性自然不高。之所以會產生負相關，猜測長期公債殖利率的提升可能是來自於預期通膨，投資人預期未來景氣可能轉熱，公司債違約的可能性自然降低。

若是以 10 年期美國公債利率與 2 年期公債利率之利差 (*SLOPE*) 進行實證得到的結果來看，*SLOPE* 所代表的是期間利差 (Term Spread) 或殖利率曲線的斜率，景氣繁榮過熱時，央行會採取緊縮性的貨幣政策，短期利率上升而長期利率變動幅度

較短期利率低，使得 *SLOPE* 下降。反過來說，若景氣衰退，央行採取擴張性貨幣政策會使短期利率下降，*SLOPE* 則會呈現上升的情形。從實證結果 *SLOPE* 與 *PCA1* 呈正向關係，表示在景氣過熱時，*SLOPE* 下降，此時市場流動性較佳，流動性溢酬下降，反之亦然。而 *SLOPE* 與 h_1、h_2 呈正向關係，表示在 *SLOPE* 下降時，景氣較好，投資人認為債券違約的可能性降低，反之亦然。

如果以 10 年期美債互換合約價差與 10 年期美國公債殖利率之差 (*SwapSpd*) 進行實證得到的結果來看，*SwapSpd*（互換價差）反應的是投資人承擔風險的意願程度。在景氣較佳的時期，投資人願意承擔更高的風險，*SwapSpd* 會呈現下降的情形，反之若 *SwapSpd* 上升則表示市場景氣較差，市場流動性也不佳，投資人不願意冒太大的風險。在這樣的情形下，投資人會要求更多的流動性溢酬，因此 *PCA1*、L_1、L_2 是與 *SwapSpd* 呈反向關係。而 *SwapSpd* 與 h_1、h_2 呈正向關係，表示投資人承擔風險的意願較高的時候，此時市場景氣可能處於相對高點，使違約因子的數值下降，反之亦然。

從上述各表中的調整 R^2 來看，可以得知所有自變數皆對市場利率變數擁有顯著的解釋能力。*PCA1* 與新流動性因子 (L_1、L_2) 在其他市場利率因子的方向上皆符合直觀且顯著。

接下來本研究比較上述各表在各迴歸式所呈現的解釋能力差異，其中表 11 Panel A 與表 11 Panel C 兩者的解釋力對於市場利率因子的反應程度相差不大，但是表 11 Panel B 與表 11 Panel D 的結果則較明顯。本研究認為表 11 Panel A 與表 11 Panel C 的自變數皆包含了 *PCA1*，這是由 CDS 報價直接透過主成分分析所求出的涵蓋雜訊之風險因子，其雜訊自然也會有違約風險，因而容易產生計量上的共線性問題，從而削弱不同違約因子 h_1、h_2 的解釋能力，因此看不出兩個迴歸式所呈現的差異。然而，表 11 Panel B 與表 11 Panel D 的自變數則包含了不同資料所估計的違約因子以及所萃取的不同新流動性因子所跑出的結果，從表 11 Panel D 可以發現 h_2 與 L_2 之實證結果其解釋力還有對於市場利率變數的顯著性，比 h_1 與 L_1 所產生的結果即表 11 Panel B 較大。如同上一節的實證結果，表示多加了公司債市場資訊所產生的風險因子便有不同的效果。為了深化此研究結果的可靠性，下一個步驟將加入控制變數，觀察前述各迴歸是否會因加入控制變數而產生不同的變化。

本研究將其他控制變數如 CPI 變動率 (*CPI* %)、失業率 (*UnRate*)、GDP 成長率 (*GDP* %) 等總體經濟變數加入舊有的迴歸式 (24)-(27)，以觀察不同風險因子在加入控制變數之後產生的影響，新實證模型如下列所示，ϵ 代表殘差之意。

$$Y = \alpha + \beta_1 h_1 + \beta_2 PCA1 + \beta_3 CPI\% + \beta_4 UnRate + \beta_5 GDP\% + \epsilon_{1a} \text{，} \quad (28)$$

$$Y = \alpha + \beta_1 h_1 + \beta_2 L_1 + \beta_3 CPI\% + \beta_4 UnRate + \beta_5 GDP\% + \epsilon_{1b} \text{，} \quad (29)$$

$$Y = \alpha + \beta_1 h_2 + \beta_2 PCA1 + \beta_3 CPI\% + \beta_4 UnRate + \beta_5 GDP\% + \epsilon_{2a} \text{，} \quad (30)$$

$$Y = \alpha + \beta_1 h_2 + \beta_2 L_2 + \beta_3 CPI\% + \beta_4 UnRate + \beta_5 GDP\% + \epsilon_{2b} \text{。} \quad (31)$$

表 11　各種風險因子對市場利率變數影響

Panel A　h_1、*PCA1* 對市場利率變數影響								
Z	截距		h_1		*PCA1*		調整 R^2	*F* 統計量
LEVEL	4.822	***	-138.614	***	0.112	***	0.529	582.36
t 值	77.46		-24.77		4.93			
SLOPE	0.963	***	63.584	***	0.110	***	0.354	286.12
t 值	14.80		10.87		4.65			
SwapSpd	-0.636	***	33.229	***	-0.049	***	0.495	505.18
t 值	-45.11		26.21		-9.46			
Panel B　h_1、L_1 對市場利率變數影響								
Z	截距		h_1		L_1		調整 R^2	*F* 統計量
LEVEL	4.599	***	-116.951	***	0.087	**	0.524	569.02
t 值	106.93		-33.53		2.44			
SLOPE	0.743	***	44.936	***	0.148	***	0.367	301.23
t 值	16.85		23.75		6.21			
SwapSpd	-0.539	***	23.805	***	-0.047	*	0.490	493.66
t 值	-55.35		30.14		-1.83			
Panel C　h_2、*PCA1* 對市場利率變數影響								
Z	截距		h_2		*PCA1*		調整 R^2	*F* 統計量
LEVEL	4.991	***	-134.026	***	0.126	***	0.537	602.88
t 值	74.31		5.29		0.02			
SLOPE	0.904	***	59.928	***	0.309	***	0.451	283.22
t 值	12.71		10.70		4.53			
SwapSpd	-0.675	***	31.991	***	-0.052	***	0.401	518.52
t 值	-44.23		26.62		-9.99			
Panel D　h_2、L_2 對市場利率變數影響								
Z	截距		h_2		L_2		調整 R^2	*F* 統計量
LEVEL	4.715	***	-110.825	***	0.105	***	0.732	589.2
t 值	104.07		-34.03		4.51			
SLOPE	0.665	***	80.009	***	0.149	***	0.565	298.47
t 值	14.12		23.65		6.14			

SwapSpd	-0.562	***	22.493	***	-0.250	***	0.697	508.51
t 值	-54.65		30.44		-9.52			

註 1：當估計值旁標示 *，表示已達到 10% 的顯著水準；當估計值旁標示 **，表示已達到 5% 的顯著水準；當估計值旁標示 ***，表示已達到 1% 的顯著水準。

2：在解釋部分中，h_1 為 CDS 報價所估計的違約因子，h_2 為 CDS 報價與債券殖利率聯合估計產生的違約因子，L_1 為透過 L_1 所萃取的新流動性因子，L_2 為透過 L_2 所萃取的新流動性因子，*PCA1* 為主成分分析中包含最多資訊量的時間序列，。

3：在被解釋部分中，*LEVEL* 為 10 年期美國國庫券利率，*SLOPE* 為 10 年期美國國庫券利率與 2 年期國庫券利率之利差，*SwapSpd* 為 10 年期美債互換合約價差與 10 年期美國國庫券利率之差。

表 12 Panel A 至表 12 Panel D 分別為舊有的迴歸式加入控制變數後，*PCA1*、L_1、L_2 對市場利率變數的影響，加入控制變數後，可以看出這些流動性代理變數對於市場利率因子影響的方向並沒有改變，並且有顯著的解釋能力。違約因子方面唯有表 12 Panel A、表 12 Panel C 中對於 *SLOPE* 的影響，由正向關係轉變為負向關係，但是此迴歸係數是不顯著的。從調整 R^2 來看，其中表 12 Panel A 與表 12 Panel C 兩者的解釋力還有對於市場利率因子的反應程度相差不大，與前面的結果相似。這表示自變數包含了 *PCA1*，因為涵蓋雜訊之風險因子，即使加入控制變數，仍看不出兩個迴歸式所呈現的差異。但是表 12 Panel B 與表 12 Panel D 的實證結果差異則較明顯，並且與前面表 11 Panel B 與表 11 Panel D 的實證結果相似，這也呼應了前面的實證結果，顯示透過 CDS 報價與債券殖利率聯合估計產生的違約因子與新流動性風險因子，其解釋力即使加入控制變數後，對於市場利率變數的反應程度仍較大。這也呈現透過聯合估計之新流動性風險因子，較單純透過 CDS 報價估計之新流動性風險因子更具代表性。

表 12　加入控制變數後各種風險因子對市場利率變數影響

Panel A 加入控制變數後 *PCA1*、h_1 對市場利率變數影響

Z	截距	h_1	*PCA1*	*CPI* %	*UnRate*	*GDP* %	調整 R^2	*F* 統計量
LEVEL	4.754***	-168.540***	0.164***	0.447	0.078***	-2.170***	0.545	250.67
t 值	43.12	-21.05	6.80	1.50	4.01	-4.57		
SLOPE	-0.224**	-5.040	0.216***	-0.341	0.279***	0.770*	0.401	207.38
t 值	-2.22	-0.69	9.77	-1.25	15.60	1.77		
SwapSpd	-0.893***	31.030***	-0.048***	-0.247***	0.030***	1.208***	0.599	319.25
t 值	-40.51	19.39	-9.97	-4.17	7.67	12.72		

Panel B 加入控制變數後 h_1、L_1 對市場利率變數影響

Z	截距	h_1	L_1	*CPI* %	*UnRate*	*GDP* %	調整 R^2	*F* 統計量
LEVEL	4.472***	-133.683***	0.131*	0.469	0.065***	-2.008***	0.536	241.09
t 值	40.77	-25.4	1.78	1.56	3.31	-4.18		
SLOPE	-0.650***	36.412***	0.246***	-0.325	0.280***	0.425	0.517	221.78
t 值	-6.70	7.82	11.31	-1.22	16.16	1.58		
SwapSpd	-0.804***	21.294***	-0.047**	-0.252***	0.032***	1.195***	0.595	314.28
t 值	-36.93	20.39	-2.50	-4.23	8.22	12.53		

Panel C 加入控制變數後 *PCA1*、h_2 對市場利率變數影響

Z	截距	h_2	*PCA1*	*CPI* %	*UnRate*	*GDP* %	調整 R^2	*F* 統計量
LEVEL	4.939***	-163.066***	0.181***	0.436	0.081***	-2.140***	0.754	260.34
t 值	44.94	-21.71	7.46	1.48	4.23	-4.57		
SLOPE	-0.216**	-6.201	0.220***	-0.347	0.281***	0.745*	0.701	207.54
t 值	-2.12	-0.89	9.81	-1.28	15.78	1.72		
SwapSpd	-0.926***	29.875***	-0.051***	-0.246***	0.030***	1.200***	0.803	326.22
t 值	-41.97	19.81	-10.45	-4.17	7.67	12.77		

Panel D 加入控制變數後 h_2、L_2 對市場利率變數影響

Z	截距	h_2	L_2	*CPI* %	*UnRate*	*GDP* %	調整 R^2	*F* 統計量
LEVEL	4.585***	-127.006***	0.150***	0.458	0.068***	-1.985***	0.745	250.41
t 值	42.67	-26.08	6.1	1.54	3.54	-4.2		
SLOPE	-0.694***	33.985***	0.251***	-0.333	0.282***	0.664	0.718	222.51
t 值	-7.22	7.8	11.41	-1.25	16.38	1.57		
SwapSpd	-0.822***	20.129***	-0.050***	-0.251***	0.032***	1.185***	0.801	322.13
t 值	-38.4	20.75	-10.11	-4.24	8.24	12.58		

註 1：當估計值旁標示 *，表示已達到 10% 的顯著水準；當估計值旁標示 **，表示已達到 5% 的顯著水準；當估計值旁標示 ***，表示已達到 1% 的顯著水準。

2：在解釋部分中，h_1 為 CDS 報價所估計的違約因子，h_2 為 CDS 報價與債券殖利率聯合估計產生的違約因子，L_1 為透過 h_1 所萃取的新流動性因子，L_2 為透過 h_2 所萃取的新流動性因子，*PCA1* 為主成分分析中包含最多資訊量的時間序列，*UnRate* 為美國失業率，*GDP* % 為美國國家生產毛額，*CPI* % 為美國消費者物價指數。

3：在被解釋部分中，*LEVEL* 為 10 年期美國國庫券利率，*SLOPE* 為 10 年期美國國庫券利率與 2 年期國庫券利率之利差。

肆、結論

近年許多文獻探討 CDS premium 的報價不只包含違約風險，可能有更多雜訊隱藏在裡面，有不少研究認為流動性風險是主要部分。本研究藉由結合 CDS premium 報價與債券殖利率的資料，透過無損卡爾曼濾波與最大概似估計法求算違約因子。然後透過主成分分析法將各個信用評等之 CDS premium 報價資訊中含有的共同因子計算出來，並定義其為含有雜訊的風險因子，最後以新創的方法將此因子中純粹的流動性風險進一步萃取出來，並藉由此萃取出來的新流動性因子對傳統流動性風險衡量指標如買賣價差及成交量進行相關分析，並對市場中各個利率變數進行實證；本研究最後得出下列研究成果與具體貢獻：

（一）新流動性因子確實和 CDS 買賣價差及公司債券交易量有著顯著正向關係，但是結合 CDS premium 報價與債券殖利率所求算出來的新流動性因子，其解釋能力比單純透過 CDS 報價所萃取出來的新流動性風險因子高。過去的文獻大多各自在單一的金融工具市場資訊進行必要的風險因子估算，本研究則透過聯合估計的方式成功估算出必要的風險因子，這是本研究在相關領域所做出的貢獻。

（二）結合 CDS premium 報價與債券殖利率所求算出來的新流動性因子，過去相關文獻很少進行這樣的資料整合來進行流動性因子的估算，實證結果顯示透過這樣的方式所估計出的新流動性因子對於市場利率變數的連結與解釋能力，要顯著優於單純透過 CDS 報價估計之新流動性風險因子。這可能是因為前者包含了 CDS 市場及債券市場之訊息，因此對市場利率變數也較為敏感，這也表示本研究提供的新方法證明：整合更多的金融產品資訊更有助於市場訊息的了解；這是本研究另一具體貢獻。

（三）本研究加入總體經濟變數做為控制變數，再去驗證兩種新流動性因子對於市場利率變數的連結與解釋能力，迴歸結果顯示結合 CDS premium 報價與債券殖利率所求算出來的新流動性因子，即使在加入控制變數後，對於市場利率變數的連結與解釋能力，仍顯著優於單純透過 CDS 報價估計之新流動性風險因子，顯示透過聯合估計之新流動性風險較單純透過 CDS 報價估計之新流動性風險因子更具代表性。

本研究將較為特殊的 CDS 市場與公司債市場殖利率以及信評資訊結合起來，透過充分的市場資料，經由嚴謹且創新的實證方法，將不同信用工具市場的違約風險與流動性風險具體估算出來，經由這種方式更能深入了解流動性風險以及違約風險在不同市場上呈現的樣貌，讓學界或實務界能更清楚掌握 CDS 市場與公司債的風險特性。

Extracting Liquidity Risk Factors by Credit Default Swap Quotation and Corporate Bond Yield: An Experimental Investigation

Chung-Ying Yeh, Department of Finance, National Chung-Hsing University
Ren-Raw Chen, Graduate School of Business Administration, Fordham University, U.S.A.
Bing-Huei Lin, Department of Finance, National Chung-Hsing University
Shih-Kuo Yeh, Department of Finance, National Chung-Hsing University

1. Purpose

As widely known that corporate bonds are illiquid, yields of corporate bonds therefore contain significant premiums to compensate for insufficient liquidity. On the other hand, Credit Default Swap (CDS) products, ever since its introduction to the market in the mid 1990s, have been more actively traded. As a result, it is an interesting question whether or not their quotes include liquidity risk premium. Many scholars consider CDS spreads as a measure of pure credit risk, yet still others believe that the spreads affect prices and hence must be associated with liquidity or other risk factors.

This study tries to use a comprehensive GFI CDS dataset to estimate the liquidity premiums in bond yields and CDS quotes simultaneously using consistent econometrics methods. In particular, we measure the liquidity premium embedded in the bond yields to examine how CDS liquidity affects the yield spread of the corresponding bonds. Thus, we can provide the link between the liquidity premiums in both the CDS and the corporate bond markets.

2. Approach

This paper employs two kinds of data. The first is CDS market quotations in the United States. Collected from the GFI CDS dataset, it covers all transactions of the period from July 2001 to October 2015. This dataset contains over ten million observations (4,135,728 bids, 3,762,940 asks, and 3,252,511 trades) across 2,677 reference entities. The other data is the corporate bond yield data collected from Trade Reporting and Compliance Engine (TRACE) matched with CDS market quotations. Moreover, we collect

corresponding credit rating data from the Fixed Investment Securities Database (FISD).

The corporate bond yield data collected from TRACE covers 7,388 reference entities. In order to match with the CDS data, we use Fuzzy string matching algorithm to merge these two different data sets. We obtain the final data of 1,074 entities, which possess both CDS market quotations and corporate bond yields simultaneously.

Regarding the hazard rates, Chen, Fabozzi, and Sverdlove (2010) have developed a two-factor squared root process which can estimate the hazard rate and the liquidity factor separately. They argue that their approach has several advantages. First, the model has closed form solutions to the risk-free discount bonds and survival probabilities and therefore the hazard rates can be computed efficiently. Secondly, the model fits credit spreads reasonably well and is flexible enough to account for any form of dynamics in credit spreads. However, this approach suffers a drawback that the hazard rate should be re-estimated periodically.

Motivated by Chen et al. (2010), we estimate the hazad rate of the one-factor squared root process designed for the credit risk model, with an uncented Kalman filter on two different kinds of data: CDS market quotations combined with corporate bond yield rates, and purely CDS. Since the uncented Kalman filter is composed of time update and measurement update equations, we can have more dynamic and accurate estimates of hazard rates. Due to the fact that CDS premium contain both the hazard rate and the liquidity factor, we use the principal components analysis to isolate the hazard rate and extract liquidity factors.

We start by estimating principal components of the CDS premiums across different reference entities. This gives us six principal components. Then, the first principal component, which accounts for 43% of total variations, is regressed on two kinds of hazard rates estimated. Subsequently, we extract two liquidity factors by calculating the residuals of each regression equation. One is extracted purely from CDS market quotations, and the other is extracted from CDS market quotations combined with corporate bond yield rates.

Based on Anderson (2017), the residuals of each regression equation can be representative of liquidity risk. Since this paper studies comovement between CDS premium changes and explores the source of that increase, its finding reveals changes in fundamentals (e. g. macroeconomic or market variables) account for only 23% of the increase in covariance. The remaining increase is attributed to changes in liquidity

and the market price of default risk. This indicates liquidity and default risk factors can well explain CDS premium change. This finding allows us to examine the residuals of regression equations as basic elements of extracting liquidity factors.

Furthermore, in order to investigate which liquidity factors can better explain market information, we implement several empirical tests to examine whether the liquidity factors have different impacts on market liquidity proxies represented by CDS bid-ask spread and trading volume of corporate bonds. In addition, we implement ADF test to examine whether liquidity factors are stationary in order to further conduct robustness checks.

3. Findings

The ADF test results reveal that these two liquidity factors extracted are stationary. Hence, we resolve the concern regarding whether spurious correlations among dependent variables will appear in further regressions. Moreover, the total variations explained by the first two components estimated using CDS premiums accounts for over 80% of total variations. The result indicates that principal component analysis would be a reasonable tool in our estimation.

Then we conduct an empirical test to compare which liquidity factors can have better relationship with the traditional liquidity measure. The test shows that liquidity risk factor estimated in this paper can be good proxies for liquidity risk. We discover that the liquidity risk factor extracted from CDS market quotations combined with corporate bond yield rates has more goodness of fit than the other factor extracted purely from CDS market quotations. It is demonstrated that the liquidity factor extracted from CDS market quotations combined with corporate bond yield rates is more significantly related to interest rate measures than the one extracted from pure CDS market quotations. The results are still the same even after we add in some macroeconomic variables as control variables. Therefore, we conclude that the liquidity factor extracted from CDS market quotations combined with corporate bond yield rates can be a better alternative.

4. Contribution

This study makes two main contributions to the CDS related literature. First, we provide a better estimation technique to conduct the empirical work about liquidity risk factor. We use an uncented Kalman filter to estimate the hazard rates under a one-factor square root stochastic process specification while previous studies such as Chen et al. (2010) or Lin, Liu, and Wu (2011) use a two-factor model to estimate the hazard rate and the liquidity factor separately. We believe the empirical approaches they employ to estimate the hazard rate and the liquidity factor are questionable because both stuides cannot necessarily update the hazard rate estimation. In addition, estimation results conducted by the uncented Kalman filter are reported to be more efficient and powerful than the Maximum Likelihood Estimation (MLE) used by Chen et al. (2010), or the Generalized Method of Moments (GMM) employed by Lin et al. (2011).

Second, this paper is the first to propose a joint estimation which combines CDS market quotations with corporate bond yield rates to estimate hazard rates. The empirical results demonstrate that the liquidity risk factor extracted from CDS market quotations combined with corporate bond yield rates has more goodness of fit than the other factor extracted purely from CDS market quotations when fitting traditional liquidity measure. We thus conclude that risk factors generated by joint estimation can be more representative of the market than the ones generated by separate estimation.

References

何殷如，2012，全面解讀信用違約交換（CDS），*證券暨期貨月刊*，30 卷 11 期：37-52。(Ho, Yin-Ju. 2012. Intepret credit default swaps comprehensively. *Securities and Futures Monthly*, 30 (11): 37-52.)

林士貴、莊明哲與方東杰，2021，天氣衍生性商品之評價與風險管理：CME 雨量指數二元式合約之應用，*臺大管理論叢*，31 卷 1 期：117-153。(Lin, Shih-Kuei, Chuang, Ming-Che, and Fang, Dong-Jie. 2021.Valuation and risk management of weather derivatives: The application of CME rainfall index binary contracts. *NTU Management Review*, 31 (1): 117-153.)

林丙輝、張森林與葉仕國，2016，台灣衍生性金融商品定價、避險與套利文獻回顧與展望，*臺大管理論叢*，27 卷 1 期：255-304。(Lin, Bing-Huei, Chung, San-Lin, and Yeh, Shih-Kuo. 2016. Review and prospects of Taiwan derivatives research: Pricing, hedging, and arbitrage. *NTU Management Review*, 27 (1): 255-304.)

_____，2017，台灣衍生性金融商品市場實證與運用研究文獻回顧與展望，*臺大管理論叢*，27 卷 2 期：211-258。(Lin, Bing-Huei, Chung, San-Lin, and Yeh, Shih-Kuo. 2017. Review and prospects of Taiwan derivatives research: Empirical studies and applications. *NTU Management Review*, 27 (2): 211-258.)

劉啟群與吳思蓉，2020，2008 金融海嘯及金融改革對貸款成長的衝擊：從銀行資本的角度探討，*會計評論*，70 卷：1-42。(Liu, Chi-Chun, and Wu, Szu-Jung. 2020. The impact of the 2008 financial crisis and regulation reforms on loan growth: Evidence from the effect of capital. *Journal of Accounting Review*, 70: 1-42.)

Anderson, M. 2017. What drives the commonality between credit default swap spread changes?. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 52 (1): 243-275.

Aragon, G. O., Li, L., and Qian, J. Q. 2019. The use of credit default swaps by bond mutual funds: Liquidity provision and counterparty risk. *Journal of Financial Economics*, 131 (1): 168-185.

Arora, N., Gandhi, P., and Longstaff, F. A. 2012. Counterparty credit risk and the credit default swap market. *Journal of Financial Economics*, 103 (2): 280-293.

Augustin, P., Subrahmanyam, M. G., Tang, D. Y., and Wang, S. Q. 2014. Credit default swaps–A survey. *Foundations and Trends in Finance*, 9 (1-2): 1-196.

Aunon-Nerin, D., Cossin, D., Hricko, T., and Huang, Z. 2002. *Exploring for the*

determinants of credit risk in credit default swap transaction data: Is fixed-income markets' information sufficient to evaluate credit risk? (FAME Research Paper No. 65). International Center for Financial Asset Management and Engineering. https://doi.org/10.2139/ssrn.375563

Bai, J., and Wu, L. 2016. Anchoring credit default swap spreads to firm fundamentals. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 51 (5): 1521-1543.

Baker, M., and Wurgler, J. 2006. Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The Journal of Finance*, 61 (4): 1645-1680.

Berndt, A., Douglas, R., Duffie, D., and Ferguson, M. 2018. Corporate credit risk premia. *Review of Finance*, 22 (2): 419-454.

Blanco, R., Brennan, S., and Marsh, I. W. 2005. An empirical analysis of the dynamic relation between investment-grade bonds and credit default swaps. *The Journal of Finance*, 60 (5): 2255-2281.

Bongaerts, D., De Jong, F., and Driessen, J. 2011. Derivative pricing with liquidity risk: Theory and evidence from the credit default swap market. *The Journal of Finance*, 66 (1): 203-240.

Bühler, W., and Trapp, M. 2009. *Time-varying credit risk and liquidity premia in bond and CDS markets (CFR Working Papers No. 09-13).* Köln, Germany: Centre for Financial Research, University of Cologne.

Carr, P., and Wu, L. 2016. Analyzing volatility risk and risk premium in option contracts: A new theory. *Journal of Financial Economics*, 120 (1): 1-20.

Chen, R. R., Cheng, X., and Wu, L. 2005. *Dynamic interactions between interest rate, credit, and liquidity risks: Theory and evidence from the term structure of credit default swap spreads*. http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.779445

Chen, R. R., Fabozzi, F. J., and Sverdlove, R. 2010. Corporate credit default swap liquidity and its implications for corporate bond spreads. *Journal of Fixed Income*, 20 (2): 31-57.

Ericsson, J., Jacobs, K., and Oviedo, R. 2009. The determinants of credit default swap premia. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 44 (1): 109-132.

Ericsson, J., Reneby, J., and Wang, H. 2015. Can structural models price default risk? Evidence from bond and credit derivative markets. *Quarterly Journal of Finance*, 5 (3): 1-32.

Huang, J. Z., and Huang, M. 2012. How much of the corporate-treasury yield spread is due to credit risk?. *The Review of Asset Pricing Studies*, 2 (2): 153-202.

Hull, J., Predescu M., and White, A. 2004. The relationship between credit default swap spreads, bond yields, and credit rating announcements. *Journal of Banking & Finance*, 28 (11): 2789-2811.

Irresberger, F., Weiß, G. N. F., Gabrysch, J., and Gabrysch, S. 2018. Liquidity tail risk and credit default swap spreads. *European Journal of Operational Research*, 269 (3): 1137-1153.

Jankowitsch, R., Nagler, F., and Subrahmanyam, M. G. 2014. The determinants of recovery rates in the US corporate bond market. *Journal of Financial Economics*, 114 (1): 155-177.

Jiang, W., Ou, J., and Zhu, Z. 2021. Mutual fund holdings of credit default swaps: Liquidity, yield, and risk. *The Journal of Finance*, 76 (2): 537-586.

Junge, B., and Trolle, A. B. 2015. *Liquidity risk in credit default swap markets (Research Paper No. 13-65).* Swiss Finance Institute. https://doi.org/10.2139/ssrn.2371374

Kamga, K., and Wilde, C. 2017. *Liquidity premia in CDS markets (SAFE Working Paper No. 173).* Leibniz Institute for Financial Research SAFE. https://doi.org/10.2139/ssrn.3005276

Kim, K. 2017. Liquidity basis between credit default swaps and corporate bonds markets. *International Review of Economics & Finance*, 48: 98-115.

Lin, H., Liu, S., and Wu, C. 2011. Dissecting corporate bond and CDS spreads. *The Journal of Fixed Income*, 20 (3): 7-39.

Lin, J. C., Sanger, G., and Booth, G. G. 1995. Trade size and components of the bid-ask spread. *Review of Financial Studies*, 8 (4): 1153-1183.

Longstaff, F. A., Mithal, S., and Neis, E. 2005. Corporate yield spreads: Default risk or liquidity? New evidence from the credit default swap market. *Journal of Finance*, 60 (5): 2213-2253.

Lovreta, L. 2016. Demand-supply imbalances in the credit default swap market: Empirical evidence. *The European Journal of Finance*, 22 (1): 28-58.

Mateev, M. 2019. Volatility relation between credit default swap and stock market: New empirical tests. *Journal of Economics and Finance*, 43 (4): 681-712.

Qiu, J., and Yu, F. 2012. Endogenous liquidity in credit derivatives. *Journal of Financial*

Economics, 103 (3): 611-631.

Ronen, T., and Zhou, X. 2013. Trade and information in the corporate bond market. *Journal of Financial Markets*, 16 (1): 61-103.

Silva, P. P., Vieira, C., and Vieira, I. V. 2016. The EU ban on uncovered sovereign credit default swaps: Assessing impacts on liquidity, volatility, and price discovery. *The Journal of Derivatives*, 23 (4): 74-98.

Tang, D. Y., and Yan, H. 2007. *Liquidity and credit default swap spreads.* Paper presented at the annual meeting of the American Finance Association, Chicago, IL.

Zhu, H. 2006. An empirical comparison of credit spreads between the bond market and the credit default swap market. *Journal of Financial Services Research*, 29 (3): 211-235.

Author Biography

Chung-Ying Yeh

Professor Yeh got his finance Ph.D. from National Taiwan University, Taiwan. He is a Distinguished Professor of the Department of Finance, National Chung-Hsing University, Taiwan. His research interests include asset pricing, empirical derivatives research, behavior finance, risk management, bond market analysis, etc. His works have appeared in *Journal of Empirical Finance*, *Journal of Futures Markets*, *Journal of Fixed Income*, *Pacific-Basin Finance Journal*, *Journal of Financial Studies*, *Review of Securities and Futures Markets*, and *NTU Management Review*.

Ren-Raw Chen

Professor Chen received his Ph.D. in finance from the University of Illinois at Urbana-Champaign. He is a Professor of the Graduate School of Business Administration, Fordham University, U.S.A. He has taught at Rutgers, the State University of New Jersey, University of Pittsburgh, National Taiwan University, and Hong Kong University. He has worked at JP Morgan, Lehman Brothers, Grand Cathy Securities Corporation, Moody's KMV, Black Rock and Morgan Stanley. Ren-Raw Chen specializes in modeling term structure of interest rates and credit risks, automating pricing models for trading desks and rating agencies, deriving closed-form solutions, implementing lattice and Monte Carlo simulations, and complex calibrations. Professor Chen has published papers in major finance and professional journals. He has implemented pricing models for financial companies, including credit derivatives pricing models for Lehman Brothers, structural default models for Moody's KMV, convertible bond and fixed-income derivatives models for Grand Cathy Securities Corporation, and a two-factor HJM model for Polypaths Software.

Bing-Huei Lin

Professor Lin got his Ph.D. in Finance from Manchester Business School, UK. He is a Distinguished Professor of the Department of Finance, National Chung-Hsing University. Also, he is currently acting as Chairman of Secuities and Futures Institute in Taiwan, which is a non-profit organization to guide investment activities, promote academic and practical research in the domains of securities and futures. His research interests include financial engineering, derivatives pricing and hedging, empirical derivatives research, investment portfolio anagement, bond market analysis, etc. His works have appeared in *Journal of Business Finance and Accounting*, *Journal of Futures Markets*, *Journal of*

Business Research, *Review of Derivatives Research*, *Journal of Financial Studies*, *Review of Securities and Futures Markets*, and *NTU Management Review*.

*Shih-Kuo Yeh

Professor Yeh got his finance Ph.D. from National Taiwan University, Taiwan. He is a Lifetime Distinguished Professor of the Department of Finance, National Chung-Hsing University, Taiwan. His research interests include derivatives pricing and hedging, empirical derivatives research, financial engineering, risk management, bond market analysis, etc. His works have appeared in *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, *Journal of Banking and Finance*, *Journal of Fixed Income*, *Pacific-Basin Finance Journal*, *Journal of Financial Studies*, *Review of Securities and Futures Markets*, *NTU Management Review*, and *Journal of Management*.

*E-mail: seiko@nchu.edu.tw
本文作者感謝科技部 (NSC 106-2410-H-005-006-MY2) 對本研究的資助。