**產業特性對市場情緒傳導效應之調節作用：基於大型語言模型的實證研究**

申請者：逢甲大學財務金融系 陳彥綸

指導教授:逢甲大學財務金融學系副教授 陳麗君 博士

1. **摘要**

本研究探討市場情緒在不同產業中的影響，並分析供應鏈如何調節情緒傳導。市場情緒與股價變動密切相關，不同產業因競爭程度與產業結構對情緒的敏感度存在異質性，但情緒如何透過供應鏈影響上下游企業仍待進一步研究。本研究運用ChatGPT 及自然語言處理 (NLP) 進行情緒分析，建立0 至 1 的情緒指標，並透過股價變動百分比計算情緒彈性係數。數據來源包括鉅亨網財經新聞 (2015-2024）、台灣經濟新聞 (TEJ) 與產業價值鏈資訊平台，以評估市場情緒在不同產業與供應鏈中的傳導效應。預期結果顯示，競爭激烈或新興產業（如科技、生技）對市場情緒更敏感，穩定產業 (如公用事業、電信) 則受影響較小，供應鏈關聯性可能放大或抑制情緒影響。本研究補充市場情緒傳導機制，並為投資決策與風險管理提供參考。

1. **研究動機與研究問題**

2021 年 GameStop (GME) 事件揭示了社群媒體驅動的市場情緒對股價波動的顯著影響 (Bradley et al.,2023)。當時，Reddit 等社群平台上的投資者情緒推動 GME 股價在極短期間內暴漲數十倍，突顯出市場情緒可能超越傳統財務指標，成為價格變動的關鍵驅動因素。然而，現有文獻多著重於探討市場情緒對個股或整體市場的影響 (Cristescu et al., 2022；Huang et al., 2024；Silva & Thesmar, 2024)，對於產業特性如何調節市場情緒的傳導效應的研究相對匱乏。此研究缺口促使**本研究深入探討市場情緒在不同產業間的傳播機制，以期建構更完整的產業分析框架。**

傳統產業分析方法 (如SWOT分析、波特五力分析或SCP分析) 主要依賴靜態的產業結構與歷史數據進行評估 (賴美華，2022；洪秀蘭，2022)。然而，在當前資訊快速流動的市場環境下，這些方法難以即時捕捉市場情緒的動態變化。隨著自然語言處理 (NLP) 技術與大數據分析方法的進步，情緒分析已展現出優於傳統方法的預測能力。Araci & Genc (2019) 的實證研究證實，基於語言模型的情緒分析在市場趨勢預測的準確性與時效性方面皆優於傳統方法。據此，**本研究擬建構整合市場情緒傳導機制的產業分析框架，以提升現有產業分析方法的預測效能與時效性。**

產業特性可能顯著影響市場情緒的擴散效應。相較於傳統製造業較為穩定的市場反應模式，新興產業 (如半導體、生技、金融等) 因其高度競爭性與技術創新特質，往往表現出更強的市場情緒敏感度 (Teece, 2007)。然而，目前學術界對於產業特性如何調節市場情緒的傳導效應仍缺乏系統性的探討。有鑑於此，**本研究將運用情緒分析方法量化不同產業對市場情緒的敏感度，並探討產業特性對情緒傳導效應的調節作用。**

文獻已證實不同資訊來源 (如分析師報告、新聞媒體、社群網路) 的情緒傳遞能顯著影響投資決策與資產價格波動 (Kim et al., 2021；Huang et al., 2020； Hirshleifer et al., 2024)。其中，新聞媒體因其即時性與廣泛影響力，已成為市場情緒的關鍵載體 (BYBEE et al., 2024)。儘管新聞內容可能受到媒體立場或標題效應影響而展現較高的情緒波動性 (Bianchi et al., 2024)，但其在市場資訊傳遞中的核心角色仍不容忽視。有鑑於此，**本研究將整合大型語言模型 (Large Language Models, LLMs) 與自然語言處理技術，以新聞文本為主要分析對象，建構跨產業的情緒傳導網絡，探討市場情緒如何在不同產業間擴散並影響市場表現。**

借鑒供應鏈傳染效應理論 (McFarland et al., 2008)，本研究認為市場情緒的傳播具有明顯的網絡特徵。現有研究多聚焦於企業間或單一產業內的傳染效應(Zhang et al., 2019；Hertzel et al., 2008；Filbeck et al., 2016)，較少探討跨產業的情緒傳導機制。**本研究將從產業網絡的視角，建構市場情緒的傳導模型，分析產業特性如何調節情緒的擴散強度與影響範圍。**

**本研究將整合大型語言模型與自然語言處理技術，量化分析市場文本中的情緒對股價的影響。研究重點聚焦於三個面向：(1)運用新聞文本建構產業情緒指標，探討市場情緒對產業股價報酬的影響；(2)建立產業特性與市場情緒的交互項模型，檢驗產業特徵如何調節情緒對股價報酬的影響程度；(3)結合供應鏈連接程度，分析上下游產業間的市場情緒時間傳遞效應，探討產業關聯性如何強化情緒的傳導作用。本研究期望透過這些量化分析，為產業研究、投資決策與學術發展提供理論基礎與實務應用價值。**

1. **文獻探討與回顧**
2. **情緒分析在金融市場中的應用**

金融市場中的情緒分析研究已從早期的單一市場反應研究，逐漸演進為多維度的綜合分析。實證研究顯示，市場情緒對投資行為的影響具有顯著的非對稱性與時間異質性。Huang & Wermers (2020) 發現機構投資者對負面新聞的反應遠較正面新聞強烈，這種非對稱反應在資訊不對稱程度較高的市場中更為明顯，與 Tetlock (2007) 及 Engelberg et al. (2014) 的研究結果相互呼應。He et al. (2022) 以中國A股市場為例，進一步證實了情緒影響的時間異質性：短期內媒體情緒與股票報酬率呈現正相關，但長期則轉為負相關。值得注意的是，較高的資訊品質 (如分析師覆蓋度、審計品質及股權結構) 能有效調節情緒的影響程度。

技術創新，特別是自然語言處理的發展，顯著提升了情緒分析的精確度與應用範疇。傳統的詞典基礎模型雖能為文本分配情緒分數，但往往難以捕捉語境的細微差異。Mathebula et al. (2024) 提出的創新框架，整合了 ChatGPT、BERT 和 BiLSTM 技術，不僅在準確率和F1分數方面取得突破性進展 (分別達到98.9%和97.7%)，更透過零樣本學習實現了自動化標註，大幅降低了數據準備成本。這些技術進步為本研究建構跨產業情緒傳導網絡提供了堅實的方法論基礎，使我們能更精確地量化和分析市場情緒在不同產業間的傳遞機制。

1. **產業特性**

產業特性在市場情緒傳導過程中扮演關鍵的調節角色，這一現象已在多項研究中得到證實。產業集中度與競爭程度是影響市場情緒傳導的重要因素：Hou & Robinson (2006) 的研究表明，高度集中的產業因具備較高的進入壁壘，能夠較好地規避系統性風險，因此要求較低的預期報酬；相對地，Hoberg & Phillips (2010) 發現競爭激烈的產業對市場情緒表現出更高的依賴性，更容易形成估值泡沫和劇烈波動。

市場情緒對不同產業的影響程度存在顯著差異。Tetlock (2007) 的研究揭示，媒體悲觀情緒對競爭激烈、高度依賴市場預期的產業 (如科技、生技、金融業) 影響更為顯著。Da et al. (2014) 透過 FEARS 指數的研究進一步強化了這一發現，指出高Beta、高波動性產業對市場情緒的敏感度遠高於穩定產業 (如公用事業、電信業)。這些研究發現為本計畫探討產業特性對市場情緒傳導效應的調節作用提供了重要理論依據，有助於我們建構更完整的產業分析框架。

1. **供應鏈網絡**

供應鏈網絡作為市場情緒傳播的重要載體，其結構特性與傳導機制已成為學術界關注的焦點。McFarland et al. (2008) 提出的供應鏈傳染效應理論為理解市場情緒的跨產業傳播提供了基礎框架，而 Kim et al. (2015) 的研究進一步揭示了供應鏈關係緊密度與風險傳導速度的關聯性。這些發現對於理解市場情緒在產業網絡中的擴散機制具有重要啟發。

近期研究更加關注外部衝擊對供應鏈網絡中情緒傳導的影響。Hassan et al. (2023) 透過COVID-19期間的案例研究，發現供應鏈中斷與市場情緒變化的交互作用對企業估值產生深遠影響，特別是管理層公開發言與市場信號在供應鏈網絡中表現出明顯的傳導效應。Lee et al. (2024) 則從產業互補性的角度切入，發現具有互補關係的不同產業企業往往表現出顯著的營運與股價共動性。

**這些研究成果為本計畫建構市場情緒傳導模型提供了全面的理論基礎。通過整合大規模語言模型的技術優勢與產業網絡分析的系統視角，本研究將探討產業特性與供應鏈結構如何影響情緒的擴散強度與範圍，進而建立更完整的市場情緒傳遞框架，為產業分析與投資決策提供創新的研究視角。**

1. **研究步驟及方法**

本研究採用多元資料分析架構，結合文字探勘、情緒分析與量化建模，探討市場情緒在產業間的傳導機制。研究設計以新聞文本作為情緒分析的主要數據來源，透過整合大型語言模型與自然語言處理技術建構產業情緒指標。同時，本研究將蒐集完整的產業財務與供應鏈數據，以建立產業情緒彈性係數，量化不同產業對市場情緒的敏感度。進一步地，研究將探討供應鏈網絡中的情緒傳遞效應，並驗證基於市場情緒的交易策略，以評估情緒因子在投資決策中的實務應用價值。

1. **資料來源與範疇**

本研究整合新聞文本、產業財務與供應鏈網絡三大類數據，建構市場情緒傳導分析框架。研究選取鉅亨網財經新聞平台十年期間（2015-2024年）的台股新聞作為文本資料，透過關鍵字篩選與產業分類確保內容相關性。產業財務數據取自台灣經濟新報 (TEJ) 資料庫，包含市值、帳面價值比、營收成長率、股價波動性等財務指標，並整合季度財務報表與日度交易資料。供應鏈網絡數據則運用產業價值鏈資訊平台，建構產業間的關聯結構與交易強度。

1. **研究架構**
2. **情緒分析**

本研究運用 ChatGPT 進行文本情緒分析，將情緒指標數值標準化至 -1 至1之間，量化市場情緒變動，*i* 公司時間 *t* 每日情緒指標 () 計算如方程式 (1)：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

其中 是*i* 公司時間 *t* 第 *j* 篇新聞，而 是當日新聞數。

為衡量市場情緒對股價波動的影響，計算情緒彈性係數 (*ESSen*)。情緒彈性係數是股價 (*S*) 變動百分比相對情緒 (*Sen*) 變動百分比，其公式如方程式 (2)：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2) |

計算各產業平均情緒、平均情緒彈性係數、進行統計顯著性檢定、建立產業敏感度排序。

1. **產業比較**
2. 產業特性情緒效應 [模型 (3)、模型 (4)]

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3) |

|  |  |
| --- | --- |
|  | (4) |

模型 (3) 及模型 (4) 將探討產業特性情緒效應，其中 代表報酬率，*i*為產業，*t*為時間，*ASen* 及 *AESSen* 分別表示產業的平均情緒及平均情緒彈性係數，*Ind* 則是產業特徵 (例如：市值、競爭度、波動性等)。為了捕捉情緒與產業特性之間的互動效應，我們引入了交互項 及 ，以解釋新聞情緒對報酬率的影響如何因產業特性而異。Controls 項採用三因子模型 (市場風險、市值因子、價值因子)，考慮到市場情緒與波動性有著強烈的相關性 (Hirshleifer et al.,2024)，所以額外納入波動因子。

1. 產業情緒反應時間差異 [模型 (5)、模型 (6)]

|  |  |
| --- | --- |
|  | (5) |

|  |  |
| --- | --- |
|  | (6) |

考慮時間延遲效應，模型 (5) 及模型 (6) 比較不同產業情緒反應時間差異，模型變數定義同模型 (3) 及模型 (4)。

1. **供應鏈分析[**模型 (7) 及模型 (8)**]**

|  |  |
| --- | --- |
|  | (7) |

|  |  |
| --- | --- |
|  | (8) |

供應鏈分析將探討產業間供應鏈上、下游產業情緒傳遞。模型 (7) 中， 表示下游產業 *i* 在時間 *t* 的市場情緒， 則代表產業 *i* 的上游產業 *j* 在時間 *t* 的市場情緒；模型 (8) 中， 表示上游產業 *j* 在時間 *t* 的市場情緒，而 則表示產業 *i* 的下游產業 *j* 在時間 *t* 的市場情緒。 反映產業 *i* 與產業 *j* 的關聯性，表示兩者在供應鏈中的連接程度，例如：產品依賴性、交易關係等。 及 表示情緒與產業關聯性的交互項，當 為正時，表示當上游與下游的相關性愈高，則市場情緒的傳遞效應更為明顯。Controls 將同樣採用與市場面三因子模型加上波動因子作為控制變數。

1. **情緒傳導效應應用**
2. **產業傳導策略**

當上游產業的情緒 () 高於臨界點 ()，且與下游產業的關聯性大於最小關聯值 () 時，產生買入信號，表示下游產業的股票預期將受到正面影響。然而，當上游產業的情緒低於負的臨界點 ()，且與下游產業的關聯性大於最小關聯值時，產生賣出信號，表示下游產業的股票可能受到負面影響。策略邏輯如下表

|  |
| --- |
| 策略邏輯 |
| **Input**: |
| Daily , , values |
| Thresholds: , , |
| **Output**: Trading signals |
| **for** each trading day t **do** |
| **if**  and  **then** |
| Generate buy signal for t+1 market open |
| **else if** and **then** |
| Generate sell signal for t+1 market open |

1. **策略優化參數**

供應鏈情緒交易策略的優化關鍵在於**情緒門檻**、**進出場時機**、**持有期間**與**停損停利**。適當的情緒門檻值能平衡交易頻率與準確性，進出場時機可透過技術指標過濾雜訊提升勝率，持有期間應依市場波動調整，而停損停利機制則能有效控管風險與確保收益。綜合這四點優化，可提升交易策略的穩健性與績效。

1. **績效評估指標**

在評估交易策略績效時，常用的四個指標包括**年化報酬率**，它衡量策略每年平均回報，反映其長期收益能力；**夏普比率**，計算風險調整後的回報，越高代表在承擔風險下的回報越好；**最大回撤**，衡量策略資本回撤期間的最大損失，數值越低表示風險控制較佳；以及**勝率**，表示獲利交易的比例，勝率較高代表策略選擇準確性較強。這些指標能全面評估策略的收益、風險和穩定性，為策略優化提供依據。

1. **實務考量**

在實施交易策略時，交易成本與資金配置是關鍵的實務考量因素。交易成本包括手續費、滑點等市場交易費用，這些成本會直接影響最終回報，尤其在高頻交易情況下，因此設計策略時應考慮交易成本，避免頻繁交易帶來過高成本。另一方面，資金配置是指如何將資金分配到不同的交易策略或資產，合理配置可有效分散風險並最大化回報。常見的資金配置方法包括等權重配置、風險平衡配置和動態調整配置。適當的資金配置能保護資本並提升策略效益，兩者共同決定了策略的可持續性和長期績效。

1. **預期結果**

根據 Liu et al. (2023) 的研究，投資者情緒與股價變動之間存在顯著的正向聯動，且相較於傳統分析方法，情緒分析能夠更準確地捕捉市場波動 (Araci & Genc, 2019; Mathebula et al., 2024)。在產業層面，Hoberg & Phillips (2010) 和 Tetlock (2007) 指出，不同的產業特性會影響市場情緒的反應程度。例如，競爭激烈或技術創新驅動的新興產業 （如科技、生技） 對市場情緒的敏感度較高，而較成熟或高度集中的產業則相對穩定。此外，在供應鏈層面，McFarland et al. (2008) 提出的供應鏈傳染效應表明，上下游產業之間的市場情緒會相互影響，且傳遞強度取決於產業間的關聯性與互補性 (Kim et al., 2015; Lee et al., 2024)。基於以上觀點，本研究預期結果如下：

1. 產業股價報酬與市場情緒具有顯著的正向關係，且相較於傳統財務分析方法，基於情緒分析的模型預測能力更強，能更準確地反映市場波動與投資者行為。
2. 不同產業對市場情緒的反應程度不同，其中競爭激烈、高成長產業 (如科技、生技、金融） 對市場情緒變動的敏感度較高，而傳統製造業或高度集中的產業則相對穩定。
3. 供應鏈關係影響市場情緒的傳遞效應。當上游產業的市場情緒發生變動時，下游產業的市場情緒與股價報酬將受到影響，且影響強度與兩者的關聯性成正比。

總體而言，本研究預期證實市場情緒可顯著影響產業股價報酬，且相較於傳統財務指標，情緒分析能更即時、準確地捕捉市場波動。不同產業對市場情緒的敏感度取決於產業特性，其中競爭激烈、高創新的產業 (如科技、生技) 對市場情緒變動反應更大，而成熟產業則相對穩定。此外，基於供應鏈傳染效應理論，市場情緒在上下游產業間的傳遞效應將隨供應鏈關聯性增強，影響股價波動幅度。本研究期望透過結合大型語言模型與情緒分析，建構更完善的產業情緒傳導框架，為投資決策與市場預測提供新視角，並為永續發展與金融風險管理帶來貢獻。

1. **需要指導教授指導內容**

此研究計畫由逢甲大學財務金融學系的陳麗君副教授擔任指導教授，教授在財務工程、資產訂價和能源財務等領域有豐富的研究經驗，同時在國際期刊上刊登相關研究成果。學生將向指導教授學習以下幾點：(1)實證資料的有效記錄和分類方法。(2)建立和執行研究方法。(3)撰寫和呈現研究結果的方式。指導教授將引導學生進行全面的研究，並提供必要的專業知識和技能，以幫 助學生達成研究目標。

1. **參考文獻**

洪秀蘭（2022）。運用波特五力分析探討汽車零件產業的競爭力-以H公司為例。﹝碩士論文。亞洲大學﹞臺灣博碩士論文知識加值系統。 <https://hdl.handle.net/11296/qndm7g>。

賴美華（2022）。台灣代工產業如何從代工走向品牌企業轉型的SWOT策略分析—以服飾業為例。﹝碩士論文。國立政治大學﹞臺灣博碩士論文知識加值系統。<https://hdl.handle.net/11296/w6v2dp>。

Araci, D., & Genc, Z. (2019, September). *FINBERT: FINANCIAL SENTIMENT ANALYSIS WITH PRE-TRAINED LANGUAGE MODELS*. ICLR 2020 Conference Blind Submission, Virtual Conference. <https://openreview.net/forum?id=HylznxrYDr>

Bianchi, F., Gomez-Cram, R., & Kung, H. (2024). Using Social Media to Identify the Effects of Congressional Viewpoints on Asset Prices. *The Review of Financial Studies*, *37*(7), 2244–2272. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhae001>

Bradley, D., Jr, J. H., Jame, R., & Xiao, Z. (2023). Place Your Bets The Value of Investment Research on Reddit’s Wallstreetbets. *The Review of Financial Studies*, *37*(5), 1409–1459. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhad098>

Bybee, L., Kelly, B., Manela, A., & Xiu, D. (2024). Business News and Business Cycles. *The Journal of Finance*, *79*(5), 3105–3147. <https://doi.org/10.1111/jofi.13377>

Cristescu, M. P., Nerisanu, R. A., Mara, D. A., & Oprea, S.-V. (2022). Using Market News Sentiment Analysis for Stock Market Prediction. *Mathematics*, *10*(22), 4255. <https://doi.org/10.3390/math10224255>

Da, Z., Engelberg, J., & Gao, P. (2014). The Sum of All FEARS: Investor Sentiment and Asset Prices. *The Review of Financial Studies*, *28*(1), 1–32. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhu072>

de Silva, T., & Thesmar, D. (2023). NOISE IN EXPECTATIONS: EVIDENCE FROM ANALYST FORECASTS. *The Review of Financial Studies*, *37*(5), 1494–1537. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhad091>

Filbeck, G., Kumar, S., Liu, J., & Zhao, X. (2016). Supply chain finance and financial contagion from disruptions—Evidence from the automobile industry. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, *46*(4). <https://doi.org/10.1108/IJPDLM-04-2014-0082>

Hassan, T. A., Hollander, S., van Lent, L., Schwedeler, M., & Tahoun, A. (2023). Firm-Level Exposure to Epidemic Diseases: COVID-19, SARS, and H1N1. *The Review of Financial Studies*, *36*(12), 4919–4964. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhad044>

He, Y., Qu, L., Wei, R., & Zhao, X. (2022). Media-based investor sentiment and stock returns: A textual analysis based on newspapers. *APPLIED ECONOMICS*, *54*(7), 774–792. [https://doi.org/10.1080/00036846.2021.1966369](%20https:/doi.org/10.1080/00036846.2021.1966369)

Hertzel, M., Li, Z., Officer, M., & Rodgers, K. (2008). Inter-firm linkages and the wealth effects of financial distress along the supply chain☆. *Journal of Financial Economics*, *87*(2), 374–387. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2007.01.005>

Hirshleifer, D., Peng, L., & Wang, Q. (2024). News Diffusion in Social Networks and Stock Market Reactions. *The Review of Financial Studies*, *38*(3), 883–937. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhae025>

Hoberg, G., & Phillips, G. (2010). Real and Financial Industry Booms and Busts. *The Journal of Finance*, *65*(1), 45–86. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2009.01523.x>

Hou, K., & Robinson, D. T. (2006). Industry Concentration and Average Stock Returns. *The Journal of Finance*, *61*(4), 1927–1956. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2006.00893.x>

Huang, A. G., Tan, H., & Wermers, R. (2020). Institutional Trading around Corporate News: Evidence from Textual Analysis. *The Review of Financial Studies*, *33*(10), 4627–4675. [https://doi.org/10.1093/rfs/hhz136](%20https:/doi.org/10.1093/rfs/hhz136)

Huang, D., Jiang, F., Tu, J., & Zhou, G. (2014). Investor Sentiment Aligned: A Powerful Predictor of Stock Returns. *The Review of Financial Studies*, *28*. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhu080>

Kim, K., Ryu, D., & Yang, H. (2021). Information uncertainty, market sentiment, and analyst reports. *International Review of Financial Analysis*, *77*, 101835. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101835>

Kim, Y., Chen, Y., & Linderman, K. (2015). Supply network disruption and resilience: A network structural perspective. *Journal of Operations Management*, *33–34*(1), 43–59. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2014.10.006>

Lee, C. M. C., Shi, T. T., Sun, S. T., & Zhang, R. (2024). Production complementarity and information transmission across industries. *Journal of Financial Economics*, *155*, 103812. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2024.103812>

Liu, Q., Lee, W.-S., Huang, M., & Wu, Q. (2023). Synergy between stock prices and investor sentiment in social media. *Borsa Istanbul Review*, *23*(1), 76–92. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2022.09.006>

Mathebula, M., Modupe, A., & Marivate, V. (2024). ChatGPT as a Text Annotation Tool to Evaluate Sentiment Analysis on South African Financial Institutions. *IEEE Access*, *12*, 144017–144043. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3464374>

McFarland, R. G., Bloodgood, J. M., & Payan, J. M. (2008). Supply Chain Contagion. *Journal of Marketing*, *72*(2), 63–79. <https://doi.org/10.1509/jmkg.72.2.63>

Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, *28*(13), 1319–1350. <https://doi.org/10.1002/smj.640>

Tetlock, P. C. (2007). Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market. *The Journal of Finance*, *62*(3), 1139–1168. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2007.01232.x>

Zeng, Y., Chan, K. C., Chen, Y., & Li, L. (2023). Do analysts pay attention to managerial sentiment? Evidence from analysts’ following decisions and earnings forecasts. *Borsa Istanbul Review*, *23*(2), 269–284. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2022.10.008>

Zhang, M., Zhang, J., Ma, R., & Chen, X. (2019). Quantifying Credit Risk of Supply Chain Finance: A Chinese Automobile Supply Chain Perspective. *IEEE Access*, *7*, 144264–144279. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2939287>