

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：逢甲大學財務金融學系 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

(一)摘要

本研究探討產業特性如何調節市場情緒的傳導效應，運用大型語言模型與自然語言處理技術，建構產業情緒分析框架。研究整合 2015 至 2024 年的新聞文本、產業財務與供應鏈網絡數據，透過情緒彈性係數量化產業對市場情緒的敏感度。研究建立產業特性與情緒傳導的交互模型，同時引入供應鏈網絡視角，分析市場情緒在產業間的傳播機制。

研究預期發現：情緒分析模型較傳統方法更能準確捕捉市場波動；競爭激烈與技術驅動產業展現較高的情緒敏感度；上游產業情緒變動透過供應鏈網絡影響下游產業，且傳導強度與產業關聯程度呈正相關。研究結果將為產業分析與投資決策提供新的理論基礎與實務應用價值。

(二)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。

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、公司管理層）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；Zeng et al., 2023）。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。

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。

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。

(三)文獻探討與回顧

1. 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。

2. 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。

3. 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。

(四)研究步驟及方法

本研究建構多元分析框架，整合文字探勘、情緒分析與計量模型，系統性探討市場情緒在產業間的傳導機制。研究以新聞文本為基礎，透過大型語言模型與自然語言處理技術建構產業情緒指標，並結合產業財務與供應鏈數據，量化產業對市場情緒的敏感度。進一步地，研究建立供應鏈情緒傳遞模型，發展情緒導向的投資策略，以評估市場情緒在投資決策中的實務價值。

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。

2. 研究架構

I. 情緒分析與量化指標建構

本研究運用大型語言模型 (ChatGPT) 進行新聞文本的情緒分析，建立標準化的市場情緒指標。對於公司 i 在時間 t 的每日情緒指標 ($Sen_{i,t}$)，採用方程式 (1) 進行計算：

$$Sen_{i,t} = \frac{\sum_{j=1}^{N_{i,t}} Sen_{j,i,t}}{N_{i,t}} \quad (1)$$

其中 $Sen_{j,i,t}$ 代表公司 i 在時間 t 的第 j 篇新聞情緒值，經標準化至 $[-1, 1]$ 區間； $N_{i,t}$ 表示當日相關新聞總數。此標準化過程確保情緒指標的跨時間與跨公司可比性。

為量化市場情緒對股價波動的影響強度，本研究建構情緒彈性係數 ($ESSen$)，其計算方式如方程式 (2)：

$$ESSen_{i,t} = \frac{(S_{i,t+1} - S_{i,t})/S_{i,t}}{(Sen_{i,t+1} - Sen_{i,t})/Sen_{i,t}} \quad (2)$$

情緒彈性係數衡量股價 (S) 變動對情緒 (Sen) 變化的敏感程度，為後續產業比較提供量化基礎。

研究進一步計算各產業的平均情緒值與平均情緒彈性係數，進行統計顯著性檢定，建立產業情緒敏感度排序，以探討產業特性與情緒反應的關聯性。

II. 產業特性與情緒效應分析

本研究透過一系列計量模型探討產業特性對市場情緒效應的調節作用。首先，建立產業特性情緒效應模型，如方程式 (3) 與 (4)：

$$R_{i,t} = \alpha + \beta_1 ASen_{i,t} + \beta_2 Ind_{i,t} + \beta_3 (ASen * Ind)_{i,t} + Controls + \varepsilon \quad (3)$$

$$R_{i,t} = \alpha + \beta_1 AESSen_{i,t} + \beta_2 Ind_{i,t} + \beta_3 (AESSen * Ind)_{i,t} + Controls + \varepsilon \quad (4)$$

其中， $R_{i,t}$ 代表產業 i 在時間 t 的報酬率， $ASen$ 與 $AESSen$ 分別為產業平均情緒與平均情緒彈性係數， Ind 表示產業特徵（包含市值、競爭度、波動性等）。為捕捉情緒與產業特性的交互作用，模型引入交互項 $ASen * Ind$ 與 $AESSen * Ind$ ，以量化產業特性對情緒傳導效果的調節作用。控制變數除採用傳統的三因子模型（市場風險、市值因子、價值因子）外，考量市場情緒與波動性的高度相關性（Hirshleifer et al., 2024），亦納入波動因子。

進一步地，本研究考慮市場情緒的時間延遲效應，建立動態反應模型 (5) 與 (6)：

$$R_{i,t} = \alpha + \sum_{l=0}^k \beta_l ASen_{i,t-l} + \gamma_1 Ind_{i,t} + \gamma_2 (ASen * Ind)_{i,t} + Controls + \varepsilon \quad (5)$$

$$R_{i,t} = \alpha + \sum_{l=0}^k \beta_l AESSen_{i,t-l} + \gamma_1 Ind_{i,t} + \gamma_2 (AESSen * Ind)_{i,t} + Controls + \varepsilon \quad (6)$$

模型 (5) 與 (6) 著重分析不同產業對市場情緒的反應時序差異，有助於理解產業特性如何影響情緒效應的傳導速度與持續性。變數定義延續模型 (3) 與 (4)，以確保分析框架的一致性。

III. 供應鏈網絡情緒傳導效應

本研究構建供應鏈情緒傳導模型，探討市場情緒如何通過產業上下游關係進行傳播。基本模型架構如方程式 (7) 與 (8) 所示：

$$DSen_{i,t} = \alpha + \sum_{l=0}^k \beta_l USen_{j,t-l} + \gamma_1 Rel_{ij,t} + \gamma_2 USen_{j,t} * Rel_{ij,t} + Controls + \varepsilon \quad (7)$$

$$USen_{j,t} = \alpha + \sum_{l=0}^k \beta_l DSen_{i,t-l} + \gamma_1 Rel_{ij,t} + \gamma_2 DSen_{i,t} * Rel_{ij,t} + Controls + \varepsilon \quad (8)$$

方程式 (7) 探討上游情緒對下游產業的影響，其中 $DSen_{i,t}$ 代表下游產業 i 在時間 t 的情緒指標， $USen_{j,t}$ 表示其上游產業 j 的情緒值。方程式 (8) 則分析下游情緒的反饋效應，以 $USen_{j,t}$ 與 $DSen_{i,t}$ 分別代表上游產業 j 與其下游產業 i 的情緒指標。模型中的 $Rel_{ij,t}$ 量化產業 i 與 j 間的供應鏈關聯強度，包含產品依賴度、交易關係等維度。交互項 $USen_{j,t} * Rel_{ij,t}$ 與 $DSen_{i,t} * Rel_{ij,t}$ 則衡量產業關聯程度對情緒傳導的調節效應，其係數 γ_2 為正時表示較強的供應鏈連結會強化情緒的傳遞效果。Controls 將同樣採用市場面三因子模型加上波動因子作為控制變數。

IV. 情緒傳導投資策略建構

(i) 產業傳導邏輯

本研究基於供應鏈情緒傳導效應，發展系統性投資策略。策略核心為捕捉上游產業情緒 ($USen$) 變化對下游產業股價的影響及下游產業情緒 ($DSen$) 變化對上游產業股價的反饋，透過設定情緒臨界值 (Th_U 、 Th_D) 與產業關聯 (Rel) 間最小關聯值 (Th_R)，建立交易訊號生成機制。以上游產業情緒對下游產業股價的影響為例，策略邏輯如下表：

策略邏輯

Input:

Daily $USen$, $DSen$, Rel values

Thresholds: Th_U , Th_D , Th_R

Output: Trading signals

for each trading day t **do**

if $USen > Th_U$ and $Rel > Th_R$ **then**

 Generate buy signal for $t+1$ market open

else if $USen < -Th_U$ and $Rel > Th_R$ **then**

 Generate sell signal for $t+1$ market open

(ii) 策略優化與績效評估

策略優化聚焦於四個關鍵參數：情緒門檻值、進出場時機、持有期間與風險控管機制。績效評估採用年化報酬率、夏普比率、最大回撤與勝率等指標，全面衡量策略的收益性與風險性。同時，考量交易成本與資金配置對策略績效的影響，採用風險平衡配置方法，確保投資組合的穩健性與可持續性。

(五)預期結果

基於既有文獻與理論基礎，本研究對市場情緒在產業間的傳導效應提出以下預期：

1. 情緒分析的預測效能

本研究預期市場情緒與產業股價報酬呈現顯著的正向關係。根據 Liu et al. (2023) 的研究發現，結合大型語言模型的情緒分析較傳統方法更能準確捕捉市場波動 (Araci & Genc, 2019; Mathebula et al., 2024)。透過建構標準化的情緒指標，預期能提升市場動態的預測能力。

2. 產業特性的調節效應

產業特性預期將顯著調節市場情緒的影響程度。Hoberg & Phillips (2010) 與 Tetlock (2007) 的研究指出，競爭激烈與技術驅動的產業（如科技、生技、金融業）對市場情緒表現出較高敏感度。相對地，高度集中或傳統製造業因其市場結構與營運特性，預期展現較低的情緒敏感度。

3. 供應鏈網絡的傳導機制

在供應鏈層面，本研究預期驗證 McFarland et al. (2008) 提出的傳染效應。具體而言，上游產業的情緒變動將透過供應鏈網絡影響下游產業，且此傳導效應的強度預期與產業間的關聯性及互補程度呈正相關 (Kim et al., 2015; Lee et al., 2024)。

研究貢獻

本研究從市場情緒傳導的視角建構創新的產業分析框架，突破傳統產業分析方法的限制。透過量化產業特性在情緒傳遞過程中的調節作用，本研究不僅深化對產業差異性的理解，更藉由驗證供應鏈網絡中的情緒擴散機制，揭示市場情緒的跨產業傳導路徑。此分析框架進一步轉化為實務應用，發展出基於情緒傳導效應的投資策略，為產業研究與投資決策提供新的視角。

(六)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、資產訂價和情緒分析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) 文獻資料的蒐集和分類方法。
- (2) 建立方程式以及迴歸模型，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。

(七)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>
- 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>
- 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>