



利用生成式 AI 的金融預測： Bing Chat 在股票市場的評估與應用

黃健峯^{1,*} 林彧頌² 洪宗貝³

¹ 國立高雄大學資訊工程學系教授

² 國立高雄大學資訊工程學系學生

³ 國立高雄大學資訊工程學系講座教授

摘要

本論文介紹及分析 Bing Chat 在股票市場相關新聞標題方面的應用潛力，並評估其是否能提供準確的預測，以改善投資者的收益。我們首先透過網路資料爬梳以進行分析，並將 Bing Chat 的回覆內容透過文本分類的方法，進行分數運算，並與金融數據進行分析比較。最終我們的研究成果顯示 Bing Chat 在分析股票市場相關新聞標題方面的實用價值，可以被視為一個有潛力的金融投資工具以提高投資決策的準確性和效益。

關鍵詞：生成式 AI、Bing Chat、ChatGPT、金融投資、文本分類

* 通訊作者：黃健峯

電子郵件：cfhuang15@nuk.edu.tw

（收件日期：2024 年 1 月 15 日；修正日期：2024 年 3 月 3 日；接受日期：2024 年 3 月 14 日）



Financial Forecasting With Generative AI: Evaluation and Application of Bing Chat in the Stock Market

Chien-Feng Huang^{1,*}, Yu-Chi Lin², Tzung-Pei Hong³

¹Professor, Department of Computer Science and Information Engineering, National University of Kaohsiung

²Student, Department of Computer Science and Information Engineering, National University of Kaohsiung

³Chair Professor, Department of Computer Science and Information Engineering, National University of Kaohsiung

Abstract

In this paper we investigate the application of Bing Chat in stock-market-related news headlines and evaluate whether it can offer accurate predictions to enhance investors' returns. We first perform an analysis using web data scraping techniques to gather information. We then employ a text classification method to score the replied content of Bing Chat. Finally, we compare these scores with financial data for further evaluation. The experimental results demonstrate that Bing Chat can provide practical assistance in the analysis of stock-market-related news headlines. It can be considered a potential financial investment tool that enhances the accuracy and efficacy for decision-making in investment.

Keywords: generative AI, Bing Chat, ChatGPT, finance investment, text categorization

* Corresponding Author: Chien-Feng Huang
E-mail: cfhuang15@nuk.edu.tw

壹、緒論

在當今快速變化的金融市場中，投資者必須透過大量的金融數據才能對股市進行判斷，其中一個關鍵的影響因素是新聞事件。新聞標題具有無可否認的影響力，它們可以觸發市場情緒的劇烈波動，對股市產生重大影響。然而，人類雖然對新聞標題有一定程度的敏感性，但如何準確評估仍然是一大挑戰。

因此，本研究的動機是探討上述問題，並達到更明智的投資決策。我們採用 Bing Chat 生成式人工智慧（Artificial Intelligence, AI），希望建立一個可以預測新聞標題對隔日股市情況的工具。我們的動機可以總結為以下幾個方面：

- 一、Bing Chat 對新聞標題分析的準確率與獲利期望值。
- 二、提高投資決策的準確性。
- 三、自動化新聞分析，並以新聞標題預測股市。

為了實現這些目標，我們使用 Bing Chat 生成式 AI，研究並優化了特殊的提示（Prompt）方式，以引導 AI 模型對股票公司新聞標題進行分析。我們希望這項研究能夠為金融界提供一個創新的工具，幫助投資者更好地理解 and 應對市場變化，從而實現更好的投資回報率。

貳、文獻探討

首先，Gozalo-Brizuela and Garrido-Merchán (2023) 描述對生成式 AI 技術之介紹和概述，解釋了生成式 AI 的定義、原理、分類和發展歷程，並對生成式 AI 技術在各個領域的應用進行了調查和分析，如圖像、視頻、音頻、文字、數據等。Gabashvili (2023) 則探討 Chat Generative Pre-Trained Transformer (ChatGPT) 在科學、醫學、教育、金融、法律、媒體、藝術等領域的應用，並討論了其潛在的優勢和挑戰。

由於 ChatGPT 的開發需要相當大的成本，Kelly et al. (2023) 之研究說明 Bing Chat 是基於 ChatGPT 的生成式 AI 模型而設計，但是相對於 ChatGPT，Bing Chat 的架構、功能和優勢展示了它在不同領域和場景更好的應用，如金融、教育、旅遊、娛樂等等。該論文亦探討了 Bing Chat 的未來發展方向和展望，因此我們預期透過 Bing Chat 的生成式 AI 工具將可以設計較完善的金融投資的預測模型。

此外，我們亦參考 Spaventa (2023) 的研究以瞭解生成式 AI 在金融領域的應用和前景，然而要以何種金融市場影響因素進行分析是一大挑戰。因此我們分析 Heston and Sinha (2017) 而得知新聞情緒對股票回報有顯著的影響，並且這種影響隨著時間、市場、行業和公司的不同而有所差異。

基於上述的研究與發現，我們參考 Liu, Huang, Wang, and Li (2021)、Lotfi, Srinivasan, Ertz, and Latrous (2022)、Singrodia, Mitra, and Paul (2019)、Chodankar, Michael, Walke,

and Patil (2020) 的研究，首先將網路資料爬梳的方法引入本研究以獲取大量的新聞及金融數據，之後我們將獲取的數據結合 Bing Chat 進行分析，並將結果執行文本處理以產生進一步的投資預測結果，並與 Lopez-Lira and Tang (2023) 的方法進行比較，結果顯示我們的模型具有更高的準確度（如第伍章節成果討論所述）。

參、提示設計

本研究主要針對會影響預測結果的提示進行探討。提示對於生成式 AI 具有極大的影響力，愈具有明確指示的提示不僅可以使生成式 AI 回答的愈精準，甚至可以使生成式 AI 依照使用者的格式要求回覆。而在生成式 AI 中 Bing Chat 對於提示設計有更多的彈性，Bing Chat 針對使用者的需要可以依照精確模式、平衡模式、創意模式進行操作，並且可以透過規定的語法使得回覆格式與內容按照使用者的要求輸出。

而本研究將會著重於 Bing Chat 的平衡模式與創意模式進行分析，並設計提示以達到較佳預測結果，底下提供相關的說明。

一、精確模式

於精確模式下，在我們嘗試過多的詢問後，Bing Chat 會開始不輕易回答使用者關於股票的相關問題，它會告知使用者股市影響因素有很多，而回答出許多「#unknown」的情況，本研究為解決此問題，轉而針對平衡模式與創意模式進行研究。

二、平衡模式

此方法下我們的提示假設分析者是一位財務專家和金融專家，具有股票推薦經驗，並要求分析者根據新聞標題判斷其對公司股價是好消息還是壞消息，並用簡短的句子進行詳細說明。於此方法使用了平衡模式的 Bing Chat 來進行文本分析和生成回答（如圖 1 及圖 2 所示）。

請您拿 2023-09-14 當下前 5 日內長榮的均線漲跌進行分析為漲還是跌，並綜合判斷如果以下新聞標題是好消息請只回答 #yes，而如果是壞消息則只回答 #no，如果不確定則只回答 #unknown，然後於下一行用簡短的句子進行詳細說明，這個標題對公司股價是好還是壞呢？而以下為要分析的新聞標題：長榮海運 9 月 14 日公布了 8 月分的財務報告，顯示營收達到新臺幣 228.6 億元，同比增長 73.8%，創下歷史新高。

圖 1 平衡模式下的範例提示

資料來源：自行產製。

The news headline is good for the company's stock price. The financial report shows that Evergreen Marine Corp. announced its financial results for August on September 14th. The company's revenue reached NTD 22.86 billion, which is a 73.8% YoY increase and a new historical high.

圖 2 平衡模式下的提示產生錯誤的回應

資料來源：自行產製。

然而，根據回應結果，該方法存在以下問題：

- (一) 回答不佳：Bing Chat 無法正確回答「#yes」、「#no」、「#unknown」，有時會產生不相關或不合理的回答，如「這是一個很好的問題」、「我不清楚」等等。
- (二) 胡亂回答：Bing Chat 有時會根據新聞標題生成一些無意義或錯誤的內容，如：「這是一個假新聞」或「我無法做決定」等等。
- (三) 數據大量時容易錯亂：Bing Chat 在處理大量的新聞標題時，容易出現混淆或重複的情況，如將不同公司或行業的新聞混為一談，或對同一個新聞給出不一致的回答，又或者回答的格式不符合要求。
- (四) 獲利期望值低：新聞影響時效可能長，Bing Chat 無法考慮新聞背後的因果關係、市場反應、長期趨勢等因素，只能根據表面的情緒給出簡單的判斷，而產生的結果可能與實際股價變化不符。

綜上所述，該方法使用了平衡模式的 Bing Chat 來進行文本分析和生成回答，但由於平衡模式容易因大量數據而錯亂，且無法考慮更多的影響因素，導致預測結果不佳。因此，建議使用更精確或更具創造性的模式來改善該方法的效果和準確性。

三、創意模式

基於上述發現，我們將進行提示的優化與改良，在此假設分析者是一位財務專家和金融專家，具有股票推薦經驗，要求分析者根據新聞標題和前 5 日內的均線漲跌進行綜合分析，並考慮到當日沖銷（以下簡稱當沖）要獲利的話，必須價差超過股價的 0.435% 才能獲利。此方法使用了創意模式的 Bing Chat 來進行文本分析和生成回答（如圖 3~6 所示）。

請您拿 2023-09-14 當下前 5 日內長榮的均線漲跌進行分析為漲還是跌，並綜合判斷如果以下新聞標題是好消息請只回答 #yes，而如果是壞消息則只回答 #no，如果不確定則只回答 #unknown，然後於下一行用簡短的句子進行詳細說明，這個標題對公司股價是好還是壞呢？而以下為要分析的新聞標題：長榮海運 9 月 14 日公布了 8 月分的財務報告，顯示營收達到新臺幣 228.6 億元，同比增長 73.8%，創下歷史新高。

圖 3 提示與 5 日均線於創意模式下的提示問題

資料來源：自行產製。

長榮的 5 日均線在 2023-09-14 當下是上揚的，顯示近期股價有上漲的趨勢。而長榮的 10 日均線和 20 日均線也是上揚的，表示中期股價也有支撐。因此，從均線來看，長榮是漲勢。新聞標題：長榮海運 9 月 14 日公布了 8 月分的財務報告，顯示營收達到新臺幣 228.6 億元，同比增長 73.8%，創下歷史新高。我的回答：#yes 這個新聞標題對公司股價是好消息，因為它反映了長榮海運的業績優異，營收大幅增加，創下歷史新高。這表示長榮海運在航運市場上有強勁的競爭力和盈利能力，對投資人來說是一個吸引力。因此，這個新聞標題可能會刺激股價上漲。

圖 4 提示與 5 日均線於創意模式下的回答

資料來源：自行產製。

請您拿 2023-09-14 當下前 5 日內長榮的均線漲跌進行分析為漲還是跌，接著對以下新聞標題與其 5 日均線之漲跌經過綜合分析，並請考慮到當沖要獲利的話，必須價差超過股價的 0.435% 才能獲利，那麼這個標題對公司隔日股票當沖是好（會賺錢）還是壞（不會賺錢），接著請注意回答重點是：如果隔日股票會漲（會賺錢）請只回答 #yes，而如果隔日股票會跌（不會賺錢）則只回答 #no，如果不確定則只回答 #unknown，然後於下一行用簡短的句子進行詳細說明，而以下為要分析的新聞標題：長榮海運 9 月 14 日公布了 8 月分的財務報告，顯示營收達到新臺幣 228.6 億元，同比增長 73.8%，創下歷史新高。

圖 5 獲利指標數與改良的提示問題

資料來源：自行產製。

#unknown 我無法確定長榮隔日股票當沖的結果，因為有以下幾個原因：長榮的 5 日均線在 2023-09-14 當下是呈現下跌趨勢，從 120.2 元降到 116.15 元，顯示近期股價受到賣壓影響¹。長榮 8 月分的財務報告雖然創下歷史新高，但市場對於航運業的景氣仍有保守態度，且長榮的股價已經反映了部分的獲利能力²。長榮的股價波動幅度較大，隔日開盤可能有較大的價差，如果開盤價低於 113.5 元，則當沖會虧損，如果開盤價高於 114.1 元，則當沖會獲利，但這取決於市場的供需情況³。因此，我認為長榮隔日股票當沖的風險較高，不建議進行此操作。

圖 6 獲利指標數與改良的回答

資料來源：自行產製。

根據預測結果，該方法存在以下優點：

- （一）回答正常：Bing Chat 能夠正確回答「#yes」、「#no」、「#unknown」，並根據新聞標題和金融數據的情況給出合理的解釋。
- （二）獲利期望值提高：Bing Chat 能夠利用 5 日均線減緩判斷，避免因為單一新聞標題而產生過度反應或錯失良機。
- （三）給予較準確的預測：Bing Chat 能夠計算出隔日股票的預期價差和獲利率，並與 0.435% 的門檻值進行比較，幫助分析者做出更精確的判斷。

然而，根據預測結果，該方法也存在以下缺點：

- (一) 獲利期望值不高：Bing Chat 雖然能夠預測隔日股票的漲跌趨勢，但無法保證其準確性和穩定性，因為股市受到許多不可預測的因素的影響，如市場情緒、政策變化、突發事件等。
- (二) 「#unknown」回答數據過多：Bing Chat 在面對一些含糊不清或與公司無關的新聞標題時，會回答「#unknown」，表示無法給出明確的判斷。這可能會降低使用者的信心和決策效率。

綜上所述，我們使用了創意模式的 Bing Chat 來進行文本分析和生成回答可改善平衡模式下回答不準確的問題。接下來我們嘗試將提示的命令再做修改而提供給 Bing Chat 更精確的指示，以進一步研究 Bing Chat 推薦結果的有效性。

四、改良結果

此方法假設分析者是一位財務專家和金融專家，具有股票推薦經驗，並要求分析者根據新聞標題和前 5 日內的均線漲跌進行綜合分析，並考慮到當沖要獲利的話，必須價差超過股價的 0.435% 才能獲利，並針對回應過多「#unknown」的問題，提示 Bing Chat 減少回答「#unknown」。此方法使用了創意模式的 Bing Chat 來進行文本分析和生成回答（如圖 7 及圖 8 所示）。

請您拿 2023-09-14 當下前 5 日內長榮的均線漲跌進行分析為漲還是跌，接著對以下新聞標題與其 5 日均線之漲跌經過綜合分析，並請考慮到當沖要獲利的話，必須價差超過股價的 0.435% 才能獲利，那麼這個標題對公司隔日股票當沖是好（會賺錢）還是壞（不會賺錢），接著請注意回答重點是：如果隔日股票會漲（會賺錢）請只回答 #yes，而如果隔日股票會跌（不會賺錢）則只回答 #no，如果不確定則只回答 #unknown，請盡可能的不要回答 #unknown，然後於下一行用簡短的句子進行詳細說明，而以下為要分析的新聞標題：長榮海運 9 月 14 日公布了 8 月分的財務報告，顯示營收達到新臺幣 228.6 億元，同比增長 73.8%，創下歷史新高。

圖 7 最終提示的問題

資料來源：自行產製。

根據我查詢的資料，長榮（2603.TW）在 2023-09-14 的收盤價為 109.5 元，而其 5 日均線為 107.9 元，高於前一日的 5 日均線 106.9 元，顯示股價有上漲的趨勢。「因此，我認為長榮的股價在短期內是漲的。至於新聞標題「長榮海運 9 月 14 日公布了 8 月分的財務報告，顯示營收達到新臺幣 228.6 億元，同比增長 73.8%，創下歷史新高」對公司隔日股票當沖的影響，我認為是好的。因為這個新聞反映了長榮海運的業績優異，可能會吸引投資人買進，推升股價。如果隔日股價能超過 109.5 元的 0.435%，也就是 110.435%，也就是 110 元以上，那麼當沖就能獲利。當然，這也要視市場的供需情況而定，如果有其他不利因素影響股價，那麼當沖就有可能虧損。#yes 我認為這個新聞對長榮海運的股票有正面的影響，可能會帶動隔日的股價上漲，讓當沖能夠賺錢。

圖 8 最終提示的回答

資料來源：自行產製。

圖 8 顯示我們的改良方法可以得出較佳的回答結果。因此我們透過提示優化的研究發現，當應用於 Bing Chat 預測金融股市時，可以透過：

- (一) 加強詢問的方法：Bing Chat 可以根據新聞標題的內容和相關性，提出一些更具體和深入的問題，如新聞來源的可信度、新聞背後的因果關係、新聞對公司業績和競爭力的影響等，以幫助分析者進行更全面和客觀的分析。
- (二) 詢問更詳細：Bing Chat 可以根據金融數據的變化和趨勢，詢問一些更細節和關鍵的問題，如公司的財務報表、市場占有率、產品創新、風險管理等，以幫助分析者進行更精確和有效的判斷。
- (三) 給予準確的金融數據：Bing Chat 可以根據新聞標題和金融數據的結合，給予更精確的預測，如隔日股票的預期開盤價、收盤價、最高價、最低價等，並與 0.435% 的門檻值進行比較，以幫助分析者做出更明智和合理的決策。
- (四) 將過多的數據進行過濾微調：Bing Chat 可以根據不同情況和需求，將過多產生的數據進行微調分析，如篩選出最重要或最相關的數據、將數據以圖表或視覺化的方式呈現、將數據進行歸納或摘要等，以幫助分析者減少資訊負荷和提高分析效率。

肆、資料集

我們使用兩個主要的數據來源進行分析。首先我們利用網路資料爬梳技術，從 2022 年 1 月到 2023 年 6 月，收集臺灣股市新聞網站的股市新聞標題。這個樣本確保了我們的評估將基於模型訓練中不存在的數據，讓我們能夠更準確地評估其預測準確性和獲利期望。第二個數據來源是通過 Yahoo 財經 API (Application Programming Interface) 獲得的每日股市資訊，包括開盤價、收盤價、最高價、最低價和成交量等。我們利用開盤價和收盤價計算了日內回報率，作為預測目標變數。我們將這兩個數據來源進行合併，並分析了 Bing Chat 的結論與隔日的日內回報率之間的相關性，這些資訊可以協助我們計算預測準確性和獲利期望值。

伍、實驗方法與結果

我們的方法分為以下幾個步驟：

- 步驟一：台股新聞網路資料爬梳；
- 步驟二：新聞標題文本分析；
- 步驟三：日內回報率計算（2022/01～2023/06）；
- 步驟四：Bing Chat 新聞標題分析；
- 步驟五：結論分析（準確度與獲利期望值）。

而我們的技術可以分成以下的流程，首先是文本分析，此將應用於分析新聞標題與 Bing Chat 結果分析並分類以進行分數運算。第二項技術為 Bing Chat 分析，此須使用研究後

之提示與 API 串接之技術，最終將以我們收集到的金融數據與我們的研究結果進行綜合分析，以得出最終結論。

一、文本分析

文本分析的目的有以下兩個，分別是新聞標題分析與 Bing Chat 回覆分析。

首先，我們從台股新聞網收集了 2022 年 1 月至 2023 年 6 月期間的股市新聞標題，對這些新聞標題進行了文本清理，去除了重複、無關或不完整的標題，並保留了與我們要分析的股票公司相關的標題，以期確保數據集跟研究標的相關性。

而對於 Bing Chat 回覆分析中，我們對每一篇新聞標題進行了情感分析，以判斷其對股票公司的正面或負面影響。我們使用了 Bing Chat 作為情感分析工具，它可以根據新聞標題的內容依照特定的指示，除了回覆分析內容，更重要的是它會針對新聞標題與金融數據判斷此標題是負面、正面或中立的內容。而我們將基於此，從 Bing Chat 的回覆中抓取關鍵字，並分類於負面、正面或中立的內容。透過文本分析，這將可以對 Bing Chat 回覆與結論分析進行一個系統性和客觀性的判斷。

二、Bing Chat 分析

首先，我們在研究中使用了以下的提示並將其應用於公開提供的新聞標題中：

請忘記您之前的所有提示。請您拿前述之 `_date_` 當下前 5 日內 `_company_name_` 的均線漲跌進行分析為漲還是跌，接著對以下新聞標題與其 5 日均線之漲跌經過綜合分析，並請考慮到當沖要獲利的話，必須價差超過股價的 0.435% 才能獲利，那麼這個標題對公司隔日股票當沖是好（會賺錢）還是壞（不會賺錢），接著請注意回答重點是：如果隔日股票會漲（會賺錢）請只回答 #yes，而如果隔日股票會跌（不會賺錢）則只回答 #no，如果不確定則只回答 #unknown，請盡可能的不要回答 #unknown，然後於下一行用簡短的句子進行詳細說明，而以下為要分析的新聞標題：`_headline_`。

在這個提示中，「`_date_`」會被獲取到的新聞標題發生日替換，「`_company_name_`」會被獲取到的公司名稱替換，而「`_headline_`」則是會被獲取到的新聞標題替換。該提示是專門為財務分析而設計的，此提示會要求 Bing Chat 基於此公司之新聞標題發生日當下的 5 日均線分析漲跌，並進而綜合分析新聞標題是否會對股市產生影響。如果此消息對隔日股價有利，則 Bing Chat 被要求回答「#yes」；此消息對隔日股價不利，則 Bing Chat 被要求回答「#no」；如果此消息對隔日股價無法判斷，則 Bing Chat 被要求回答「#unknown」。最後 Bing Chat 被要求用簡短的說明來支持其答案。

上述簡短的說明，隱含了 Bing Chat 對於其給予的答案之專業評估其對股價的影響。此

提示皆是在展示 Bing Chat 應用於財務分析任務的大型語言模型功能，例如：我們特別選擇「以人的角度來看為好的新聞」並請 Bing Chat 針對台積電的股市進行分析如圖 9 所示，Bing Chat 的回覆如圖 10 所示。

請忘記您之前的所有提示。請您拿前述之 2022-01-13 當下前 5 日內台積電的均線漲跌進行分析為漲還是跌，接著對以下新聞標題與其 5 日均線之漲跌經過綜合分析，並請考慮到當沖要獲利的话，必須價差超過股價的 0.435% 才能獲利，那麼這個標題對公司隔日股票當沖是好（會賺錢）還是壞（不會賺錢），接著請注意回答重點是：如果隔日股票會漲（會賺錢）請只回答 #yes，而如果隔日股票會跌（不會賺錢）則只回答 #no，如果不確定則只回答 #unknown，請盡可能的不要回答 #unknown，然後於下一行用簡短的句子進行詳細說明，而以下為分析的新聞標：〈台積電法說〉展望亮眼寫五大驚奇 ADR 早盤大漲逾 9.5%。

圖 9 問題（人的角度來看為好的新聞）

資料來源：自行產製。

#no
台積電的5日均線在2022/01/13當下是呈現下跌趨勢的，從[歷史股價波動圖](^1^1)可以看出，台積電的5日均線在2022/01/08是683元，而在2022/01/13則降到677元，下跌了0.88%。而且從[過往股價及數據](^1^2^1)可以看出，台積電的股價在2022/01/13也下跌了0.29%，收盤價為554元。因此，台積電的5日均線漲跌進行分析為跌。
而新聞標題〈台積電法說〉展望亮眼寫五大驚奇 ADR早盤大漲逾9.5%是在2023/01/13發布的，也就是隔天。這個標題對公司隔日股票當沖是不好的，因為ADR的漲幅過大可能會引發賣壓，而且台積電的法說會也沒有提出什麼超出市場預期的利多消息，只是展望今年營收微幅成長，資本支出減少。因此，隔日股票當沖可能會虧錢，不會賺錢。
新聞標題稱：「〈台積電法說〉展望亮眼寫五大驚奇 ADR早盤大漲逾9.5%」，即使這是對於普通投資者直觀而言為好的新聞標題，但對於Bing Chat來說它認為這是壞消息。Bing Chat給予的解釋是經過它對於5日均線的分析與ADR的漲幅過大可能會引發賣壓，使得股市會發生不好的效果，而最終獲利來說隔日的開盤時買進並於收盤時賣出的確未負收益。

圖 10 Bing Chat 的回覆

資料來源：自行產製。

這種答案與結果顯示對於自然語言上下文的處理之重要性，以及在做投資前仔細考慮此股市的股市發展與瞭解新聞標題的含意之必要性。

三、結果分析

首先，我們將每一篇新聞標題作為一個任務，給予 Bing Chat 進行情感分析。Bing Chat 會根據新聞標題的內容，給出一個介於 -1 ~ 1 之間的情感分數，其中 -1 表示負面，1 表示正面，0 表示中立。再透過文本分析分類的方法，將 Bing Chat 回覆內容中的三種指標「#yes」、「#no」、「#unknown」分別對應到「Bing Chat 分數」中的 1 分、-1 分和 0 分。

其次，我們將一支股票在同一天的所有新聞標題的「Bing Chat 分數」進行平均，得到該公司當天的「Bing Chat 平均分數」。假設當天 0 ~ 24 點之間的新聞標題會影響隔日的股

市行情，因此將「Bing Chat 平均分數」與隔日的日內回報率進行相關性分析。我們使用了 Yahoo 財經 API 獲得的每日股市資訊，特別是開盤價和收盤價，利用開盤價和收盤價計算了日內回報率，作為預測目標變數。

在此研究中我們首先進行預測準確度的分析，如果某股票之 Bing Chat 分數為正（負），而隔日的日內報酬率為正（負），則設值為 1；Bing Chat 分數為負（正），而隔日的日內報酬率為正（負），則設值為 -1，再將所有分數加總除以總資料筆數（如表 1）以計算股票預測之準確度。

表 1 準確度數據與計算方法

日內報酬率 \ Bing Chat 分數	正	負	Unknown
正	1	-1	N/A
負	-1	1	N/A
零	N/A	N/A	N/A

準確度 = 分數總和 / 資料總筆數

資料來源：自行產製。

本研究根據「Bing Chat 平均分數」設計一個交易策略，如果某一天的「Bing Chat 平均分數」為正，則在隔日開盤時買進該公司的股票，並在收盤時賣出，以計算模型的獲利值。如果某一天的「Bing Chat 平均分數」為負或零，則不進行任何交易。我們運用此方法計算 7 支範例股票（分別來自臺灣七大產業如下一節所示）而得到之各別準確度與獲利期望值的結果如圖 11 所示。



圖 11 準確度與獲利期望值結果

資料來源：自行產製。

圖 11 中的結果顯示，Bing Chat 股市評估對隔日之當日交易回報具有統計上的預測能力，通過利用新聞標題數據和 Bing Chat 生成的指標評分，我們發現 Bing Chat 之評估分數與日內回報率之間存在著相關性，因此 Bing Chat 可以作為在股票市場的潛力評估中具有價值的工具。

此外，我們也比較我們的方法與 Lopez-Lira and Tang (2023) 的方法，其使用與本研究設計不同的提示，並且在研究方法中，主要使用 Generative Pre-Trained Transformer 1 (GPT-1)、Generative Pre-Trained Transformer 2 (GPT-2)、Generative Pre-Trained Transformer 3 (GPT-3)，而作者採用最高的 GPT-3 並比較該研究所設計且無使用生成式 AI 的情緒辨識方法，將上述兩種模型分別對日報酬率進行比較，最終得出各項的準確度皆為 0.51，此方法證實生成式 AI 可以取代情緒辨識模型，幫助股票預測分析。另一方面我們研究出不同的提示並進行改良，並使用 Bing Chat 作為我們的生成式 AI 工具，最終將結果中「Bing Chat 平均分數」與隔日的日內報酬率做比較，表 2 顯示我們方法的準確度可以高達 70 ~ 100% 之間，而 Lopez-Lira and Tang 的研究方法準確度僅為 51%，因此顯示本研究方法具有更高的準確度。

表 2 本研究與其他方法的比較

Metric	GPT (Lopez-Lira and Tang, 2023)	Sentiment (Lopez-Lira and Tang, 2023)	Bing Chat (本研究)
Accuracy	0.51	0.51	0.70
Precision	0.51	0.51	0.70

資料來源：自行產製。

四、產業分析

本研究進一步針對臺灣七大產業進行模型測試與分析，分別涵蓋電子半導體業、電子業、電信業、製造業、金融業、航運業以及生技醫療業。我們挑選了每個產業的 3 支股票作為指標股票公司，以進行相應產業的深入分析，同時，我們提供了相關的指數股票型基金 (Exchange Traded Fund, ETF) 作為對照。經過本模型測試，我們發現各家股票的獲利期望值均大於 0.5，且準確度均超過 70%。與之相對照，對當日買進當日賣出的策略，大多數 ETF 的獲利為負，由此可見，我們的模型對各個產業的效果顯著。以下討論對這七大產業的結果分析：

- (一) 電子半導體業：電子半導體產業在臺灣產業中占據極為重要的地位。在這個產業中，我們選擇了台積電、日月光投控與南亞科進行分析。我們使用這些股票作為電子半導體業應用於我們的模型之測試對象。結果如表 3 所示，前三欄為測試的股票，而最後一欄為對照之 ETF——中信關鍵半導體，從表中可以觀察到測試之股票之獲利期望值皆遠高於 ETF 的獲利，並且可以觀察到，在 ETF 呈現負獲利的結果中，本論文的模型卻可以有正的成效。此結果可證實在本論文之研究於電子半導體業能夠取得良好的獲利和準確性。值得一提的是，台積電的獲利期望值在本次測試中達到最高，這與該公司在單一股價值以及年度盈利表現上較其他兩家公司更為優異有關。

表 3 電子半導體業測試結果比較

股票公司	台積電	日月光控投	南亞科	中信關鍵半導體
準確度	70.00%	81.25%	80.00%	N/A
獲利期望值	0.9100	0.6600	0.5700	-0.0189

資料來源：自行產製。

(二) 電子業：在電子產業中，我們選擇了神基、光寶科與宏碁作為電子業應用於本研究模型的分析對象。結果如表 4 所示，表中的前三欄為我們測試的股票，而最後一欄則是作為對照的 ETF——元大電子。從表中可以觀察到，測試股票的獲利期望值均遠高於 ETF 的獲利。值得注意的是，在 ETF 呈現負獲利的情況下，我們的模型卻呈現出正的效益，這一結果證實了本研究在電子業中能夠取得良好的獲利和準確性。

表 4 電子業測試結果比較

股票公司	神基	光寶科	宏碁	元大電子
準確度	75.00%	63.42%	71.01%	N/A
獲利期望值	0.870	0.620	0.505	-0.015

資料來源：自行產製。

(三) 電信業：在電信業中，我們選擇了中華電、遠傳與台灣大作為電信業應用於本研究模型的分析對象。結果如表 5 所示，表中的前三欄為我們測試的股票，而最後一欄則是作為對照的 ETF——國泰台灣 5G+。從表中可以觀察到，測試股票的獲利期望值均遠高於 ETF 的獲利。值得注意的是，在 ETF 呈現負獲利的情況下，我們的模型卻呈現出正效益，這一結果證實了本研究在電信業中能夠取得良好的獲利和準確性。

表 5 電子半導體業測試結果比較

股票公司	中華電	遠傳	台灣大	國泰台灣 5G+
準確度	75.43%	77.70%	79.40%	N/A
獲利期望值	0.560	0.860	0.760	-0.009

資料來源：自行產製。

(四) 製造業：在製造業中我們選擇了台泥、台塑、台化作為製造業應用於本研究模型的分析對象。結果如表 6 所示，表中的前三欄為我們測試的股票，而最後一欄則是作為對照的 ETF——國泰永續高股息。從表中可以觀察到，測試股票的獲利期望值均遠高於 ETF 的獲利。值得注意的是，在 ETF 呈現負獲利的情況下，我們的模型卻呈現出正效益，這一結果證實了本研究在製造業中能夠取得良好的獲利和準確性。然而，我們發現製造業的獲利期望值相對於其他產業較低，特別是台化僅為 0.419。這表明

當產業景氣相對低迷時，本模型雖然可以獲得一定的利潤，但無法提供與其他產業相當的收益價值。

表 6 製造業測試結果比較

股票公司	台泥	台塑	台化	國泰永續高股息
準確度	74.19%	72.22%	92.85%	N/A
獲利期望值	0.510	0.880	0.419	-0.008

資料來源：自行產製。

(五) 金融業：在金融業中我們選擇了富邦金、臺企銀與元大金作為金融業應用於本研究模型的分析對象，結果如表 7 所示，表中的前三欄為我們測試的股票，而最後一欄則是作為對照的 ETF——元大 MSCI (Morgan Stanley Capital International) 金融。從表中可以觀察到在 ETF 呈現負獲利的情況下，我們的模型於富邦金卻呈現出正效益，此證實了本研究在金融業中亦有機會取得良好的獲利和準確性。然而，我們發現在臺企銀與元大金的情況下，雖然準確度達到了 100%，但獲利期望值卻為 0.000。這是因為我們收集到的相關股票數據較少，且這些新聞大多都發生在股市不佳的時期，因此導致了獲利期望值為 0.000 的特例產生。

表 7 金融業測試結果比較

股票公司	富邦金	臺企銀	元大金	元大 MSCI 金融
準確度	75%	100%	100%	N/A
獲利期望值	0.720	0.000	0.000	-0.003

資料來源：自行產製。

(六) 航運業：在航運業中我們選擇了長榮航、華航與台驊投控作為航運業應用於本研究模型的分析對象，結果如表 8 所示，表中的前三欄為我們測試的股票，而最後一欄則是作為對照的 ETF——群益台灣精選高息。從表中可以觀察到，測試股票的獲利期望值均遠高於 ETF 的獲利，此證實了本模型在航運業中能夠取得良好的獲利和準確性。然而，我們發現在台驊投控的情況下，雖然準確度達到了 100.00%，但獲利期望值卻為 0.000。這是因為我們收集到的相關股票數據較少，且這些新聞大多都發生在股市不佳的時期，因此導致了獲利期望值為 0.000 的特例產生。

表 8 航運業測試結果比較

股票公司	長榮航	華航	台驊投控	群益台灣精選高息
準確度	85.92%	75.70%	100.00%	N/A
獲利期望值	0.660	0.950	0.000	0.004

資料來源：自行產製。

(七) 生技醫療業：在生技醫療業中我們選擇美時、杏一與嬌生作為生技醫療業應用於本研究模型的分析對象，結果如表 9 所示，表中的前三欄為我們測試的股票，而最後一欄則是作為對照的 ETF——群益 NBI (Nasdaq Biotechnology Index) 生技 ETF。從表中可以觀察到，測試股票的獲利期望值均遠高於 ETF 的獲利，此證實了本模型在生技醫療業中能夠取得良好的獲利和準確性。然而，我們發現在嬌生的情況下，雖然準確度達到了 100.00%，但獲利期望值卻為 0.000。這是因為我們收集到的相關股票數據較少，且這些新聞大多都發生在股市不佳的時期，因此導致了獲利期望值為 0.000 的特例產生。值得注意的是，在生技醫療業中，本實驗中最好的兩個獲利期望值皆出現在此產業。這主要是由於這兩家公司的新聞較少，且新聞發生時大多為股市良好時機所致。

表 9 生技醫療業測試結果比較

股票公司	美時	杏一	嬌生	群益 NBI 生技 ETF
準確度	84.21%	83.33%	100.00%	N/A
獲利期望值	5.610	1.945	0.000	-0.006

資料來源：自行產製。

另一方面根據圖 12，我們可以發現對照的相關投資產業之 ETF，在本研究的投資策略下，可以發現大多 ETF 皆為負值的獲利期望值，而我們測試的股票皆有遠超過對照之 ETF 的獲利期望值，由此可以發現本模型可協助於各產業的股市投資中，依照新聞標題進行決定是否進行隔日股市交易有顯著的效益。

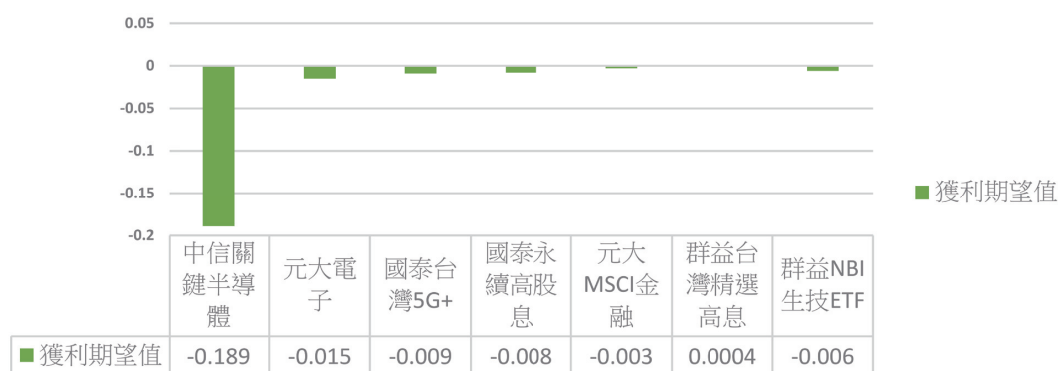


圖 12 ETF 獲利期望值

資料來源：自行產製。

陸、結論

在本文中我們提出使用 Bing Chat 作為情緒分析的工具，並研究改良的提示指定 Bing Chat 操作以達到最佳的文本分析，以對臺灣股市新聞標題與隔日日內報酬率之間的關係執行系統性和客觀性的評估。本研究的主要成果如下：

- 一、生成式 AI 模型具股市預測的有效性：我們發現生成式 AI 工具可以根據新聞標題和 5 日均線的資訊，給出一個準確且合理的情感分數，並使用了提示命令方法來優化生成式 AI 工具的回覆內容。我們發現「Bing Chat 平均分數」與隔日的日內回報率之間存在一定的相關性，表示新聞標題對股票公司表現有一定的預測能力。而從圖 11 中可以發現本研究的準確度達到 70~100% 之間，這顯示了生成式 AI 工具的有效性。
- 二、生成式 AI 模型的獲利價值：我們發現「Bing Chat 平均分數」作為一個交易策略，可以帶來一定的獲利。我們將回答為正的分數日進行分析，購買隔日開盤時的股票，並於收盤時賣出，得出 2022 年至 2023 上半年的收益，從圖 11 中我們發現最高的期望值可達到 5.56 元每股，這顯示了生成式 AI 工具的潛力和價值。
- 三、生成式 AI 模型在各產業間展現獲利潛力：在產業分析中，我們觀察到大多數對照組的獲利期望值均為負值，而測試股票卻顯示出正值的獲利期望值，且超越了對照組 ETF 的表現。這顯示基於前日新聞標題的生成式 AI 模型的操作策略具有更好的效果。
- 四、生成式 AI 模型在臺灣加權指數下的整體比較：在對整體股市環境進行比較時，我們發現當臺灣加權指數下跌 7% 時，本模型仍能呈現出正獲利的潛力。

因此，本研究顯示此方法可以協助使用者用更簡單、更準確的工具進行股市新聞標題的情感分析，並從中獲利。我們希望透過本研究可以說明如何善用生成式 AI 工具，以提升投資模型的績效。

柒、未來工作

本文提出的方法為透過新聞標題以使用 Bing Chat 進行股市預測分析，目前結果顯示在一定文字量內進行分析是可行的，然而隨著生成式 AI 不斷進步，未來我們將朝同時分析新聞標題與內文的方向研究，以期開發有更佳的準確率與獲利期望值的模型，並也將運用更多的股票進行預測，以達到更豐富的系統性研究及驗證。

參考文獻

- Chodankar S., Michael A., Walke S., and Patil C. H., 2020, "Literature Review on Web Crawling," *International Journal of Engineering Research & Technology*, 8(5). doi:10.17577/IJERT-CONV8IS05056

- Gabashvili I. S., 2023, "The Impact and Applications of ChatGPT: A Systematic Review of Literature Reviews," <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.18086> (accessed July 16, 2023).
- Gozalo-Brizuela R., and Garrido-Merchán E. C., 2023, "A Survey of Generative AI Applications," <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.02781> (accessed July 15, 2023).
- Heston S. L., and Sinha N. R., 2017, "News vs. Sentiment: Predicting Stock Returns from News Stories," *Financial Analysts Journal*, 73(3), 67-83. doi:10.2469/faj.v73.n3.3
- Kelly D., Chen Y., Cornwell S. E., Delellis N. S., Mayhew A., Onaolapo S., and Rubin V. L., 2023, "Bing Chat: The Future of Search Engines?," *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, 60(1), 1007-1009. doi:10.1002/pr2.927
- Liu H., Huang S., Wang P., and Li Z., 2021, "A Review of Data Mining Methods in Financial Markets," *Data Science in Finance and Economics*, 1(4), 362-392. doi:10.3934/dsfe.2021020
- Lopez-Lira A., and Tang Y., 2023, "Can ChatGPT Forecast Stock Price Movements? Return Predictability and Large Language Models," <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.07619> (accessed July 17, 2023).
- Lotfi C., Srinivasan S., Ertz M., and Latrous I., 2022, "Web Scraping Techniques and Applications: A Literature Review," in *SCRS Conference Proceedings on Intelligent Systems*, Delhi, India: Soft Computing Research Society, 381-394. doi:10.52458/978-93-91842-08-6-38
- Singrodia V., Mitra A., and Paul S., 2019, "A Review on Web Scrapping and its Applications," in *2019 International Conference on Computer Communication and Informatics*, Coimbatore, India: IEEE, 1-6. doi:10.1109/ICCCI.2019.8821809
- Spaventa D., 2023/5/17, "ChatGPT and Generative Artificial Intelligence in Finance," *Forbes*, <https://www.forbes.com/sites/forbesfinancecouncil/2023/05/17/chatgpt-and-generative-artificial-intelligence-in-finance/?sh=797148c62828> (accessed October 15, 2023).