

使用標準九分法計量化財經新聞之實作 —以微軟 Azure OpenAI 為工具 Using Standard Nine Scores to Quantify Financial News — Built with Microsoft Azure OpenAI

謝正瑜(Cheng-Yu Hsieh)
凱基證券自營部經理

蔡子皓(Tzu-Hao Tsai)
國立清華大學計量財務金融學系教授

摘要

縱觀證券投資，各項技術指標已經非常成熟，涵蓋歷史開高低收量等資訊，唯獨新聞部分，一直無法具體量化。在台灣，多數投資人都有閱讀財經新聞來做為投資參考的習慣，其中內含的新聞好壞價值很容易影響投資判斷，甚至會間接影響股市，而如何有效率地掌握新聞脈動成為關鍵。每日台灣產生出的財經新聞約兩千多筆，若以人工閱讀方式執行，實有困難。過去研究僅使用關鍵字分類、正負面語意判斷、情緒字典等評估方法，都無法正確理解前後文原意。近年來，人工智慧的大型語言模型發展成熟，善加運用推理更精準理解新聞，而本文首度嘗試應用大型語言模型，使用標準九分法來計量化財經新聞，讓海量新聞轉化為一種指標，也代表人工智慧代替閱讀的新時代來臨。

關鍵字：標準九分法; 計量化; 財經新聞; 大型語言模型

Abstract

In the realm of securities investment, various technical indicators have become highly sophisticated, encompassing historical data such as opening, high, low, closing prices, and trading volume. However, the quantification of news content has long remained elusive. Taiwan generates over 2,000 financial news articles daily, making manual reading and analysis impractical. Previous research has relied on methods such as keyword classification, sentiment polarity analysis, and emotion dictionaries, yet these approaches fail to accurately capture contextual meaning. In recent years, the development of large language models (LLMs) in artificial intelligence has reached maturity. This study pioneers the application of LLMs to financial news analysis, employing a standardized nine-point scale to quantify news content. This transformation of massive news data into a measurable indicator marks the advent of a new era in which AI can effectively replace human reading.

Keywords : Standard Nine Scores; Quantify; Financial News; LLMs

壹、緒論

人工智慧（Artificial Intelligence，AI）一詞，是指利用電腦軟硬體來模擬呈現類似人類智慧的技術，可追溯回 1950 年代就有相關研究開始啟蒙發展，從圖靈測試、專家系統、決策樹分析等等，許許多多理論，被陸陸續續提出討論。一直發展到 2000 年代，各方理論與演算法逐步成熟，更有軟計算（Soft Computing）一詞出現，包括類神經網路、模糊理論、遺傳演算法等等，用不同於傳統計算機模式的方法在各領域，其中包含了證券金融的應用（謝正瑜等人，2026）。近年來，由黃仁勳領軍的輝達 NVIDIA 打造出 CUDA 架構，提供軟體使用 GPU 強大的運算能力，不僅止於遊戲畫面特效渲染上，更是廣泛應於科學計算、醫療協助、自動駕駛、加密貨幣挖礦、金融應用等方面，而 NVIDIA 更進一步與 OpenAI 深度合作，在人工智慧領域不斷地尋求突破，此外，OpenAI 於 2025 年發表 GPT-5 模型使用更多的參數 token 於大型語言模型，能賦予機器更加去理解人類語言意思。正因如此，過去無法被精準解釋的文本分析內容，終於迎來新曙光。

本文在工具選擇上，採用 OpenAI 的 ChatGPT 架構，因微軟 Microsoft 有投資 OpenAI，並且與 OpenAI 合作推出了 Microsoft Azure OpenAI 雲端服務，且考慮 Azure 有向學生提供免費資源，經認證電子郵件地址（E-Mail）為學術機構後，不需要綁定信用卡號碼就能註冊（微軟 Azure 官方網站，2026），使用免費額度，對學生族群友善，可為實驗使用工具。當然，若選擇不同廠商的大型語言模型，對同一則新聞進行評分，得到分數並不會一模一樣，因為模型的訓練過程不同，參數的權重不同。如同，奧運跳水選手於完賽後，評審老師們會給出不同的分數，所以在新聞評分上，必須註明是使用何種模型進行評分。基於對學生族群友善理由，在確定使用 Azure OpenAI 雲端服務後，本文結合 C# 語言呼叫 API 使用方式，去定義並教導大型語言模型使用標準九分法，來對新聞進行評分作業。利用大型語言模型的閱讀與推論，給予新聞 1 到 9 的分數，而最終合計成為新聞指標。在實作的過程中，先是利用網路爬文的方式，大量蒐集網路上的財經新聞，並依照標題上所註明的證券名稱，找到相對應的證券代號來做分類，再將相同證券代號與新聞日期合併計算，得出每一天每一檔證券的新聞指標。本文最後，採用了圖表方式呈現，將新聞指標與證券價格做成組合圖對應，來驗證新聞指標與證券價格是否能呈現正相關。

貳、研究探討

2-1 標準九分法（Standard Nine Scores）

標準九分法，英文為 Standard Nine，可縮寫成 Stanine。是採用 1 到 9 的正整數來表示程度，通常將 1 定義為極端負面，將 9 定義為極端正面，而 5 介於中間為中立評價。依據名詞解釋《教育百科網》內說明（教育部，2026），如圖 1，用於比較學生在測驗上相對成就的高低，將不同測驗分數或等第的原始分數，能轉換成具九個分數的共同量尺的一種常態化標準分數。標準九不僅適用於課堂上的成就測驗，亦廣泛應用於所有類型標準化中，是最容易解釋及最常使用的一種標準評分法。

辭書內容

名詞解釋：

標準九是為比較學生在不同測驗上相對成就的高低，或比較學生在某一測驗與某些其他成就量數相對地位高低時，將不同測驗分數或等第的原始分數，轉換成具九個分數的共同量尺的一種常態化標準分數。(Stanine即standard和nines兩個字合成的縮寫)。其中最高分是九分，最低分是一分，五分是整個常態分配的中心，除了一分和九分外，其餘每一個分數都包括半個標準差的範圍。因此，標準九是一個平均數為五而標準差為二的常態分配標準分數，其所含的百分比如下圖。

標準九不僅適用於課堂上的成就測驗，而且亦廣泛應用於所有類型的標準化測驗中，是最容易解釋及最常使用的標準分數之一。其最大優點是任何接近常態分配且可排列高低順序的資料均可使用它，而且由於標準九的平均數是五，故在一組分數中的相對地位，或是在不同組分數的地位高低，均容易作比較，而且能使人一目了然，容易清楚其含意。

資料來源：

國家教育研究院_標準九

圖 1 教育百科說明

2-2 簡易資訊聚合 (Really Simple Syndication, RSS)

RSS 中文翻譯「簡易資訊聚合」或「聚合內容」，是一種以 XML 規格為核心的格式，用於網站內容的擷取與傳遞。使用者可透過 RSS Feed 訂閱機制，即時接收網站更新，並享有內容選擇與主動推播的便利性。這種訂閱機制能讓使用者在電腦或手機上一次整合多個來源的學術動態，並在有新內容發布時自動接收通知，不必再耗時逐一瀏覽各個網站或資料庫。有關於 RSS 標籤格式可參閱 RSS 2.0 Specification 的相關說明 (RSS 2.0, 2006)，圖 2 範例，為「臺灣期貨交易所最新消息-公告」。

This XML file does not appear to have any style information associated with it. The document tree is shown below.

```

<?xml version="1.0" encoding="UTF-8" ?>
<rss xmlns:atom="http://www.w3.org/2005/Atom" version="2.0">
  <channel>
    <title>臺灣期貨交易所最新消息-公告</title>
    <link>https://www.taifex.com.tw/cht/11/announcement</link>
    <description>公告</description>
    <language>zh-TW</language>
    <copyright>臺灣期貨交易所 版權所有©copy;2025 Taifex Futures Exchange. All Rights Reserved.</copyright>
  </channel>
  <item>
    <title>公告本公司臺指選擇權週五到期契約(契約代號:202511F3)最後結算價</title>
    <description>公告本公司臺指選擇權週五到期契約(契約代號:202511F3)最後結算價</description>
    <link>https://www.taifex.com.tw/cht/5/optIndxFSP?commodityIds=2&start_year=2024&start_month=11&end_year=2025&end_month=11</link>
    <pubDate> Fri, 21 Nov 2025 13:46:31 +0800 </pubDate>
  </item>
  <item>
    <title>公告更新「期貨商得受託從事期貨交易之國外期貨交易契約」</title>
    <description>公告更新「期貨商得受託從事期貨交易之國外期貨交易契約」</description>
    <link>https://www.taifex.com.tw/file/taifex/CHINESE/11/attach/函-公告1120.pdf</link>
    <pubDate> Thu, 20 Nov 2025 15:39:06 +0800 </pubDate>
  </item>
  <item>
    <title>公告本公司2025年11月份股票期貨與選擇權契約最後結算價</title>
    <description>公告本公司2025年11月份股票期貨與選擇權契約最後結算價</description>
    <link>https://www.taifex.com.tw/cht/5/s5FSP</link>
    <pubDate> Wed, 19 Nov 2025 14:14:23 +0800 </pubDate>
  </item>
  <item>
    <title>公告本公司各類指數期貨及選擇權2025年11月契約最後結算價</title>
    <description>公告本公司各類指數期貨及選擇權2025年11月契約最後結算價</description>
    <link>https://www.taifex.com.tw/cht/5/futIndxFSP?commodityIds=1&commodityIds=3&commodityIds=4&commodityIds=5&commodityIds=12&commodityIds=13&commodityIds=15&commodityIds=32&commodityIds=33</link>
    <pubDate> Wed, 19 Nov 2025 14:14:11 +0800 </pubDate>
  </item>
</rss>

```

圖 2 臺灣期貨交易所 RSS

2-3 新聞著作權

新聞可分為兩部分「新聞標題」與「新聞本文」。根據著作權主題網《令函案號：1140311》內說明（經濟部智慧財產局，2026），因「新聞標題」是屬於簡短文句，不屬於著作權法保護範圍內，「新聞本文」為傳達新聞事實所作成的語文著作，目的為資訊流通傳播，同樣也不屬於著作權法保護範圍內。但是，若該撰文記者在新聞報導事實之外，額外增加自己個人觀點看法意見，所形成之新聞著作，則撰文者可主張擁有著作權，若撰文者為受雇員工，則該著作權屬於公司報社。所以，在新聞的使用上因故無法取得授權時，需特別注意《著作權法，第 65 條》有關著作權「合理使用」的判斷標準《利用之目的及性質，包括係為商業目的或非營利教育目的》（全國法規資料庫，2026），圖 3 所示。近年來，人工智慧盛行，各式各樣的人工智慧模型都需要龐大的資料來進行訓練，其中，極可能使用到具有著作權的作品而產生爭議，這種「訓練」所發生的「灰色地帶」，目前法界與學界尚未統一意見，經濟部智慧財產局亦未給出明確標準答案，未來需再透過法院判決案例來逐步形成規範（戚雲珽，2026）。

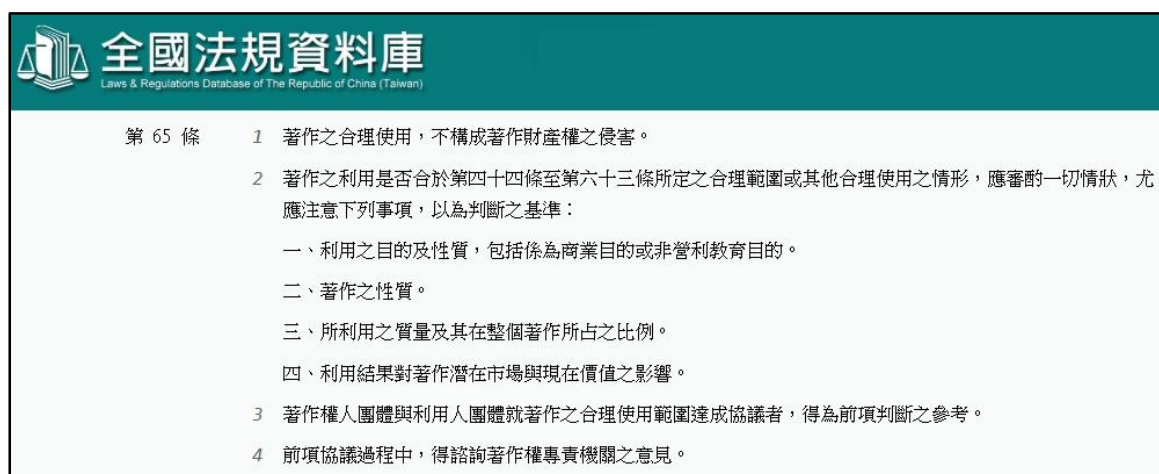


圖 3 「合理使用」的判斷標準

2-4 關鍵字誤區

在新聞資訊的拆解上，最常用的方式是使用「關鍵字」來分類訊息，從技術上來說，是比較容易實作的方法。舉例，有一段新聞訊息如下：

「聯電」的技術製程不如「台積電」，未來唯有靠高階製程才能領先全球，否則「股價」將會「受挫」。

上述新聞訊息，若使用關鍵字來切割，並將切割後的訊息集合起來，分別是「聯電」、「台積電」、「股價」、「受挫」。若是僅考慮關鍵字訊息非常容易誤會，誤以為台積電股價也會一起受挫，之所以產生誤會的主要因素是，使用關鍵字來切割訊息時，會將原有的推理邏輯性一起切斷，變成單字產生誤區。由此可見，真正要能夠精準的擷取訊息，勢必得要有一套推理邏輯，而非僅有靠關鍵字拆解訊息，否則，不但其中關聯性會被打斷，造成訊息解析錯誤，就無法完整地獲取正確訊息。

2-5 大型語言模型（Large Language Models，LLMs）

大型語言模型的原理核心是基於 Transformer 架構的深度學習，透過在海量文本數據上進行自監督預訓練，學習語言的模式和規律，計算可能機率與重點，利用學習到的知識和上下文理解，逐字生成連貫、符合邏輯的回答，甚至表現出近似「思考」的能力。Transformer 架構中最關鍵的創新之一，便是注意力機制（Attention Mechanism）。人類在閱讀時，會根據語境來判斷哪些詞語比較重要，而注意力機制正是模擬這種行為。透過注意力機制，模型在處理一句話時，能動態計算每個詞與其他詞之間的關聯程度。例如，在句子「因為下雨，所以我沒有出門」中，模型能理解「沒有出門」與「下雨」之間的因果關係，並非只把它們當成獨立的詞彙，如表 1 所示。在多層次的注意力設計，使模型可以同時關注不同層次的語意關係，進而理解複雜語境、長距離依賴與抽象概念。

表 1「注意力機制」範例

句子：因為下雨，所以我沒有出門			
語詞	關係		
因為	低		
下雨	高	✓	
所以	中		
沒有出門	高	✓	

與傳統需要人工標註資料的機器學習不同，大型語言模型主要是依賴自監督學習（Self-Supervised Learning）。這種方法讓模型能直接從未標記的文本中學習語言結構與規律。大型語言模型的參數數量，可視為模型成功的關鍵因素，且當模型規模跨越某些門檻時，往往會出現能力的「質變」，例如，推理能力、泛化能力與指令理解能力躍進。換言之，大型語言模型是一個建立在數學、統計與工程上的「語言預測系統」，它已成為一種嶄新的「通用語言介面」。就 OpenAI GPT-5 的模型來說，推估參數的數量，大概介於 1.7~1.8 兆個參數量（GPT-5 有幾個參數，2026）。2025 年，加州大學教授已完成對 GPT 模型驗證，成功通過圖靈測試（Cameron R. Jones 等人，2025）。

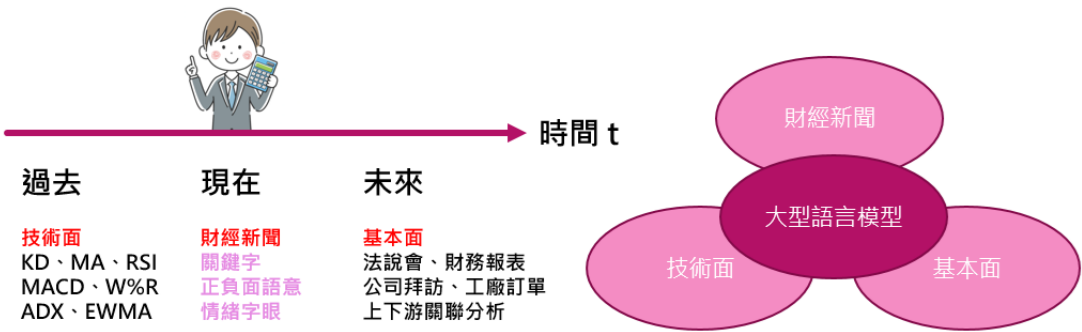


圖 4 時間軸上的關注點

利用大型語言模型，將財經新聞轉化為可量化，可以與技術面、基本面一起評價，更具多面向的因素分析，如圖 4 所示。

2-6 相關研究文獻

本節將討論過去相關的研究文獻，簡單介紹不同文獻使用不同的方式，處理新聞訊息、情緒指標，與投資有關的議題。

運用技術指標與情緒指標建構股票交易策略之探討（林先志，2014），研究探討投資人如何透過情緒指標與技術分析指標輔助判斷股票買賣時點，以增進投資績效。研究以台灣五十（0050）作為主要研究樣本，研究資料期間涵蓋 2004 年至 2013 年（總計十年的時間）區間包含了台灣股市的上漲與下跌階段。實證分析結果發現，VIX 指數（俗稱恐慌指數）對報酬率展現出最佳的解釋能力，且兩者呈現負相關，即當市場極度恐慌、VIX 指數急速攀升時，往往是股價的相對低位。研究進一步建構了多種交易策略，結果顯示由 VIX 指數主導的策略在大盤空頭時期具有顯著優勢，投資績效優於大盤；但在多頭時期，其表現則遜於大盤。此外，研究也發現券資比（融券餘額除以融資餘額）與報酬率呈現正相關，反映出高券資比可能帶來的軋空行情對股價有支撐作用，利用情緒與技術指標，配合嚴格的停損紀律，能幫助一般投資人克服心理恐懼與貪婪，建立更具客觀性的投資決策模型。

考慮投資人情緒下新聞對成交量之影響（陳昱豪，2017），以《經濟日報》頭版、國際版、兩岸版、金融版及上市櫃公司版等五大版面，共計近四萬筆的新聞標題為研究樣本，運用 Python 語意分析與情緒字典將文字資訊量化，並透過多元迴歸及固定效果模型進行實證分析。研究發現，新聞量與新聞情緒對台股成交量具有顯著的正面貢獻。當新聞報導數量愈多，或內容愈傾向正面時，股市成交量會明顯增加。在情緒偏好方面，研究發現《經濟日報》的報導風格具有明顯的正面傾向，且正面新聞對成交量的影響效果顯著，優於負面新聞。研究進一步納入投資人情緒進行觀察，發現散戶投資人情緒扮演了關鍵的調解角色。當散戶情緒處於高位時，新聞對成交量的帶動效果會更加強烈；相較之下，機構法人（專業投資者）的情緒對成交量的影響則不顯著。印證了散戶比較容易受到新聞雜訊左右，而專業投資者則擁有更獨立的判斷機制。儘管研究在語意分析精準度及未分析新聞本文等方面存在限制，但其研究成果為行為財務學提供了有力的實證支持，特別是揭示新聞資訊如何與散戶情緒相互作用，發現新聞標題中是否包含數字，對於投資決策的影響程度確實存在差異。

透過新聞文章預測股價漲跌趨勢－結合情緒分析、主題模型與模糊支持向量機（郝沛毅等人，2018），研究不同於傳統依賴歷史股價數據的預測模型，而是深入挖掘新聞背後的語義特徵，新聞會影響投資者的情緒與決策，進而反映在股價走勢上。研究提出的 FSVM 模型在預測正確率上顯著優於傳統 SVM（傳統模型正確率僅約五成，接近隨機猜測）。其中，食品類股的預測正確率最高，達 87%，而半導體與電腦周邊類股則分別為 71% 與 69%。這說明食品類股的走勢受食安風暴等新聞影響較為直接，而半導體類則充斥較多臆測性的「假新聞」或干擾訊息，但透過模糊理論仍能提升預測效能。總結與啟發 這份研究驗證了「融合情緒與主題資訊」能提供更周詳的文章特徵，且粒子群演算法（PSO）的導入能過濾無效特徵，避免高維度詛咒。對於投資者或分析師而言，這種自動化系統能從海量資訊中奪得先機。

由媒體報導文字資訊預測 GDP（徐之強，2019），研究旨在分析巨量的媒體報導資訊，探討是否能有效預測台灣 GDP 的季成長率。隨著數據型態多元化，非結構化的文字探勘（Text Mining）技術在經濟預測領域益受重視。傳統經濟預測多依賴落後

的統計數字，而新聞媒體資訊則能即時反應大眾情感、展望與溝通對話，對於研判當景氣狀態具備潛在優勢。研究爬取四大報逾 170 萬篇新聞，計畫採用混合頻率

（MIDAS）動態因子模型，將大量文字與數字資訊整合進統一的計量架構中。本研究證實了媒體文字資訊有助於實現經濟趨勢的「即時預報（Nowcasting）」，有效彌補政府統計數據延遲公布的缺憾。這對於判斷當前景氣、制定應變決策時，提供了極具價值的參考工具，若能再納入金融情勢（FCI）等日資料，將能建構更完善的景氣研判體系。

新聞情緒指標與臺灣加權股價指數之關係（陳冠臻等人，2021），透過文字探勘（Text Mining）技術，量化媒體資訊以探討其對股市報酬率的預測能力，並建立具體的投資策略。研究選取了《蘋果日報》從 2003 年至 2016 年間超過 13 萬篇財經新聞作為資料來源。透過人工的篩選與標記，將枯燥的文字轉化為可分析的正向與負向情緒變數。結果顯示，新聞情緒確實能顯著預測臺灣股市的報酬率。最重要的發現是，負面新聞情緒的預測能力優於正面情緒，當市場充斥負面消息時，投資人往往會積極賣出持股，導致指數下跌，在金融風暴等經濟衰退期間，負向情緒變數比正向情緒更能有效預測股市走勢。這顯示出投資者對於「壞消息」的反應通常比「好消息」更為敏感且強烈。這份研究提供了一個重要的啟示，媒體不僅是資訊的載體，更是市場情緒的溫度計。

由新聞報導之文字資訊建立預測金融市場指標（徐士勛，2023），該項研究報告裡面，詳盡探討了如何利用文字探勘（Text Mining）技術，將非結構化的新聞文字轉化為具預測價值的量化金融與總體指標。隨大數據與機器學習進展，學術界開始重視新聞文字中蘊含的決策訊息。研究蒐集了 2003 年至 2022 年間，國內六大主流電子媒體（如《工商時報》、《經濟日報》等）共計逾 268 萬則財經新聞，並且透過語意分析與斷詞技術，建構出反映金融市場與總體經濟情緒的「Tone」指標，並發現國內新聞中正面報導的比例普遍多於負面。研究結果強調，適當量化媒體資訊，不僅能輔助政府與央行監測市場波動，更能作為研究者提升經濟預測精準度的重要工具，在數位時代下，「文字」已成為與傳統「數字」同樣重要的預測基石，為未來輔助政策決策提供了一套科學的分析框架。而這些由新聞語意生成的指標，夠在預測股市指數與匯率走勢上，展現出具有顯著的參考價值。

結合數值資訊與文字資訊的股價預測模型（黃泓智等人，2024），探討如何藉由結合數值與文字資訊來提升股市預測精確度，並建立了一套多模態的機器學習預測模型。實驗運用了隨機森林、支持向量迴歸（SVR）、極限學習機（ELM）、多層感知器（MLP）及卷積神經網路（CNN）五種演算法，並透過集成學習整合預測結果，將第一手重大訊息向量化後與技術指標結合，能顯著提升機器學習在金融市場的應用價值，為學術研究提供新視角，也提供了一套整合深度語意與數據分析的高效預測方案，結合數值與文字資訊來提升股市預測精確度，並為人工智慧在金融投資領域的應用提供了新的概念想法，證明文字經過萃取之後，亦能如同指標一樣，為金融投資指出一個正面方向。

台灣財經情緒字典與議題分類字詞之編製與應用：大型語言模型之協作與分類評估（黃裕烈，2025），是由國立清華大學計量財務金融學系教授主持的研究報告，旨在於編製一套專為台灣財經語境設計的情緒字典與議題分類體系，利用文字探勘（Text Mining）技術，運用 PMI 模型統計篩選與大型語言模型（LLMs）的協作，分析超過二十年的台灣網路財經新聞，篩選出 7,814 個反映本地慣用語的情緒詞彙。此字典特別

針對「景氣」、「貨幣政策」與「利率」等不同議題進行細緻分類，彌補了傳統字典在處理相同詞彙於不同情境下產生語意偏差的缺陷。本字典展現了高度的在地化優勢。研究發現，超過 1/4 到 1/2 的台灣慣用財金詞彙（如「除權息行情」、「填權息」、「地緣政治」等）並未被既有的情緒字典收錄。在效能評估上，雖然 LLMs 在分類精確度上領先，但字典方法在運算速度與成本上具備優勢。實證應用方面，利用此字典建構的情緒指標對台灣實質 GDP 成長率、失業率及美元匯率等 8 個以上總體經濟變數具有顯著的解釋力與預測力，其表現優於傳統字典。證明了高品質的在地化字典能有效將文字轉化為具備「數據內涵」的重要指標。本研究提供了研究成果的字典下載，方便後續研究者利用其成果，能繼續往更精準的語意判斷方向前進。

參、研究方法

3-1 架構圖

近年來，由於大型語言模型的進步快速，本研究在過去文獻的基礎上，利用定義標準九分法的方式，透過 C# 語言呼叫 API 的方式完成對財經新聞的評價，其流程架構圖，如圖 5 所示。

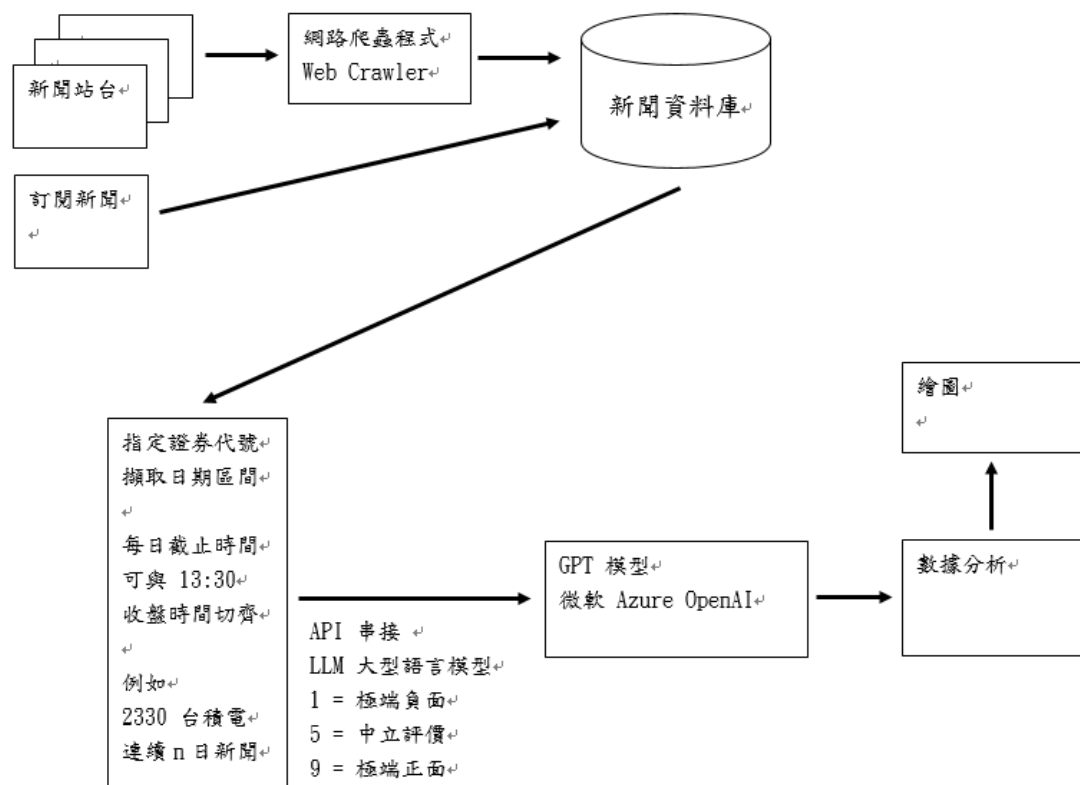


圖 5 架構圖

3-2 資料來源

表 2 列出國內常使用的財經新聞來源。

表 2 財經新聞來源

來源別	頻道別	RSS	Encoding	URL
公開資訊觀測站	重大訊息	Y	Big5	https://mopsov.twse.com.tw/nas/rss/mopssrss201001.xml
公開資訊觀測站	股東會	Y	Big5	https://mopsov.twse.com.tw/nas/rss/mopssrss201002.xml
公開資訊觀測站	除權除息	Y	Big5	https://mopsov.twse.com.tw/nas/rss/mopssrss201003.xml
證券交易所	新聞	Y	UTF8	https://www.twse.com.tw/rwd/zh/news/feed?type=rss
櫃買中心	法說會資訊	Y	UTF8	https://www.tpex.org.tw/storage/zh-tw/web/inc/rss_reg_ic.xml
櫃買中心	發行資訊	Y	UTF8	https://www.tpex.org.tw/storage/zh-tw/web/inc/rss_reg_listed.xml
期貨交易所	公告	Y	UTF8	https://www.taifex.com.tw/cht/11/RSS1
期貨交易所	新聞稿	Y	UTF8	https://www.taifex.com.tw/cht/11/RSS2
期貨交易所	契約調整	Y	UTF8	https://www.taifex.com.tw/cht/11/RSS3
中央通訊社	財經	Y	UTF8	https://feeds.feedburner.com/rsscna/finance
ETtoday新聞	財經	Y	UTF8	https://feeds.feedburner.com/ettoday/finance
Newtalk新聞	財經	Y	UTF8	https://newtalk.tw/rss/category/3
自由時報	財經	Y	UTF8	https://news.ltn.com.tw/rss/business.xml
台視新聞	財經	Y	UTF8	https://www.ttv.com.tw/rss/RSSHandler.ashx?d=news&t=B
MoneyDJ理財網	台股	Y	UTF8	https://www.moneydj.com/KMDJ/RssCenter.aspx?svc=NR&fno=1&arg=MB06
MoneyDJ理財網	產業情報	Y	UTF8	https://www.moneydj.com/KMDJ/RssCenter.aspx?svc=NR&fno=1&arg=MB07
Yahoo奇摩新聞	財經	Y	UTF8	https://tw.news.yahoo.com/rss/finance
Yahoo奇摩新聞	股市匯市	Y	UTF8	https://tw.news.yahoo.com/rss/stock
PChome新聞	財經	Y	UTF8	https://news.pchome.com.tw/rss/003
工商時報	證券	N	UTF8	https://www.ctee.com.tw/livenews/stock
經濟日報	證券	N	UTF8	https://money.udn.com/money/cate/5590?from=edn_navibar
富聯網	台股	N	UTF8	https://ww2.money-link.com.tw/RealtimeNews/Index.aspx?NType=1002
鉅亨網	FactSet	N	UTF8	https://www.cnyes.com/search/news?keyword=FactSet

3-3 串接 Azure OpenAI

透過微軟的網頁註冊，可申請 Azure OpenAI 為 C# 建立呼叫端點，請參照「Microsoft Azure AI Services 與 Azure OpenAI 開發基礎必修課-使用 C#」該書（蔡文龍等人，2025）內有詳細介紹以及申請步驟，如圖 6。

The screenshot displays the 'Build Azure OpenAI' wizard in the Microsoft Azure portal. The 'Basic Information' step is selected, showing the following details:

- Subscription:** Azure for Students
- Resource Group:** (New) AzureOpenAI
- Region:** East US
- Name:** myAzureOpenAIDemo
- Pricing Tier:** Standard S0

A blue information box states: 'Azure AI 服務資源建立需要訂閱帳戶註冊，我們偵測到您選取的訂閱帳戶之前並未註冊認知服務資源類型，當您在訂閱帳戶下拉式清單中選取訂閱帳戶時，我們將協助您註冊認知服務資源類型。按一下以深入了解如何檢查所選訂閱帳戶的註冊狀態。'

圖 6 建立 Azure OpenAI

在微軟的開發工具 Visual Studio 裡面，可以進行管理 NuGet 套件，找到 Azure.AI.OpenAI 後安裝，一些底層溝通與串接工作，都已經包裝在套件內，如圖 7 所示。

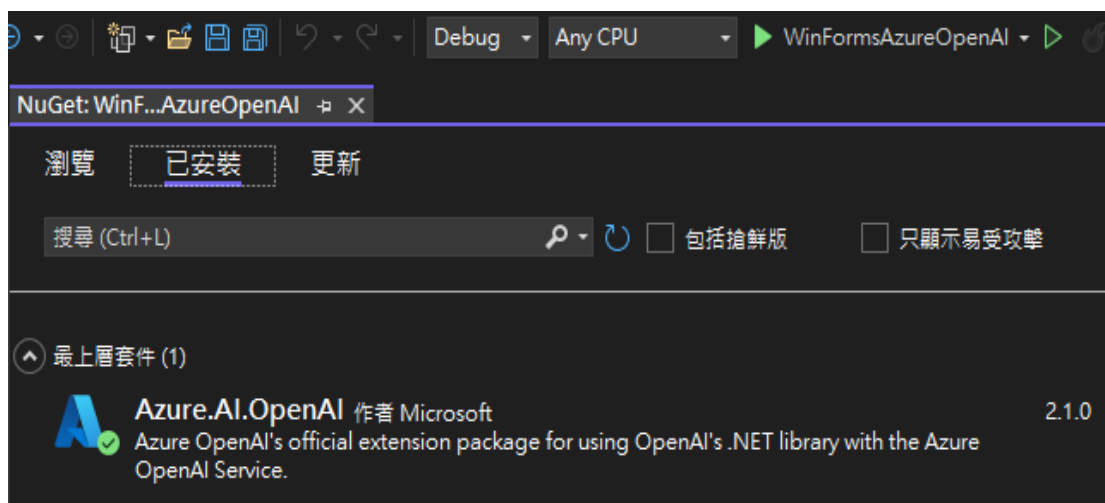


圖 7 安裝 Azure.AI.OpenAI 套件

在範例程式碼中，如圖 8 所示，事先完成抓取網路新聞標題，將所需要處理的標題放入字串變數，再創造 AzureOpenAIClient 物件，指定個人建立的呼叫端點與金鑰，建立一個對話的 ChatClient 物件，以及指定 OpenAI 處理模型，準備 ChatMessage[] 訊息陣列接收所回應的訊息，收到回應後，再拆解所需要的資訊。而在等待過程中，程式是採取非同步的方式來處理。

```

1 個參考
public frmMain()
{
    InitializeComponent();
}

1 個參考
private async void button_Send_Click(object sender, EventArgs e)
{
    // 取得問題
    String strQuestion = richTextBox_Send.Text;
    // 宣告物件
    AzureOpenAIClient myClient = new AzureOpenAIClient(new Uri(strOpenAI_URL), new AzureKeyCredential(strOpenAI_KEY));
    // 處理模型
    ChatClient repClient = myClient.GetChatClient(strOpenAI_MODE);
    // 訊息陣列
    ChatMessage[] myMessage = new ChatMessage[] { new UserChatMessage(strQuestion) };
    // 取得回應
    ChatCompletion myChatComplete = await repClient.CompleteChatAsync(myMessage);
    // 顯示結果
    richTextBox_GPT.Text = myChatComplete.Content[0].Text;
}
  
```

圖 8 Azure OpenAI 範例程式碼

程式可根據我們所指定的處理原則，讓 OpenAI 明白我們希望的回應結果。例如，請依照，標準九分法(Standard Nine) 定義分數 (1 極端負面，5 中立評價，9 極端正面)，給予下列句子情緒分數。在完成每次呼叫後，需解讀 ChatMessage[0].Text 內回應訊息，並留下評價分數，亦可另外用 GUID 再編碼新聞，再把分數放入新聞資料庫內留存，有利於後續的分數計算，最後根據製作指標所指定的日期區間來統計分數。

肆、研究結果

4-1 新聞評價

新聞案例一，圖 9，新聞標題：台積電又領先了！外媒爆 A14 製程超前突破，驚吐「1 句話」曝量產時間。模型認為「又領先了」、「外媒爆」、「超前突破」、「驚吐 1 句話」都屬於積極正面的語氣，無其他負面用詞或關聯，綜合建議給予評分為 7 分。

新聞標題	請依照，標準九分法 (Standard Nine) 定義分數 (1 極端負面，5 中立評價，9 極端正面) 給予下列句子情緒分數： 台積電又領先了！外媒爆A14製程超前突破 驚吐「1句話」曝量產時間
GPT 回應	分析語氣與情緒： 「又領先了」：表示連續成功，語氣明顯偏向正面。 「外媒爆」：強調消息來源，具有宣傳意味，偏正面。 「超前突破」：非常強烈的正面詞彙，表示技術領先與創新。 「驚吐『1句話』」：帶有煽情與誇張語氣，但用於強化驚喜感。 「曝量產時間」：屬於中性內容，帶有信息傳遞的功能。 整體語氣明顯偏向正面、甚至略帶誇張，但未達到極端誇讚或毫無保留的讚美。 評分建議：7

圖 9 新聞案例一

新聞案例二，圖 10，新聞標題：台積電嘉義廠又出意外！「百公斤冰水管」砸中工人。模型認為「又出意外」、「百公斤冰水管」屬於負面語詞，無其他正面用詞與關聯，綜合建議給予評分為 2 分。

新聞標題	請依照，標準九分法 (Standard Nine) 定義分數 (1 極端負面，5 中立評價，9 極端正面) 給予下列句子情緒分數： 台積電嘉義廠又出意外！「百公斤冰水管」砸中工人
GPT 回應	語氣分析： 「又出意外」：明顯負面語氣，表示事故重複發生，暗示管理或安全問題，含有批評或負面印象。 「百公斤冰水管」砸中工人：敘述具體事故，與人身傷害相關，是嚴重負面事件。 整體語氣強烈負面，關鍵字如「又」、「意外」、「砸中工人」都是情緒導向的負面描述。 評分建議：2

圖 10 新聞案例二

新聞案例三，圖 11，新聞標題：美喊「拿股權換補助」台積電回應了。此例模型

認為無具體事證顯示事件是否一定發生，沒有正面或負面的評價，綜合建議給予評分 為 5 分。

新聞標題	請依照，標準九分法 (Standard Nine) 定義分數 (1 極端負面，5 中立評價，9 極端正面) 給予下列句子情緒分數： 美喊「拿股權換補助」 台積電回應了
GPT 回應	語氣分析： 「美喊『拿股權換補助』」：美方提出一項條件性建議，語氣偏中性，視背景而定可能略帶壓力或要求，但本句未評論其內容。 「台積電回應了」：單純傳達事件發生（未見台積電對此回應結果），沒有正或負的情緒評價。 整體來說： 無明顯正面或負面情緒詞彙 描述的是雙方互動與事件進展 語氣平實、中立、事實性 評分建議：5

圖 11 新聞案例三

4-2 指標化

每則新聞，按照標準九分法評分後，得到 x 數值，再取連續日期 N -Day 取其平均值，如下公式所示。

$$\text{News-LLMs (N-Day)} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} = \frac{\sum x_i}{n} \quad (1)$$

N -Day 所代表的日期區間概念，如同技術指標之移動平均線（Moving Average，MA）是將指定連續期間（如 5 日、10 日、20 日）的收盤價進行平均。新聞指標命名方式，應放入評鑑的 LLMs 模型，方便識別使用何種大型語言模型進行新聞評分，詳見表 3。

表 3 新聞指標命名範例

命名範例	模型	公司	備註
News-GPT5	GPT 系列	OpenAI	GPT-5
News-GMN3	Gemini 系列	Google DeepMind	Gemini 3
News-MTA4	Meta 系列	Meta	Llama 4
News-CLD4	Claude 系列	Anthropic	Claude 4.6
News-MSL3	Mistral 系列	Mistral AI	Mistral Large 3

新聞指標，廣義上，可視為一種技術指標。投資大眾在閱讀新聞後，會產生一定的投資想法，利用大型語言模型的解析，代替閱讀的行為，透過指標也一樣可以認知新聞所要傳達的意象。

4-3 News-LLMs 與收盤價

以新聞標題 2025 年初至 2026 年 4 月為例，左方縱軸為收盤價，單位為元。右方縱軸為標準九的 1~9 分數。圖 12 為台積電組合圖，圖 13 為聯電組合圖。新聞標題內需含有該股票名稱。



圖 12 台積電組合圖



圖 13 聯電組合圖

4-4 新聞與股價對照圖

台積電 2026 年 4 月中狀況，相關新聞有擴散效應，為股價推升助力，表示正面新聞與股價呈現正相關，如圖 14 所示。



伍、結論與建議

本研究利用大型語言模型的語意分析與邏輯推理能力，來建構標準九分法的新聞評分方式，將每則財經新聞對應分數，用不同時間段來區分成一種可被量化的數值。新聞量化後，可以像各類技術指標一樣，用繪圖方式展現其意義，做為買進投資參考依據。也可以結合「證券庫存」替自己的持有部位來做體檢，分析哪些證券屬於風評好，哪些屬於負面消息，使投資決策多一份參考。

實驗因資源有限，僅使用新聞標題為原始資料，若能夠克服授權等限制，將新聞內文導入模型，能更精準提高新聞指標參考性。根據經驗觀察，新聞議題的發酵時間約一週，意味發生反向新聞，線圖轉折於一週內會發生。在研究過程也發現，證券股票除了受自身新聞影響外，也會受到系統性風險因素影響，比如，美伊戰爭影響石油價格，導致不同產業受到不同衝擊，如何將系統性風險也轉化成指標，還有許多研究的空間。

「計量化」除了方便追蹤變化外，亦能更精準的來進行數理統計分析與決策的最佳化，讓文字敘述從「感覺」變成可以「計算」。本研究提供初期概念展示與程式串接，相信在未来，隨著大型語言模型的演化與進化，以及新聞內文授權的解決，此等新聞相關議題，會進入更廣泛的討論空間，能發展出更多元的實質應用。

參考文獻

- Cameron R. Jones, Benjamin K. Bergen (2025) . Large Language Models Pass the Turing Test , <https://arxiv.org/abs/2503.23674/>
- RSS 2.0 Specification (2006) . <https://www.rssboard.org/rss-specification/>
- GPT-5 有幾個參數 (2026) 。 <https://www.cometapi.com/zh-TW/how-many-parameters-does-gpt-5-have/>
- 全國法規資料庫 (2026) 。《法規名稱：著作權法，第 65 條》，<https://law.moj.gov.tw/LawClass/LawSingle.aspx?pcode=J0070017&flno=65>
- 教育部 (2026) 。國家教育研究院辭書，<https://pedia.cloud.edu.tw/Entry/Detail?title=%E6%A8%99%E6%BA%96%E4%B9%9D>
- 經濟部智慧財產局 (2026) 。著作權主題網，《令函案號：1140311》，<https://www1.tipo.gov.tw/copyright-tw/cp-407-1006684-b048c-301.html>
- 微軟 Azure 官方網站 (2026) 。Azure 為大學生提供的產品/服務詳細資料，<https://azure.microsoft.com/zh-tw/pricing/offers/ms-azr-0170p>
- 林先志 (2014) 。「運用技術指標與情緒指標建構股票交易策略之探討」，東吳大學財務工程與精算數學系碩士論文。
- 郝沛毅、歐仁彬、黃天受、林振穎、吳建生 (2018) 。「透過新聞文章預測股價漲跌趨勢－結合情緒分析、主題模型與模糊支持向量機」，資訊管理學報 25 卷 4 期，363-395。
- 徐之強 (2019) 。「由媒體報導文字資訊預測 GDP」，財團法人台北外匯市場發展基金會結案報告，1-45。
- 徐士勛 (2023) 。「由新聞報導之文字資訊建立預測金融市場指標」，財團法人台北外匯市場發展基金會委託研究報告，1-101。
- 陳昱豪 (2017) 。「考慮投資人情緒下新聞對成交量之影響」，國立臺灣大學財務金融學研究所碩士論文。
- 陳冠臻、林忠億、陳宏銘 (2021) 。「新聞情緒指標與臺灣加權股價指數之關係」，人文及社會科學集刊 33 卷 3 期，383-423。
- 戚雲珽 (2026) 。《AI 模型「訓練」階段之資料搜集——侵害智慧財產權或合理使用？》，中央研究院法律學研究所，<https://ai.iias.sinica.edu.tw/copyright-data-collection-during-ai-model-training/>
- 黃泓智、蔡青穎、蘇彥庭 (2024) 。「結合數值資訊與文字資訊的股價預測模型」，期貨與選擇權學刊 Vol.17 人工智慧特刊，1-41。
- 黃裕烈 (2025) 。「台灣財經情緒字典與議題分類字詞之編製與應用：大型語言模型之協作與分類評估」，<https://remi.ctmnthu.com/portfolio-archive/financial-dictionary/>
- 蔡文龍、何嘉益、張志成、張力元、歐志信 (2025) 。「Microsoft Azure AI Services 與 Azure OpenAI 開發基礎必修課-使用 C#」，ISBN：9786264250122，台北：碁峰出版社。
- 謝正瑜、尹邦嚴 (2026) 。「應用遺傳演算法於優化證券大單之探討－以台灣證券市場為例」，資訊科技與實務研討會－人工智慧應用組，銘傳大學，<http://m115.nthu.edu.tw/~s115079501>