

國立中興大學資訊工程學系

碩士學位論文

利用 Llama3 解譯股票預測模型之運行參數

以實現股票投資問答系統

Using Llama3 to Interpret Operating Parameters of  
a Stock Prediction Model for a Stock Investment

Question Answering System

指導教授：陳奕中 Yi-Chung Chen

研究生：吳昺儒 Bing-Ru Wu

中華民國一百一十四年八月

國立中興大學 資訊工程學系  
碩士學位論文

題目：利用 Llama3 解譯股票預測模型之運行參數以實現  
股票投資問答系統 Using Llama3 to Interpret  
Operating Parameters of a Stock Prediction Model  
for a Stock Investment Question Answering System

姓名：吳曷儒 學號：7112056016

經口試通過特此證明

論文指導教授

陳安中

論文考試委員

洪貴達 陳安中

陳煥

洪國全

中華民國 114 年 7 月 14 日

## 誌謝

在碩士的生涯及論文撰寫的過程獲得了許多人的幫助，在此由衷的感謝。

首先感謝我的指導教授陳奕中教授，從我的論文題目的發想到實驗的過程甚至是論文內容的撰寫都不辭辛勞地給予我寶貴的建議及指導。在生涯規劃方面老師也因材施教，會為每個學生制定不同的生涯規劃，感謝老師的細心安排。

此外，我還要感謝我的家人。他們在我攻讀碩士期間給予了我全力的支持與理解，無論是生活上的照顧還是精神上的鼓勵，都讓我也能夠專心致志地投入到學業中。

接下來要感謝實驗室的同學及朋友們，在口試前幾天博士班的施長宏學長、學弟王瑋志、許証曜犧牲他們的休息時間來協助我製作 PPT，有他們的幫忙我才能順利在口試前完成報告用的 PPT，在這裡特別感謝他們。同樣要感謝博士班學長阮揚州提供我很多各方面的建議，感謝施長宏學長在我的碩士生涯中給出他寶貴的經驗，感謝許証曜學弟在論文程式撰寫過程幫我解決爬蟲問題，感謝王瑋志學弟在我口試前幫我買很多天的飯，感謝朱泊原學弟對實驗室大家貼心的照顧，感謝鄭博曼學弟在出去露營的時候跟我一起掛帳篷的燈泡，感謝黃惠貞學妹提供了群聯 AI cache 的資訊論文才得以做 Llama3 的微調，也感在黑客松比賽中的努力，感謝林季樽學妹常常對我加油打氣說我”好厲害喔”，讓我獲得滿滿的情緒價值，我才能有動力完成這篇論文，感謝陳瀚祺請我喝五十嵐的可可芭蕾，感謝承翰和明宏在口試時的幫忙，感謝蔡季憲、李展緯和王昱婷同學們在做裕隆計畫案的付出，最終才能順利完成。

## 摘要

傳統的股票預測研究大多專注於提升模型準確率，其輸出結果多為數值或單一的漲跌信號，缺乏可解釋性，導致使用者難以理解其決策依據。此類「黑箱」模型若要應用於實際的投資問答系統，往往需要具備財金專業的分析師介入解讀並撰寫報告，此模式不僅耗費大量人力成本，更因分析流程冗長而犧牲了寶貴的市場即時性。為解決上述問題，本研究提出一套創新框架並加以實作整合深度學習與大型語言模型（Llama 3）的自動化股票投資問答系統。本系統的核心框架包含兩個並行的分析模組：一為「外在變動趨勢辨識模組」，利用卷積自編碼器（CNN-AutoEncoder）分析股票的價量指標序列，在潛在特徵空間中尋找與當前市場最相似的歷史情境，並提取對應的歷史財經新聞；二為「內在趨勢辨識模組」，透過長短期記憶網路（LSTM）提取市場內在趨勢的隱藏層特徵後，再利用自編碼器（AutoEncoder）將其壓縮至低維潛在特徵空間，以便進行相似性搜尋並匹配預先生成的技術分析報告。最終，系統將此二組依據潛在特徵從歷史數據庫中檢索而得的質化資訊（新聞文章）與量化分析文本（技術分析），整合為上下文（Context）輸入至經過金融問答資料微調後的 Llama 3 模型。Llama 3 扮演著資訊融合器與報告生成器的角色，將多源資訊整合成一份具備市場分析、風險提醒與具體操作建議的自然語言報告。本研究的核心貢獻在於驗證了一套創新的自動化框架，此框架有效地橋接了量化模型的抽象特徵與人類可理解的語意解釋，從而顯著提升了智慧投資系統的可信度與應用價值。實驗結果顯示，本系統能生成具邏輯性的分析報告，但也揭示了上游特徵提取模型的過擬合、以及中介資料生成品質對最終結果的關鍵影響，為未來建構更穩健的 AI 投資顧問系統提供了明確的研究方向。

**關鍵字：**股票預測、大型語言模型、可解釋性人工智慧、深度學習、問答系統、  
**Llama 3**

## Abstract

Most existing research on securities emphasizes model accuracy, with outcomes expressed as numerical values or singular signals indicating relative increases or decreases in price. This inherent lack of interpretability makes it difficult for users to comprehend the underlying rationale behind these signals. The use of these "black-box" models in real-world decision-making frequently necessitates the involvement of financial analysts to interpret the data and prepare explanatory reports. This labor-intensive analytic process slows decision-making and often leads to a loss of valuable market information. This paper presents an innovative framework that integrates deep learning with the Llama 3 large language model for the analysis and presentation of investment data through an intuitive question-answer system. The framework employs two parallel analytic modules: (1) a Convolutional Neural Network (CNN) Autoencoder, which analyzes stock prices and trading volumes to identify historical situations resembling current conditions and retrieve relevant financial news; and (2) an Internal Trend Module (LSTM + Autoencoder), which compresses market trends into a "fingerprint" for similarity searches, enabling the retrieval of comparable technical analysis reports. Llama 3 then combines the news items, technical reports, and trend data into a plain-language report that includes market analysis, risk alerts, and actionable recommendations. This research bridges the gap between abstract quantitative model features and human-understandable semantic interpretations, contributing to the development of credible and practical investment advisory systems. Experimental results demonstrate the efficacy of the system in producing coherent analytic reports while also highlighting the critical influence of feature extraction robustness and the quality of intermediate data generation on final outputs. These findings provide clear directions for future research aimed at enhancing the reliability of AI-driven investment advisory systems.

**Keywords:** Stock Prediction, Large Language Model (LLM), Explainable Artificial Intelligence (XAI), Deep Learning, Question Answering System (QA System), Llama 3

# 目錄

摘要.....	i
Abstract.....	ii
目錄.....	iii
表目錄.....	v
圖目錄.....	vi
第一章 緒論 .....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究限制.....	3
1.3 研究架構.....	3
第二章 文獻回顧 .....	4
2.1 股票預測方法.....	4
2.1.1 統計方法:從線性預測到波動性建模 .....	4
2.1.2 深度學習方法 :LSTM.....	5
2.1.3 深度學習方法：Transformer 與自注意力模型.....	6
2.2 特徵提取與表徵學習.....	7
2.2.1 傳統技術指標與統計特徵.....	8
2.2.2 深度學習特徵表示：隱藏層向量.....	8
2.2.3 AutoEncoder 用於降維與特徵壓縮 .....	9
2.2.4 結合卷積的特徵提取：CNNAutoEncoder.....	10
2.3 表徵空間近鄰搜尋與群集分析.....	11
2.4 新聞面資訊於股票預測中的應用 .....	12
2.5 多模態融合於金融預測.....	13
2.6 大型語言模型於金融解釋與報告生成.....	14
2.7 小結.....	14
第三章 資料集 .....	17
3.1 台灣證券交易所股票資料 .....	17
3.2 財經新聞爬蟲資料 .....	18
3.3 技術分析資料.....	19
3.4 大語言模型 QA 微調資料 .....	20
第四章 研究方法 .....	23
4.1 外在變動趨勢辨識模組.....	23
4.2 內在趨勢辨識模組 .....	27
4.3 微調 Llama3 .....	30
4.4 推論與應用 .....	33
第五章 實驗模擬 .....	36
5.1 實驗平台及環境介紹.....	36

5.2 實驗參數介紹.....	37
5.3 外在變動趨勢辨識模組之 CNNAutoEncoder 訓練結果驗證.....	40
5.4 內在趨勢辨識模組之 LSTM 與 AutoEncoder 訓練結果驗證.....	42
5.5 Llama3 微調結果探討 .....	48
5.6 Llama3 多股票與單股票模型性能 .....	51
5.7 Llama3 輸出結果質化討論 .....	55
5.7.1 鴻海.....	55
5.7.2 台積電.....	60
5.7.3 聯發科.....	65
5.7.4 小結.....	71
第六章 結論與未來研究建議.....	77
6.1 結論.....	77
6.2 未來研究建議.....	77
參考文獻.....	79
附錄.....	87
鴻海驗證資料: .....	87
台積電驗證資料: .....	101
聯發科驗證資料: .....	105

## 表 目 錄

表一、2317-鴻海日成交資訊.....	17
表二、鴻海財經新聞爬蟲資料.....	18
表三、使用 LSTM 參數分類之鴻海股市走勢技術分析.....	20
表四、鴻海 QA 微調資料 .....	21
表五、CNNAutoEncoder 符號表 .....	26
表六、CNNAutoEncoder 模型參數設定 .....	38
表七、LSTM 模型參數設定.....	38
表八、AutoEncoder 模型參數設定.....	39
表九、Llama3 模型參數設定 .....	39
表十、Llama3 虛擬問答輸入序列日期配對參數設定 .....	39
表十一、CNNAutoEncoder 模型評估結果 .....	42
表十二、LSTM 模型評估結果-鴻海 .....	43
表十三、LSTM 模型評估結果-台積電 .....	44
表十四、LSTM 模型評估結果-聯發科 .....	44
表十五、AutoEncoder 模型評估結果-鴻海.....	45
表十六、AutoEncoder 模型評估結果-台積電.....	47
表十七、AutoEncoder 模型評估結果-聯發科.....	48
表十八、Llama3 模型評估結果-鴻海.....	49
表十九、Llama3 模型評估結果-台積電 .....	50
表二十、Llama3 模型評估結果-聯發科.....	51
表二十一、Llama3 多股票、單股票模型比較結果-鴻海.....	53
表二十二、Llama3 多股票、單股票模型比較結果-台積電.....	53
表二十三、Llama3 多股票、單股票模型比較結果-聯發科.....	54

## 圖 目 錄

圖 一、股票問答系統運作流程。傳統流程;本研究流程。	2
圖 二、產生微調提示詞	21
圖 三、研究架構流程圖	23
圖 四、日交易資料新增技術分析欄位(紅框處)	24
圖 五、計算與前交易日數值百分比變化(紅框處)	24
圖 六、序列化資料	25
圖 七、CNNAutoEncoder	26
圖 八、LSTM 輸入序列與目標序列	27
圖 九、LSTM 模型架構	28
圖 十、每筆時間序列的隱藏層參數	29
圖 十一、AutoEncoder	29
圖 十二、簡易分群結果	30
圖 十三、技術分析結果與分組配對	30
圖 十四、歷史資料的新聞文章與技術分析配對	31
圖 十五、價格 tag 範例	32
圖 十六、虛擬回答 prompt	32
圖 十七、虛擬回答 prompt	33
圖 十八、Online 流程圖	34
圖 十九、Online Llama3 prompt 格式	35
圖 二十、Online Llama3 prompt 格式	35
圖 二十一、群聯 Middleware Library 架構	37
圖 二十二、Pro Suite UI	37
圖 二十三、虛擬問答輸入序列日期配對	40
圖 二十四、CNNAutoEncoder 訓練集 error 分布情形	41
圖 二十五、CNNAutoEncoder 測試集 error 分布情形	41
圖 二十六、AutoEncoder 訓練集 error 分布情形-鴻海	44
圖 二十七、AutoEncoder 測試集 error 分布情形-鴻海	45
圖 二十八、AutoEncoder 訓練集 error 分布情形-台積電	46
圖 二十九、AutoEncoder 測試集 error 分布情形-台積電	46
圖 三十、AutoEncoder 訓練集 error 分布情形-聯發科	47
圖 三十一、AutoEncoder 測試集 error 分布情形-聯發科	47
圖 三十二、Llama3 輸出情感分析混淆矩陣。combined 文章:鴻海; Llama3 輸出:鴻海; combined 文章:台積電;Llama3 輸出:台積電;combined 文 章:聯發科;Llama3 輸出:聯發科。	49
圖 三十三、Llama3 多股票模型比較單股票模型情感分析結果。多股 票模型:鴻海;單股票模型:鴻海;多股票模型:台積電;單股票模型:台積電;多股	

票模型:聯發科;單股票模型:聯發科。 .....	52
圖 三十四、鴻海 2025/01/09 後續趨勢 .....	60
圖 三十五、台積電 CNNAE 歷史向量(藍色)與驗證向量(紅色).....	65
圖 三十六、聯發科技術分析圖 .....	68

# 第一章 緒論

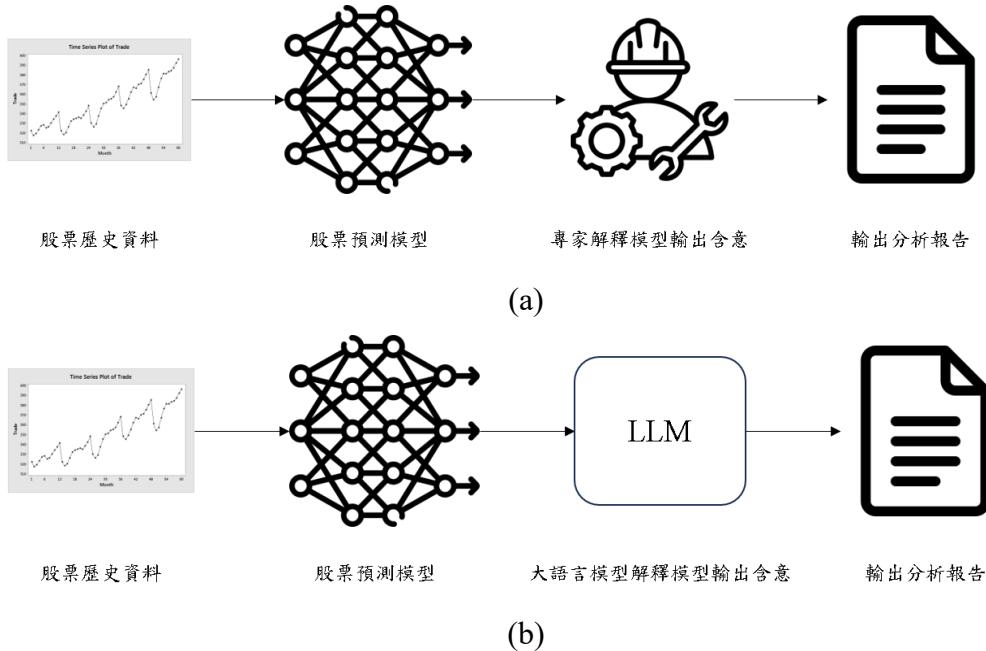
## 1.1 研究背景與動機

「請問台積電是否可以購買？」這是許多投資人在面對股市波動時，最常提出的問題之一。隨著人工智慧技術的進步，越來越多投資人希望透過智慧問答系統，快速獲取個股分析與操作建議。當使用者輸入這樣的問題時，問答機器人便可即時回應，例如：「根據近期的技術指標與市場趨勢，台積電目前處於短期支撐區間，若您屬於風險承擔能力較高的投資人，可考慮小量布局，但建議設立停損點以控制風險。」這樣的回答不僅具有可讀性，也融合了技術分析邏輯，對使用者而言更具參考價值。

在過去的相關研究中，股票預測的核心目標大多著重於提升預測的準確率。例如，Xie *et al.*[61]利用 LSTM 結合技術指標預測股價走勢，在多項指標下展現出優於傳統機器學習模型的準確度；而 Ding *et al.*[49]則透過結合情緒分析與注意力機制強化預測模型，成功提升對重大事件下股價波動的預測效果；Fischer and Krauss[20] 與 Doshi-Velez and Kim[15]雖分別使用深度學習與機器學習技術達到良好表現，但其預測結果僅為漲跌機率或價格數值，缺乏對一般使用者友善的解釋性。即使如 Li *et al.*[32] 與 Gunduz *et al.*[24] 將情緒分析或 AutoEncoder 納入模型中強化特徵表示，其結果仍需仰賴人工撰寫分析報告或進一步解譯。此外，部分研究如 Doshi-Velez and Kim[15]雖關注模型可解釋性議題，但其所提出之方法多限於模型內部可視化，並無法直接轉化為自然語言輸出以供使用者參考，綜上所述，許多深度學習架構已能有效掌握市場變化，作出相對準確的預測。然而，上述研究並沒有辦法直接應用到前一段所介紹的股票投資問答系統中，因為這些研究的輸出大多只有數值而沒有一般人能直接看懂的文字，因此這類研究若要應用在股票投資問答系統中都需要人力的介入。

一般來說傳統實現股票預測問答系統的流程包含三個階段：（1）將歷史資料輸入深度學習模型進行訓練與預測；（2）依據過去一兩天的狀況要求模型產生預測結果（如股價變動、上漲機率等）；（3）由具備財經專業的分析師解讀預測輸出，並撰寫可讀性高的文字報告提供給終端使用者，如圖一(a)所示。而在

這整套流程中最耗成本及拖垮反應時間的是第三部分分析師的階段，因為當問答系統使用人數太多時系統將面臨各式各樣的問題所以系統營運商需要聘請大量的人力才能讓整套系統運行起來，再者每個問題通常需要耗費分析師數分鐘的時間，所以一旦這些分析師的工作量增加，則被排在較晚回答的問題，反應時間會變得非常的久引起使用者不快。有鑑於此，本論文試圖打破此傳統三段式流程，提出一種全新的自動化的股票投資問答系統設計流程來克服這個問題。



圖一、股票問答系統運作流程。(a) 傳統流程;(b)本研究流程。

本論文所提出的全新問答系統設計流程如下，(1) 第一步同樣是將歷史資料輸入深度學習模型進行訓練與預測；(2) 接著一旦我們將過去一兩天的狀況輸入模型後，我們會直接從深度學習模型內部取得運行參數(如中間層輸出等)，(3) 利用 AutoEncoder 找出過往有用類似運行參數的歷史資料與這些歷史資料相關的文字記錄，(4) 再將這些文字紀錄輸入大語言模型，自動產生具備語意清晰、背景分析與建議內容的自然語言回應。藉由此一方式，我們不再需要依賴人工進行分析撰寫報告就可以全自動的產生報告，如此我們不僅實現了即時性，更大幅降低人力成本，有效提升服務效率與使用者體驗。

## 1.2 研究限制

研究限制分成九個部分：(1)訓練資料僅使用台灣股市 2010/10/21 至 2024/4/30 的股市資料。(2)因為設備限制沒有使用更高參數量的 Llama3 模型，Llama3 模型只使用到 8b 的參數量做全參數微調。(3)爬取新聞數量有限，對於時間久遠的新聞能爬取到的新聞有限，且部分財經新聞網站有嚴格的反爬蟲機制，可能會有關鍵新聞無法被爬取。(4)技術分析資料使用 GPT 取代股票分析師可能不夠專業會影響判斷的準確度。(5)QA fine tune 資料集的回答使用 GPT 當作股票分析師，所撰寫的分析報告可能不夠專業。(6)新聞文章與股票實際表現會有時間差，通常股票會先反映問題才會有新聞文章，因此新聞文章之配對可能要考慮到滯後性。(7)本研究在外在變動趨勢辨識模組中以短期股票的相對價格來做為特徵輸入，但對於適合產生有參考價值的分析報告相關新聞的新聞文章可能不適用這種方法，舉例來說，與今天的交易決策有關的新聞可能會與今天的頭條新聞屬於甚麼類別有相關，但如果採用現在的方法只能以過去幾天的價格的型態來區分。(8)本論文之主要貢獻為提供一個可讀性高且即時的股票決策推薦系統，如要評估本系統的性能需要多方專業分析師協助，由於經費有限，故採取現有的方式作為替代方案(9)重大國際事件的不確定性干擾：如美國總統川普等政治人物之重大政策與發言，經常對全球金融市場造成劇烈波動，這類非結構化、突發性的政治事件可能使模型難以即時反應，進而影響系統未來在類似情境下的穩定性與預測效能。

## 1.3 研究架構

本論文接下來的章節架構主要可以分成五個章節，分別是第二章的文獻探討，第三章資料集，第四章研究方法，第五章實驗模擬，第六章結論與未來研究建議。

## 第二章 文獻回顧

本章將列出與本論文相關的研究，包含股票預測方法與特徵提取與表徵學習、表徵空間近鄰搜尋與群集分析、新聞面資訊於股票預測中的應用的相關研究，與多模態融合於金融預測的方法論。

### 2.1 股票預測方法

隨著人工智慧與深度學習技術的快速發展，股票價格預測方法逐漸從傳統統計模型（如 ARIMA、GARCH）演進至深度神經網路。特別是 LSTM（長短期記憶網路）因具備捕捉長期依賴特徵的能力，被廣泛應用於股價時間序列預測。近期亦有研究嘗試將 Transformer 等架構引入，以強化模型對多變量輸入及跨時間尺度模式的學習。本節回顧過去各種與股票預測相關模型之發展。

#### 2.1.1 統計方法：從線性預測到波動性建模

在深度學習成為主流之前，金融時間序列分析主要建立在嚴謹的統計方法之上。這些模型至今仍是理解市場動態和學術研究的基石。其中，ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average，整合移動平均自迴歸) 模型是最經典的線性預測工具之一。它透過結合自迴歸 (AR) 項捕捉歷史觀測值的影響、移動平均 (MA) 項捕捉歷史預測誤差的影響，並透過差分 (I) 處理非定態資料，使其能有效模擬時間序列的趨勢與短期結構 Box *et al.* [8]。然而，ARIMA 模型的基本假設是變異數恆定 (Homoscedasticity)，這與金融市場中常見的現象波動性聚集 (Volatility Clustering)，即「大波動後跟著大波動，小波動後跟著小波動」的特性相悖[56]。

為了解決此問題，Engle [17] 提出了 ARCH (AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity) 模型，首次將條件變異數納入模型中。隨後，Bollerslev [7] 將其擴展為 GARCH (Generalized ARCH)，允許條件變異數不僅依賴於過去的誤差項，也依賴於其自身的歷史值，從而更靈活地描述了金融資產報酬率的動態波動性。GARCH 模型在風險管理，特別是風險值 (Value at Risk, VaR) 的估算上取得了巨大成功 [25]。

然而，標準 GARCH 模型無法解釋金融市場中普遍存在的「槓桿效應」 (Leverage Effect)，即負面消息（股價下跌）對波動性的衝擊通常大於同等程度的正面消息（股價上漲）。為此，學者們提出了多種非對稱 GARCH 模型。例如，Nelson [40] 的指數 GARCH (EGARCH) 模型透過對數變換確保了條件變異數的非負性，並能捕捉槓桿效應。同樣，Glosten *et al.* [22] 提出的 GJR-GARCH 模型也引入了非對稱項，在實證研究中表現出色。

儘管 ARIMA 與 GARCH 家族模型在特定任務上表現優異，但它們的根本性限制在於其「參數化」與「線性假設」的框架。這些模型假設了一個固定的數學結構，難以捕捉由制度變革、金融危機或投資者情緒轉變等引發的「結構性斷裂」（Structural Breaks）。更重要的是，它們在模擬市場中複雜的非線性動態關係方面能力有限。

為了突破這些限制，研究界開始探索將統計模型與機器學習結合的「混合模型」。例如，Pai and Lin [43] 結合 ARIMA 與支持向量機（SVM），利用 ARIMA 先捕捉資料中的線性成分，再由 SVM 學習其殘差中的非線性模式。而 Zhang [65] 結合 ARIMA 與傳統神經網路，同樣是此思想的體現。這些混合模型的成功，證明了結合不同範式以提升預測能力的潛力，為後續深度學習方法奠定基礎。

### 2.1.2 深度學習方法 :LSTM

隨著計算能力的提升與大數據的普及，深度學習方法為解決傳統統計模型在非線性與複雜模式識別上的不足，提供了強而有力的解決方案。在時間序列預測領域，遞歸神經網路（Recurrent Neural Network, RNN）因其獨特的循環結構，能夠處理序列數據中的時序依賴性，成為了自然而然的選擇。理論上，RNN 可以記憶過去的資訊，並利用這些資訊來影響當前的輸出 Elman[16]。然而，標準的 RNN 在實際應用中面臨著嚴重的挑戰。當時間序列過長時，RNN 在反向傳播訓練過程中容易出現「梯度消失」（Vanishing Gradient）或「梯度爆炸」（Exploding Gradient）的問題 Bengio *et al.* [5]。這使得模型難以學習到數據中跨越較長時間步的「長期依賴關係」（Long-Term Dependencies），而這在金融市場中至關重要，例如，數月前的公司財報仍可能影響今日的股價。

為了解決此問題，Hochreiter and Schmidhuber [28] 提出了長短期記憶網路（Long Short-Term Memory, LSTM）。LSTM 是一種特殊的 RNN，其核心創新在於引入了「記憶單元」（Memory Cell）以及精巧的「門控機制」（Gating Mechanism）。每個 LSTM 單元包含三個關鍵的門：遺忘門（Forget Gate）決定應丟棄哪些舊資訊；輸入門（Input Gate）決定讓哪些新資訊更新到記憶單元；而輸出門（Output Gate）則根據當前的記憶單元狀態決定要輸出什麼內容。這種門控結構允許 LSTM 選擇性地記憶、遺忘或輸出資訊，從而有效地捕捉時間序列中長達數百個時間步的依賴關係，同時避免了梯度消失的問題，使 LSTM 在處理充滿雜訊且具有複雜動態的金融時間序列數據時，展現出遠超傳統統計模型與標準 RNN 的優越性。許多實證研究直接比較了 LSTM 與傳統模型的表現，例如 Siami-Namini *et al.* [51] 的研究發現，在預測金融時間序列上，LSTM 的表現顯著優於 ARIMA 與 GARCH 模型。

基於 LSTM 的成功，研究者進一步探索了更複雜的架構以提升預測精度。例如，雙向 LSTM (Bidirectional LSTM, Bi-LSTM) 透過同時從正向和反向兩個方向處理序列，讓模型在預測某個時間點時能同時考慮到過去和未來的上下文資訊（在訓練中），從而更全面地理解序列模式 Schuster and Paliwal [46]。此外，結合卷積神經網路 (CNN) 的混合模型（如 CNN-LSTM）也備受關注，其策略是先利用 CNN 層提取時間序列中的局部特徵或空間模式，再將這些特徵序列輸入 LSTM 進行時序關係的建模[29]。

近年來的大量研究證實了 LSTM 在股票預測任務上的有效性。例如，Fischer and Krauss [20]的大規模實證研究發現，LSTM 在預測 S&P 500 指數成分股的表現上顯著優於隨機森林、深度神經網路等其他機器學習方法。此外，亦有研究利用 LSTM 的隱藏層狀態作為市場模式的特徵向量，取得了良好的效果 Chong *et al.* [10]，這也啟發了本論文後續的特徵提取方法。總體而言，如 Sezer *et al.* [47] 的綜述所示，基於 LSTM 的深度學習模型已成為金融市場預測領域一個穩固且成果豐碩的研究典範。

### 2.1.3 深度學習方法：Transformer 與自注意力模型

儘管以 LSTM 為代表的遞歸模型在序列處理領域已展現其效能，但其固有的循序計算瓶頸，促使學界探索不依賴循環結構的替代方案。在此背景下，一個基於自注意力機制的全新架構 Transformer 模型被提出，並迅速成為該領域的研究前沿。Vaswani *et al.* [58]在其論文《Attention Is All You Need》中提出了 Transformer 模型，最初應用於自然語言處理 (NLP) 領域，並迅速取得了革命性的成果。此後，其強大的能力使其被廣泛應用於包含金融時間序列在內的各個領域。

Transformer 的核心創新在於完全摒棄了 RNN 的循環結構，轉而完全依賴「自注意力機制」（Self-Attention Mechanism）。與 RNN 必須依序處理序列中的每個元素不同，自注意力機制能夠在單一步驟中，計算序列中任意一個元素與所有其他元素的關聯性權重。換言之，模型在處理某個時間點的股價時，可以直接地、動態地評估序列中每一個歷史時間點對其的重要性，無論它們之間的距離有多遠。這種機制使得 Transformer 在捕捉長期依賴關係上，擁有比 LSTM 更直接且可能更有效的路徑。

相較於 RNN/LSTM，Transformer 架構帶來了幾個顯著優勢：1) 高度並行化，可大幅提升訓練效率；2) 優越的長期依賴捕捉能力；以及 3) 透過分析注意力權重分佈，提供了更好的模型可解釋性潛力。

看準這些優勢，研究人員迅速將 Transformer 導入金融預測。早期的研究如 Ding *et al.* [13] 便將標準 Transformer 用於預測股票走勢，並取得了有競爭力的結果。隨後，學界開始針對金融數據的特性進行深度優化。一個里程碑式的工作是 Lim *et al.* [34] 提出的 Temporal Fusion Transformer (TFT)，該模型專為多時間步預測設計，能夠整合靜態元數據、已知的未來輸入（如節假日信息）以及歷史時間序列，在多個金融和商業數據集上達到了當時最先進的水平。

Transformer 的應用也不僅限於價格預測。在投資組合優化方面，有研究利用自注意力機制來建模資產之間的動態協方差矩陣，以實現更穩健的資產配置 Takahashi *et al.* [54]。在金融情緒分析領域，基於 Transformer 的大型語言模型（如 BERT）在從新聞、社交媒體中提取市場情緒方面，也展現了遠超傳統方法的能力 Shah *et al.* [48]。

然而，將 Transformer 應用於金融時間序列也面臨挑戰。首先，標準自注意力的計算複雜度與序列長度的平方成正比，這使得它在處理極長的金融序列時計算資源消耗極高。為解決此問題，學界提出了多種高效變體，如 Informer Zhou *et al.* [67]，它將計算複雜度降低到<sup>1</sup>。其次，Transformer 通常被認為是「數據飢渴」（Data-Hungry）的模型，需要比 LSTM 更龐大的數據集才能展現其全部潛力。最後，模型本身不具備序列順序的感知能力，需要額外引入「位置編碼」（Positional Encoding）來告知模型時序關係，其有效性仍是學界持續探討的議題。

總結來說，正如近期的綜述文獻所指出的 Bao and Datta [3]，Transformer 已成為金融科技領域一個極其活躍的研究方向。儘管存在挑戰，但其強大的表達能力和不斷湧現的優化變體，使其在可預見的未來仍將是金融預測和分析領域的核心技術之一。

## 2.2 特徵提取與表徵學習

深度學習模型除了能夠直接用於股票價格或指標的預測外，更重要的是能從原始數據中自動學習潛在的特徵表徵。透過特徵提取，可將高維且受噪聲影響的時間序列資料，轉換為更具代表性與可解釋性的低維特徵向量，進而提升後續如分群、異常檢測與相似度搜尋等分析的效果。本節將回顧文獻中常見的幾種深度學習特徵提取方式，包括以 LSTM 隱藏層向量作為高維特徵，以及利用 AutoEncoder 和 CNN AutoEncoder 對金融時間序列進行特徵壓縮與局部模式擷取；同時，也將對比傳統技術指標作為特徵的優缺點，以說明深度學習特徵表徵在金融應用中的優勢。

### 2.2.1 傳統技術指標與統計特徵

在端對端的深度學習模型普及之前，金融預測模型的構建流程中，一個不可或缺的環節是「特徵工程」（Feature Engineering）。其核心思想是將原始的價量資料，透過人為定義的數學公式，轉換為一組能夠反映市場潛在狀態的特徵，再將這些特徵輸入傳統的機器學習模型（如支持向量機、隨機森林）進行預測。這人造特徵主要可分為兩大類：技術指標與統計特徵。

技術指標是金融從業人員與量化分析師長期以來用以判斷市場趨勢與動能的工具 Murphy [39]。它們可以被大致歸類：

- (1) 趨勢指標 (Trend Indicators)：用以判斷價格運行的主要方向。例如，簡單移動平均 (SMA) 和指數移動平均 (EMA) 透過計算一段時期內的平均價格來平滑價格波動，從而突顯長期趨勢。而平滑異同移動平均線 (MACD) 則透過比較長短期 EMA 的差異，來判斷趨勢的強度與可能的轉折點。
- (2) 動能指標 (Momentum Indicators)：用以衡量價格變動的速度與力道，常用來識別超買或超賣的市場狀態。其中，相對強弱指數 (RSI) 是最具代表性的指標之一，它計算了一段時間內價格上漲和下跌的相對強度。

除了技術指標，研究者也常在一個滾動的時間窗口內計算價格序列的統計特徵，以捕捉其分佈的動態變化。常用的統計量包括：移動平均數（代表中心趨勢）、標準差（代表波動率）、偏態（Skewness，衡量收益分佈的不對稱性）以及峰態（Kurtosis，衡量分佈尾部的厚度，即發生極端事件的風險）Cont[11]。許多早期的研究便是透過組合這些技術與統計特徵來訓練模型，並在一定程度上取得了成功 Atsalakis and Valavanis[1]。

然而，依賴這些人工設計的特徵存在著根本性的局限。首先，這些指標都是基於固定的、預先定義的公式，缺乏適應性，無法自動捕捉不斷變化的市場結構與模式。其次，大部分技術指標本質上是原始價格的線性或簡單非線性變換，對於金融市場中普遍存在的複雜非線性動態，其表達能力有限 Heaton *et al.* [26]。最後，特徵的選擇本身就是一個難題，過多的指標可能引入噪聲與共線性，而過少的指標又可能遺漏關鍵資訊。這些挑戰凸顯了開發能夠自動從原始數據中學習有效表徵方法的重要性，而這正是後續要討論的深度學習特徵表示方法的核心優勢。

### 2.2.2 深度學習特徵表示：隱藏層向量

相較於依賴人工設計的傳統特徵，深度學習開啟了一種全新的特徵工程範式：特徵學習 (Feature Learning)。其核心思想是，模型在為達成某一特定目標（如預測下一日股價）進行訓練的過程中，其內部參數，特別是隱藏層的輸出，會自然而然地形成對原始數據的一種高層次、抽象化的表示。這些被學習到的特徵向

量，往往比人工設計的指標更能捕捉數據中複雜且非線性的潛在規律。

在處理時間序列的 LSTM 或 RNN 模型中，隱藏層的狀態向量（Hidden State Vector）在每個時間步都會被更新，它可被視為模型對截至該時間點所有歷史序列資訊的動態壓縮與摘要。這個高維向量包含了模型為了做出有效預測而必須「記住」的關鍵資訊，例如趨勢的持續性、波動的加劇、或是某種特定價格模式的形成。因此，這個向量本身就是一個極其豐富的、由數據驅動生成的特徵表示，它將複雜的時序動態編碼在一個高維的幾何空間中 [10]。

學術界已有多項研究利用這種隱藏層向量進行後續的數據分析。一個主要應用是市場狀態聚類（Clustering for Market Regimes）。研究者首先訓練一個 LSTM 進行價格預測，然後提取每個時間點的隱藏層向量，再利用 K-Means 或 DBSCAN 等聚類算法對這些向量進行分群。最終得到的每個群集，可以被解釋為一個特定的「市場狀態」或「價格模式」，例如「高波動盤整期」、「穩定上漲期」等 Gu *et al.*[23]。另一個重要應用是相似性搜尋與異常檢測。在潛在特徵空間中，兩個時間點的隱藏層向量若在空間中的距離（如歐氏距離或餘弦相似度）很近，則代表這兩個時間點的市場模式高度相似。這種方法可用於尋找歷史上與當前市場最相似的時期，為類比推理提供依據。反之，若某個向量遠離所有已知的群集，則可能表示一個罕見的、異常的市場事件 Malhotra *et al.*[38]。

然而，這種深度學習特徵表示的最大挑戰在於其可解釋性（Interpretability）。與 RSI 值為 80 代表「超買」的直觀意義不同，隱藏層向量中的每一個維度通常不具有獨立且直觀的金融或經濟含義，整個特徵提取過程如同一個「黑盒子」。我們很難回答「為何這兩個向量被認為是相似的？」或「向量的第十個維度代表什麼？」這類問題。儘管研究人員常使用 t-SNE 或 UMAP 等降維可視化技術來觀察特徵空間中的簇群結構，以獲得一些直觀理解 Maaten and Hinton [57]，但其內在的複雜性與解釋性的缺乏，依然是該方法在實際應用中需要謹慎對待的重要議題。

### 2.2.3 AutoEncoder 用於降維與特徵壓縮

在從深度學習模型中提取特徵的眾多方法中，自編碼器（AutoEncoder, AE）是一種功能強大且應用廣泛的非監督式學習模型。與前述透過監督式預測任務間接學習特徵的 RNN/LSTM 不同，AutoEncoder 的目標是學習輸入數據本身的一個高效的、壓縮的表示。其結構主要由兩部分對稱組成：一個編碼器（Encoder）和一個解碼器（Decoder）。

編碼器的作用是將高維的輸入資料（例如一段股價序列或一個高維的 LSTM 隱藏層向量）壓縮成一個維度較低的潛在特徵向量（Latent Representation），這個向量所在的空間通常被稱為「潛在空間」（Latent Space）或「瓶頸層」（Bottleneck）。而解碼器的任務則是接收這個壓縮後的潛在向量，並盡可能精確地將其還原（Reconstruct）成原始的輸入資料。整個模型的訓練目標，便是最小

化原始輸入與解碼器輸出之間的「重建誤差」(Reconstruction Error)。為了在資訊經過壓縮後仍能成功重建，編碼器必須學會忽略數據中的噪聲與不重要的細節，只保留最核心、最具代表性的特徵。因此，訓練完成後，其潛在向量就成為了原始數據的一個去噪、降維後的精華表示 Hinton and Salakhutdinov [27]。

AutoEncoder 在金融時間序列分析中有著多元的應用。最直接的應用便是非監督式降維與特徵壓縮。它可以將包含數十種技術指標或高維度的隱藏層向量，壓縮至一個更易於處理的低維空間，同時保留了最重要的結構性資訊，這對於後續的聚類分析或可視化極為有利 Gu *et al.* [23]。

此外，AutoEncoder 的一個重要變體去噪自編碼器 (Denoising AutoEncoder, DAE) 在處理充滿雜訊的金融數據時尤其有效。DAE 的訓練方式是故意在原始輸入中加入隨機噪聲，但要求模型重建出「乾淨的」原始數據。這種訓練策略迫使模型必須學習到數據中更穩健、更本質的模式，而不是去擬合那些隨機的噪聲 Vincent *et al.* [59]。

最後，AutoEncoder 的重建誤差本身也是一個有價值的分析工具，常用於異常檢測。當模型在大量的「正常」市場數據上訓練完成後，如果遇到一個前所未見的、異常的市場模式 (如閃電崩盤)，模型將難以對其進行有效重建，從而產生一個非常高的重建誤差。這個異常的誤差值可以作為一個強烈的信號，用以標記市場結構的突變或潛在的危機 Sakurada and Yairi [45]。

#### 2.2.4 結合卷積的特徵提取：CNNAutoEncoder

雖然標準的自編碼器 (AE) 在降維與特徵壓縮上表現出色，但其全連接層的結構在處理數據時，會將輸入視為一個扁平的向量，從而忽略了數據中固有的序列結構或空間關係。對於時間序列資料而言，這意味著模型可能無法有效捕捉到相鄰時間點之間形成的局部模式，例如短期的價格尖峰、盤整平台或是「W 型底」等技術分析中的圖形。為了克服這一點，研究人員將卷積神經網路 (CNN) 的思想與自編碼器架構結合，形成了卷積自編碼器 (Convolutional AutoEncoder, CNN AE)。

CNN 最初因其在二維圖像識別上的巨大成功而聞名，其核心在於利用「卷積核」(Kernel) 作為滑動窗口來掃描數據，從而高效地提取局部特徵。當應用於一維的時間序列時，一維卷積核會沿著時間軸滑動，每個卷積核都像一個特化的「模式偵測器」。這種做法與傳統時間序列分析中的「形狀探勘」(Shapelet mining) 思想不謀而合，即在序列中尋找有代表性意義的子序列 Ye and Keogh [62]。不同的是，CNN 中的卷積核是透過數據驅動的方式自動學習的，而非人工預定義，使其能發現更複雜和抽象的模式 Bai *et al.* [2]。

一個 CNNAutoEncoder 的架構如下：卷積編碼器 (Convolutional Encoder) 由一系列的一維卷積層和池化層 (Pooling layers) 組成，負責提取局部模式並進行降採樣；而卷積解碼器 (Convolutional Decoder) 則透過上採樣或轉置卷積層，

將低維的潛在特徵向量逐步還原成原始的時間序列。

與標準的 AutoEncoder 相比，CNNAutoEncoder 的主要優勢在於其為時間序列量身定做的歸納偏置（Inductive Bias）。它假設了「局部性」和「時間平移不變性」，使其在捕捉重複出現的圖形方面，遠比標準 AE 更為強大與高效。這種方法的有效性已在多個領域得到驗證。在工業應用中，CNNAutoEncoder 被用於從機械設備的感測器數據中學習正常的運轉模式，從而實現精準的故障檢測 Oh and Yun[42]。在醫療領域，它被用於分析心電圖（ECG）訊號，自動識別心律不整等異常波形 Kiranyaz *et al.*[30]。

在金融領域，除了前述的波動預測與異常檢測應用 Yoon *et al.* [64] Park *et al.* [44]，更有研究將其用於從高頻的限價訂單簿（Limit Order Book）數據中學習市場微觀結構的特徵，以預測短期價格動向 Bautista *et al.* [4]。總結而言，當分析的重點在於時間序列中「包含了哪些局部波動型態」而非僅僅是「整段序列的總體狀態」時，CNNAutoEncoder 提供了一個比標準 AE 更具洞察力且更為精準的特徵提取工具。

## 2.3 表徵空間近鄰搜尋與群集分析

前一節闡述了如何利用深度學習模型將複雜的時間序列資料，轉換為低維且資訊密集的特徵向量。這些向量共同構成了一個「潛在表徵空間」（Latent Representation Space）。這個空間的價值在於，其中樣本點之間的「距離」被賦予了新的、更有意義的內涵：兩個在潛在空間中彼此靠近的向量，代表著它們對應的原始時間序列，在模型看來具有相似的內在模式或動態，即便它們在原始數值上可能相去甚遠。因此，在這個空間中進行分析，能更有效地揭示數據的深層結構。

對這些潛在向量進行群集分析（Clustering），是探索其結構最常用的方法之一。將 K-Means、DBSCAN 等經典聚類算法應用於潛在向量，能夠將具有相似模式的歷史數據自動歸為一類。與直接對高維、含噪的原始時間序列進行聚類相比（這通常需要複雜的距離度量，如動態時間扭曲 DTW），在低維、去噪的潛在空間中進行聚類，不僅計算上更高效，而且聚類結果也更為穩健與可解釋[37]。在金融領域，這些被識別出的群集通常被詮釋為不同的「市場狀態」（Market Regimes），例如「牛市」、「熊市」、「高波動盤整」等。

除了群集分析，利用 K-最近鄰（K-Nearest Neighbors, KNN）算法在此空間中進行相似度搜尋，是另一個更為靈活且強大的應用，這也與本論文的系統設計密切相關。其運作方式為：當一筆新的、未見過的數據（如最近的股價序列）到來時，首先將其透過已訓練好的編碼器（Encoder）映射為其在潛在空間中的向量。接著，利用 KNN 算法，以歐氏距離或餘弦相似度等度量，從歷史數據的潛在向量庫中，快速找出與該新向量最接近的 K 個歷史樣本。

這種基於實例的「類比推理」（Reasoning By Analogy）方法在金融分析中具有巨大的潛力。它等同於在問：「當前市場的模式，與歷史上哪些時刻最為相似？」透過檢視這些歷史近鄰的後續發展，可以為當前決策提供參考。例如，若歷史近鄰多數後續出現上漲，則可作為看漲的信號。

## 2.4 新聞面資訊於股票預測中的應用

效率市場假說（Efficient Market Hypothesis, EMH），如 Fama [18] 的經典論述，認為在任何時間點，股票價格已經完全反映了所有可得的公開資訊。然而，大量的實證研究與行為金融學的發展表明，市場並非完全有效。例如，De Bondt and Thaler [12] 的研究發現了市場的「過度反應」現象，即過去的輸家股票組合在未來會跑贏贏家組合。Fama and French [19] 則指出了規模與價值效應等「異象」（Anomalies），證明除了市場風險外，還有其他因素能系統性地預測股票報酬。此外，Shiller [50] 的研究也顯示，股價的波動性遠大於其未來股利變動所能合理支持的程度。這些發現共同構成了行為金融學的基石，認為資訊的傳播、投資者的解讀以及情緒的反應都需要時間，這種時間差為利用新聞等即時資訊進行預測提供了理論基礎。因此，如何從海量的非結構化新聞文本中，提取出能影響股價的有效訊號，已成為計算金融領域的核心研究方向。

早期的研究主要集中在詞袋模型（Bag-of-Words）與情緒分析（Sentiment Analysis）。其核心方法是建立金融領域的情緒詞典，例如將「盈利」、「創新」、「增長」等標記為正面詞彙，將「虧損」、「訴訟」、「裁員」等標記為負面詞彙。透過計算一篇文章或一段時間內新聞中正面與負面詞彙的頻率，可以得到一個量化的情緒分數。開創性的研究如 Tetlock [55] 發現，媒體內容中悲觀情緒的增強，能夠預測市場指數的下跌，從而證實了新聞情緒的預測價值。後續研究更將此方法從傳統新聞擴展至社交媒體，例如 Bollen *et al.* [6] 的研究便成功利用 Twitter 的公眾情緒來預測股市的波動。

然而，單純的情緒分析忽略了新聞的具體內容。一篇關於「公司 A 成功收購公司 B」的正面新聞，與一篇「公司 A 財報超預期」的正面新聞，對股價的影響機制顯然不同。為此，研究者引入了更先進的自然語言處理（NLP）技術。主題模型（Topic Modeling），特別是潛在狄利克雷分布（LDA），能夠自動地從大量文本中識別出潛在的主題（如「併購活動」、「產品發布」、「監管政策」等），從而讓模型不僅知道市場情緒，更知道「市場在關心什麼」。更進一步的事件抽取（Event Extraction）技術，則旨在從非結構化文本中識別出結構化的事件元組，例如（公司，事件類型，相關對象），能更精準地捕捉特定事件的影響 Ding *et al.* [14]。

隨著深度學習的發展，基於 Transformer 的大型語言模型（如 BERT）徹底改變了文本特徵的提取方式。這些模型能夠將文本轉換為深層的、富含上下文語義的向量（Embeddings），而不是簡單的關鍵詞計數或主題分佈。這種向

量表示能夠更細膩地捕捉文本的語氣、實體關係和潛在含義，為多模態融合提供了更高品質的文本特徵 So and Hwon [52]。

## 2.5 多模態融合於金融預測

金融市場是一個複雜的自適應系統，其動態由多種不同性質的資訊共同驅動，包含技術面的價量、基本面的財報，以及消息面的新聞等。僅依賴單一的數據源難以窺其全貌，因此，多模態機器學習（Multimodal Machine Learning）近年來已成為金融預測領域的研究焦點。其核心目標是建立能夠整合並理解多源異構數據的模型，模擬人類專家結合圖表、財報與新聞的決策過程，從而對市場信號做出更敏感、更準確的判斷 Zhang *et al.*[66]。

根據融合發生的階段與方式，現有的多模態融合策略可以分為幾個主要流派。

早期融合（Early Fusion），或稱特徵層融合，是最直觀的策略。它獨立地從各模態中提取特徵向量，然後將這些向量拼接（Concatenate）成一個單一特徵向量，再輸入下游的預測模型。此方法雖然簡單，但忽略了模態間的深層互動，且對特徵的尺度與維度較為敏感 Gao *et al.*[21]。

為了捕捉更深層的跨模態互動，研究者提出了更複雜的中期融合（Intermediate Fusion）策略。其中，基於注意力機制（Attention Mechanism）的方法尤為突出。跨模態注意力（Cross-modal Attention）允許模型在處理一種模態時，動態地關注另一模態中最相關的部分 Li *et al.*[33]。為進一步優化融合過程，更精巧的架構應運而生，例如，分層注意力網路（Hierarchical Attention Network, HAN）能夠在詞語、句子、文件等不同粒度上進行注意力融合 Liu *et al.*[36]；而另一些研究則引入了門控機制（Gating Mechanism），讓模型能自適應地學習控制各模態資訊流的權重與貢獻 Chen *et al.*[9]。

近期，隨著 Transformer 架構的成功，研究人員開始將其作為一個通用的多模態融合框架。多模態 Transformer 模型能夠在一個統一的架構下，透過自注意力與跨注意力機制，同時處理來自不同模態的序列數據，並在一個共享的語義空間中對它們的複雜依賴關係進行建模，代表了當前技術的前沿方向 Lin *et al.* [35]。

晚期融合（Late Fusion），或稱決策層融合，則是為每個模態獨立訓練預測模型，最後再對各模型的輸出結果進行融合。

儘管多模態融合潛力巨大，但仍面臨諸多挑戰 Soleymani *et al.*[53]，例如：如何有效對齊不同時間頻率的數據（時間非同步性）、如何處理不同模態特徵空間的異質性（表示異構性）、以及如何區分資訊中的相關性與因果性。未來的發展趨勢將持續探索更強大的端到端融合架構，並致力於提升模型的可解釋性，以構建更穩健與可信的金融預測系統。

## 2.6 大型語言模型於金融解釋與報告生成

近年來，以 Transformer 架構為基礎的大型語言模型（Large Language Models, LLMs），如 GPT 系列與 Llama 系列，在自然語言理解、生成、推理與摘要等任務上展現了驚人的湧現能力（Emergent Abilities），標誌著人工智慧領域的範式轉移。這項技術正迅速從通用領域擴展至金融等專業場景，其核心價值不再是像傳統 NLP 模型那樣僅僅提取情感分數或關鍵詞，而是能夠進行深度的語義理解與連貫的文本生成，為自動化的金融解釋與報告生成帶來了前所未有的可能性。

將 LLMs 應用於金融領域，主要有兩種主流策略：領域內微調與檢索增強生成。

領域內微調（Domain-Specific Fine-tuning）是為了讓通用 LLM 適應金融領域的專有詞彙、語氣和分析邏輯。透過在大量的金融文本（如財報、研究報告、金融新聞）上進行二次訓練，模型能夠學習生成更專業、更符合行業規範的內容。此方向的標誌性研究是 BloombergGPT [60]，一個從頭開始在海量金融數據上訓練的超大型模型。此外，學界與業界也致力於在開源模型基礎上進行微調，例如 FinGPT [63] 專案，便探索了如何利用金融數據對通用 LLM 進行高效微調，使其具備金融問答與分析的能力。

然而，LLMs 存在「幻覺」（Hallucination）問題，即可能捏造事實，這在要求高度準確性的金融領域是致命缺陷。檢索增強生成（Retrieval-Augmented Generation, RAG）框架便是為解決此問題而提出的關鍵技術 Lewis *et al.* [31]。RAG 的核心思想是，在要求 LLM 生成答案之前，先從一個可信的外部知識庫中檢索出與問題最相關的資訊片段，然後將這些檢索到的「證據」作為上下文（Context）一同提供給 LLM。這使得 LLM 的生成過程不是憑空想像，而是「有據可依」，從而大幅提升了生成內容的準確性與時效性。

LLMs 在金融報告生成領域的機會是巨大的，它能將複雜的量化模型輸出轉化為人類易於理解的自然語言解釋，實現金融分析的民主化與自動化。但挑戰同樣嚴峻，包括如何進一步降低幻覺風險、如何確保模型具備嚴謹的數字推理能力、如何客觀地評估生成報告的品質，以及如何避免模型放大訓練數據中的既有偏見等，這些都是未來研究需要持續關注的重要課題。

## 2.7 小結

綜上所述，本章回顧了金融預測從傳統統計模型到現代深度學習方法的演進。我們可以看到，無論是處理價格序列的 LSTM、Transformer，還是分析新聞文本的 NLP 技術，都已發展出相當成熟的模型。然而，既有研究仍存在以下幾個待彌補的缺口：

- (1) 融合深度的不足：過去的多模態研究多半在數值特徵層面進行融合，較少探討如何將從量化數據中生成的「分析結論」（如技術分析報告）與從質化數據中提取的「關鍵事件」（如重要新聞）這兩種半結構化的文本資訊進行深度整合。
- (2) 模型解釋性的缺乏：傳統預測模型的輸出多為單一的漲跌信號或預測數值，難以生成具有高度可讀性、能闡述背後原因的分析報告，限制了其在實際決策中的可信度與應用價值。

為應對上述挑戰，本研究提出一個創新的多模態分析與報告生成框架。此框架的核心設計在於，它並非直接融合原始數據，而是將不同模態的資訊轉化為人類可讀的中間產物，再進行更高層次的語義融合。具體而言，本研究的貢獻與方法體現在以下幾個層面：

首先，在特徵表徵與類比推理方面，本研究利用深度學習模型（LSTM-AutoEncoder 與 CNN-AutoEncoder）將市場的價格模式與新聞時序特徵映射至各自的潛在空間。當新的市場數據出現時，我們採用 K-最近鄰（KNN）算法，在歷史潛在向量中進行高效的相似度檢索。此設計的創新之處在於，我們將歷史向量與當時匹配的「技術分析報告」和「關鍵新聞」進行了預先標註。因此，KNN 的檢索過程不僅是在尋找數學上的相似點，更是在進行一種「類比推理」即時定位出與當前市場模式最相似的歷史情境及其背後的文本脈絡。此一基於最近鄰檢索的機制，其價值在於為數據驅動的抽象表徵與人類可讀的分析文本之間建立了一座橋樑，從而有望顯著增強整體系統的解釋能力與實用性[41]。

其次，在資訊融合與報告生成方面，本研究將大型語言模型（LLM）定位為一個強大的「多模態資訊融合器」與「分析報告生成器」。整個系統的運作巧妙地運用了檢索增強生成（Retrieval-Augmented Generation, RAG）的思想：前述 KNN 檢索到的技術分析報告與關鍵新聞，共同構成了提供給 LLM 的、即時的「外部知識」。在此基礎上，我們進一步透過領域內微調（Fine-Tuning）Llama3 模型，使其不僅能理解這些輸入的「事實基礎」，更能以專業金融分析師的口吻與邏輯，將量化模式的解讀與質化事件的分析，融合成一份連貫、具洞察力且可解釋的最終分析報告。

總體而言，本研究旨在透過上述設計，有效地橋接量化模型識別的抽象模式與人類可理解的質化事件分析之間的鴻溝，填補現有研究在分析文本融合與

報告自動生成方面的空白，從而為金融預測領域提供一個更具實用性與可信度的解決方案。

## 第三章 資料集

本章節介紹研究所使用到的四種資料集，第一種類型台灣證券交易所股票資料，用於訓練時間序列模型以及特徵降維模組，以得到預測趨勢分析報告與相關新聞報告；第二種類型為財經新聞爬蟲資料，目標是提供新聞面的資訊來輔助分析；而第三種與第四種則是 OpenAI GPT 作為代理股票分析師產生技術分析資料提供技術面資訊輔助分析和同樣使用 OpenAI GPT 作為最終微調 Llama3 的微調資料產生工具所產生的大語言模型 QA 微調資料。

### 3.1 台灣證券交易所股票資料

本論文所使用的股票時間序列資料的來源是台灣證券交易所 api 提供的上市個股日成交資訊，資料的時間範圍為西元 2010 年 10 月 21 號到 2024 年 4 月 30 號，且本研究共取得了三隻個股股票做為本次研究資料名稱及代號為 2317-鴻海、2330-台積電和 2454-聯發科，表一為本研究所使用的個股日成交資訊，這裡以 2317-鴻海為例，表格內容包含日期、成交股數、成交金額等欄位，其中「日期」欄為該交易日的日期。

表 一、2317-鴻海日成交資訊

日期	成交股數	成交金額	開盤價
2010-10-21	20,697,571	2,347,730,094	114
2010-10-22	16,111,879	1,833,691,206	114.5
2010-10-25	46,473,212	5,436,268,687	114
...	...	...	...
2024-04-30	22,003,451	4,048,043,958	184.5

表一、2317-鴻海日成交資訊（續）

最高價	最低價	收盤價	漲跌價差
114.5	112.5	113	-1
114.5	113	114	1
118.5	114	118.5	4.5
...	...	...	...
185	183	184	-1

### 3.2 財經新聞爬蟲資料

本論文所使用的財經新聞爬蟲資料，資料的時間範圍為西元 2010 年 10 月 21 號到 2024 年 4 月 30 號，且本研究共取得了三隻個股股票做為本次研究資料名稱及代號為 2317-鴻海、2330-台積電和 2454-聯發科，表二為本研究所使用的新聞爬蟲資料，這裡以 2317-鴻海為例，表格內容包含 Title、Link、Publish\_date2 等欄位，其中「Publish\_date」欄為該新聞文章發布的日期。

表二、鴻海財經新聞爬蟲資料

Title	Link
知名部落客綠角 買 ETF 跟著...	<a href="https://www.wealth.com.tw/articles/...">https://www.wealth.com.tw/articles/...</a>
基金女王不急著教女兒理財...	<a href="https://www.wealth.com.tw/articles/...">https://www.wealth.com.tw/articles/...</a>
郭董諷巴菲特 有內線我也是神	<a href="https://ec.ltn.com.tw/article/paper/499221">https://ec.ltn.com.tw/article/paper/499221</a>
...	...
將來銀行財管 1 個月圈粉破萬人...	<a href="https://tw.stock.yahoo/news/%E5%B0%...">https://tw.stock.yahoo/news/%E5%B0%...</a>

表二、鴻海財經新聞爬蟲資料（續）

Publish_date	Article_text
2011 年 1 月 11 日	知名部落客綠角透過 ETF 投資台…
2011 年 4 月 30 日	基金女王林寶珠，曾不止一次…
2011 年 6 月 9 日	鴻海搶了什麼單？〔記者蔡乙…
...	...
2024 年 4 月 29 日	將來銀行財管 1 個月圈粉破萬人 曝…

### 3.3 技術分析資料

本論文所使用的技術分析文章資料，是為了讓系統有技術面的參考依據，實際做法是從歷史股票資訊透過 LSTM 獲得隱藏層特徵後使用 AutoEncoder 將特徵降維並且經過分類將相似的五個點分在同一類後，相似的股票市場變動就會被分在同一類，因此這樣相似的型態會有相同的技術分析決策，我們藉由透過 Open AI GPT 閱讀過相似的五個在降維空間的資料點所代表的五天的股票市場走勢後給出虛擬的技術分析，表三為本研究所使用的技術分析資料格式這裡以鴻海為例，表格內容包含 Group\_id、Index\_1、Index\_2.....Article 等欄位，其中「Group\_id」為類別編號欄位，「Index\_1」到「Index\_5」欄位則是在經過特徵降維後的資料點的 Index 值，每個類別內的「Index\_1」到「Index\_5」中不會出現重複的數值，最後「Article」欄位則是技術分析文章欄位，該欄位內容會有四點技術分析觀點。

表三、使用 LSTM 參數分類之鴻海股市走勢技術分析

Group_id	Index_1	Index_2	Index_3	Index_4	Index_5	Article
1	0	6	8	7	10	1. 這五天的交易模式呈現價格波動較大...
2	1	2	3	4	5	1. 這個交易模式呈現價格相對平穩的走勢，成交量...
3	9	11	40	39	38	1. 這個交易模式在價格上呈現一定波動，但整體趨勢相對穩定。....
...	...	...	...	...	...	...
660	3295	3296	3297	3299	3298	1. 這個交易模...

### 3.4 大語言模型 QA 微調資料

本論文所使用的大語言模型 QA 微調資料，是為了微調大語言模型讓其具備理解深度學習模型的參數隱含意義並回答使用者在股票買賣的決策問題，該資料產生方式為，輸入"根據以下資訊，請給出投資建議：\n\n 新聞文章 1：.....\n新聞文章 2：..... 新聞文章 3：..... 技術分析：\n..."給 Open AI 的 api 使用 GPT3.5-Turbo 並給予實際上的未來價格趨勢在 prompt 中來讓 GPT 在合理的範圍內回答問題，如圖二中的「價格趨勢」會參考實際在該筆資料的後續股市價格變化給予「上漲」、「下跌」或「持平」這三種標籤來代表不同的未來趨勢，最後 GPT3.5-Turbo 會根據上述的輸入產生一段分析文字，最後程式會將輸入輸出整理成 QA 微調的格式如表四，每一筆資料都會有「instruct」和「output」分別

代表大語言模型的模擬輸入輸出，「output」就是上述所提到的 GPT3.5-Turbo 的模擬分析結果。

```
prompt = f"""
根據以下資訊，請給出投資建議：

新聞文章1[:]
{row['article_1']}

新聞文章2[:]
{row['article_2']}

新聞文章3[:]
{row['article_3']}

技術分析：
{row['tech_analysis']}

價格趨勢：{row['price_trend']}]

請根據以上資訊，提供一個簡潔的投資建議。如果趨勢是上漲(up)，給出正面建議；如果趨勢是下跌(down)，給出保守建議；如果趨勢是持平(flat)，給出中性建議。
建議包含：市場分析總結、投資風險提醒和具體操作建議。
"""


```

圖二、產生微調提示詞

表四、鴻海 QA 微調資料

```
[
{
    "instruct": "根據以下資訊，請給出投資建議：\n\n      新聞文章 1：\n      財訊商城\n      講座 | 課程....\n\n      新聞文章 2：\n...\n\n      新聞文章 3:\n...\n\n      技術分析 :\n...\n\n    "output": "根據以上資訊，投資建議如下：\n\n      市場分析總結：根據技術分析，市場呈現較弱勢，股價呈下跌趨勢..."}, {
}
```

"instruct": "\n 根據以下資訊，請給出投資建議:\n\n 新聞文章 1:\n\n 字級:\nA+\n | \nA-\n 電子代工業，面臨薪資高漲，以及....\n\n 新聞文章 2:\n...\n\n 新聞文章 3:\n..."

"output": "根據以上資訊，市場呈現弱勢，價格趨勢為下跌(down)。建議投資者保守操作，應考慮做空交易。技術指標顯示股價可能會持續下跌..."

},

{

"instruct": "\n 根據以下資訊，請給出投資建議:\n\n 新聞文章 1:\n\n 字級:\nA+\n | \nA-\n 電子代工業，面臨薪資高漲，以及....\n\n 新聞文章 2:\n...\n\n 新聞文章 3:\n..."

技術分析 : \n..."

"output": "根據以上資訊，綜合市場分析顯示股市呈現弱勢，技術指標顯示下跌趨勢明顯。因此，建議投資者在股價下跌到支撐位附近時考慮做..."

},

...

...

...,

{

"instruct": "\n 根據以下資訊，請給出投資建議:\n\n 新聞文章 1:\n\n 字級:\nA+\n | \nA-\n 電子代工業，面臨薪資高漲，以及嚴重缺工等問題，代工龍頭..."

新聞文章 2:\n...

新聞文章 3:\n..."

技術分析 : \n..."

"output": "根據以上資訊，我們得出以下投資建議:\n\n 市場分析總結：根據新聞文章 1 和新聞文章 2 的內容，我們可以看到..."

}

]

## 第四章 研究方法

本研究設計一套整合深度學習預測模型的兩套 AutoEncoder 模組與大型語言模型（Llama 3）的多來源智慧股票問答系統架構，應用於股票買賣決策推薦，讓使用者提出某一檔股票的投資問題，系統自動產生可讀性高的買賣決策分析報告回覆給使用者，本章節將介紹本論文提出之方法，研究架構流程圖如圖三所示，分為 Offline 訓練與 Online 使用者介面兩大部分。

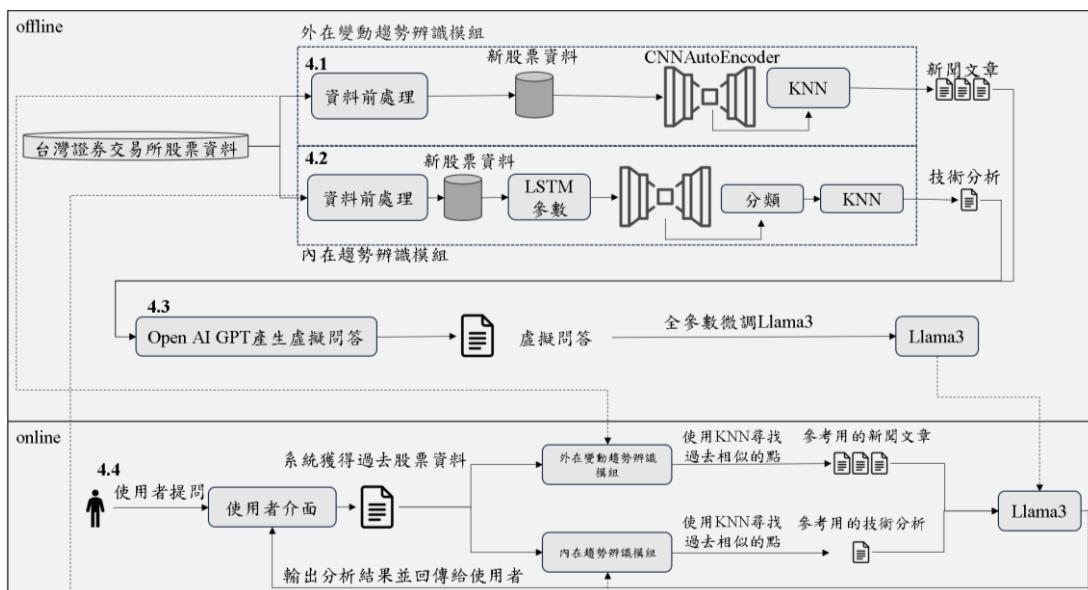


圖 三、研究架構流程圖

### 4.1 外在變動趨勢辨識模組

本論文使用台灣證券交易所個股日交易資料作為模型輸入，目標在於建構能解釋深度學習模型潛在表示的新聞推理系統。首先，使用 `pandas_ta` 技術分析套件，從原始資料中計算多項技術指標，新增欄位包含：「SMA\_5」、「SMA\_20」、「SMA\_50」、「SMA\_60」、「SMA\_200」、「EMA\_5」、「EMA\_20」、「RSI」、「MACD」、「MACD\_signal」、「MACD\_hist」、「Support\_Level」與「Resistance\_Level」，如圖四紅框所示。

	日期	成交股數	成交金額	開盤價	最高價	最低價	收盤價	漲跌價差	成交筆數	\
0	2010-10-21	20697571	2347730094	114.0	114.5	112.5	113.0	-1	9188	
1	2010-10-21	40237461	2458712121	61.3	61.4	60.8	61.0	0	7376	
2	2010-10-21	9435865	3675093620	394.0	395.0	386.0	387.0	-5.5	6346	
3	2010-10-22	16111879	1833691206	114.5	114.5	113.0	114.0	1	6509	
4	2010-10-22	42971490	2646457386	61.7	61.8	61.4	61.8	0.8	9208	
	SMA_5	...	SMA_200	EMA_5	EMA_20	RSI	MACD			\
0	113.60	...	129.9400	113.598253	115.156901	42.888466	-1.067839			
1	61.02	...	60.9100	61.022536	61.126968	49.448148	0.078879			
2	385.20	...	496.8100	389.029298	412.053709	32.870088	-18.545872			
3	113.20	...	129.7525	113.732169	115.046720	45.751457	-1.032347			
4	61.00	...	60.8945	61.281691	61.191067	55.601780	0.124750			
	MACD_signal	MACD_hist	Support_Level	Resistance_Level	股票代碼					
0	-0.846743	-0.221096		115.825	129.9400	2317				
1	0.187929	-0.109050		60.514	61.2800	2330				
2	-16.016488	-2.529384		415.800	496.8100	2454				
3	-0.883863	-0.148483		115.650	129.7525	2317				
4	0.175293	-0.050543		60.546	61.3650	2330				

圖 四、日交易資料新增技術分析欄位(紅框處)

第二步，計算所有欄位相較於前一交易日的百分比變化。由於第一筆資料無法取得更早的交易日作為基準，會出現零值，因此起始資料日自 2010-10-21 移至 2010-10-22，如圖五所示。

	日期	成交股數	成交金額	開盤價	最高價	最低價	收盤價	漲跌價差	\
3	2010-10-22	16111879.0	1.833691e+09	114.5	114.5	113.0	114.0	1.0	
4	2010-10-22	42971490.0	2.646457e+09	61.7	61.8	61.4	61.8	0.8	
5	2010-10-22	7146883.0	2.771465e+09	392.5	392.5	382.5	387.0	0.0	
6	2010-10-25	46473212.0	5.436269e+09	114.0	118.5	114.0	118.5	4.5	
7	2010-10-25	38700363.0	2.398665e+09	62.0	62.2	61.8	62.0	0.2	
	成交筆數	SMA_5	...	SMA_50_pct	SMA_200_pct	EMA_5_pct	EMA_20_pct		\
3	6509.0	113.2	...	-0.271370	-0.144297	0.117885	-0.095679		
4	9208.0	61.0	...	0.052880	-0.025447	0.424687	0.104861		
5	4775.0	384.6	...	-0.325667	-0.181156	-0.173877	-0.579067		
6	22716.0	114.3	...	-0.204082	-0.131019	1.397386	0.285870		
7	10753.0	61.3	...	0.062762	-0.020527	0.390714	0.125903		
	RSI_pct	MACD_pct	MACD_signal_pct	MACD_hist_pct	Support_Level_pct				\
3	6.675432	-3.323754		4.383956	-32.842303		-0.151090		
4	12.444615	58.154429		-6.723719	-53.651482		0.052880		
5	0.000000	-1.754467		2.752168	-30.291236		-0.709476		
6	23.175407	-38.605868		-5.658411	-234.729296		0.064851		
7	2.533909	40.458444		-0.008146	-99.886995		0.062762		
	Resistance_Level_pct								
3		-0.144297							
4		0.138708							
5		-0.181156							
6		-0.131019							
7		0.105924							

圖 五、計算與前交易日數值百分比變化(紅框處)

第三步，將資料序列化。移除非百分比變化欄位，並根據個股生成以 10 天為單位的序列，採滑動視窗機制每日產出一筆，資料形狀為 (10, 21)，分別代表 10 日資料與 21 個特徵維度，如圖六。

start_date	stock_id	close_price	sequence
2010-10-22	2317	114.0	"[[ 4.81132075e-01 -2.21557013e+01 -2.18951441e+01 4.38596491e-01 0.00000000e+00 4.44444444e-01 8.84955752e-01 -2.91575969e+01 -3.52112676e-01 -1.51090006e-01 -2.35147659e-01 -2.71370421e-01 -1.44297368e-01 1.17885320e-01 -9.56791068e-02 6.67543183e+00 -3.32375417e+00 4.38395593e+00 -3.28423026e+01 -1.51090006e-01 -1.44297368e-01 ]
			[ 6.46226415e-01 1.88440672e+02 1.96465875e+02 -4.36681223e-01 3.49344978e+00 8.84955752e-01 3.94736842e+00 2.48993701e+02 9.71731449e-01 6.48508431e-02 -1.45580589e-01 -2.04081633e-01 -1.31018670e-01 1.39738574e+00 2.85869749e-01 2.31754072e+01 -3.86058675e+01 -5.65841074e+00 -2.34729296e+02 6.48508431e-02 -1.31018670e-01 ]
			[ 4.10377358e-01 -6.20069235e+01 -6.16944986e+01 4.38596491e+00 4.21940928e-01 2.63157895e+00 -4.21940928e-01 -6.08513823e+01 1.04986877e+00 2.16029380e-02 -2.15217995e-01 -2.38582140e-01 -1.29261281e-01 7.74228419e-01 2.16633717e-01 -2.28531582e+00 -4.41129810e+01 -1.15041852e+01 9.18070575e+01 2.16029380e-02 -1.29261281e-01 ]

第一筆

第二筆

第三筆

第十筆

圖 六、序列化資料

第四步，使用 `MinMaxScaler()` 進行標準化處理，將特徵縮放至 0 至 1 範圍內。

第五步，建構卷積式自動編碼器（CNNAutoEncoder）以提取資料潛在特徵並壓縮至低維語意空間。模型結構如圖七所示，包含 Encoder 與 Decoder 兩部分，表五為參數符號意義：

#### 在 Encoder 部分：

第一層為一維卷積層（Conv1d），輸入資料形狀為  $(C_{in}, L_{in})$ ，其中  $C_{in} = 21$  表示輸入特徵數（即技術指標個數）， $L_{in} = 10$  表示時間序列長度。此層設定輸出通道數  $C_1 = 32$ 、卷積核大小  $K = 3$ 、步長  $S = 1$ 、補零  $P = 1$ 。經過此層後，輸出資料形狀為  $(C_1, L_1)$ ，其中  $L_1 = \left\lceil \frac{L_{in}+2P-K}{S} \right\rceil + 1 = 10$ ，故為  $(32, 10)$ 。

第二層同樣為一維卷積層，設定輸出通道數  $C_2 = 16$ ，其他參數相同。輸出形狀為  $(C_2, L_2) = (16, 10)$ 。

接著經過攤平層（Flatten），將輸出轉為長度  $C_2 \times L_2 = 16 \times 10 = 160$  的一維向量。隨後通過一個線性層（Linear），將此向量壓縮為潛在特徵空間  $R^d$ ，其中  $d = 3$ 。

#### 在 Decoder 部分：

潛在向量  $z \in R^3$  首先經由線性層還原為長度  $C_2 \times L_2 = 160$  的向量，並經 Unflatten 操作恢復為形狀  $(C_2, L_2) = (16, 10)$ 。接下來通過兩層一維反卷積（ConvTranspose1d）第一層設定輸出通道數  $C_1 = 32$ ，核大小  $K = 3$ 、步長  $S = 1$ 、補零  $P = 1$ ，輸出形狀為  $(C_1, L_1) = (32, 10)$ 。第二層恢復至原始輸入維度  $C_{in} =$

21，輸出形狀為 $(C_{\text{in}}, L_{\text{in}}) = (21,10)$ 。

此架構能有效捕捉時間序列中的區域特徵，並將其壓縮為低維語意向量，保留重要變動趨勢的資訊。

表 五、CNNAutoEncoder 符號表

符號	意義
$C_{\text{in}}$	輸入特徵維度（技術指標數）
$L_{\text{in}}$	輸入時間步長（序列長度）
$C_1, C_2$	卷積層輸出通道數
$K$	卷積核大小
$S$	步長（stride）
$P$	補零大小（padding）
$d$	壓縮後潛在向量維度（latent dim）
$z$	潛在向量表示（latent vector）

在 Offline 階段，模型將歷史每筆資料轉換為 latent vector，並對應至該向量所代表之三篇相關新聞，形成新聞語意資料庫。

在 Online 階段，新輸入資料同樣經過 CNNAutoEncoder 壓縮後，利用 KNN 演算法搜尋資料庫中最接近的歷史向量，並參考其對應新聞作為模型輸出之語意解釋依據。

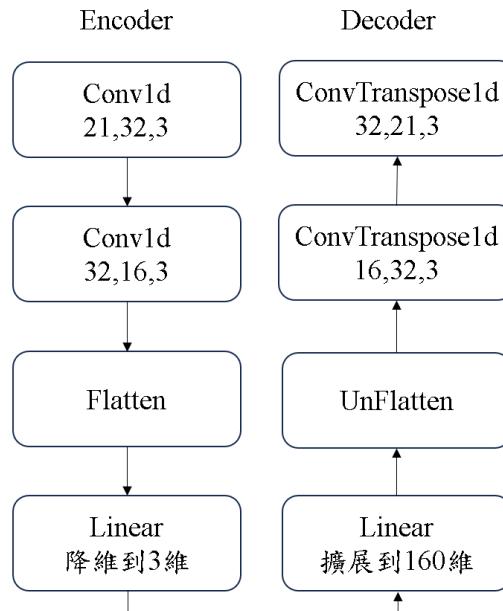


圖 七、CNNAutoEncoder

## 4.2 內在趨勢辨識模組

本模組同樣使用台灣證券交易所個股日交易資料為輸入，目標為建構一套可生成技術分析報告的系統，藉由學習深度模型中的隱含表示來辨識內在市場趨勢。首先，使用 `pandas_ta` 技術分析套件計算多項技術指標，新增欄位包含：「SMA\_5」、「SMA\_20」、「SMA\_50」、「SMA\_60」、「SMA\_200」、「EMA\_5」、「EMA\_20」、「RSI」、「MACD」、「MACD\_signal」、「MACD\_hist」、「Support\_Level」、「Resistance\_Level」，如圖四紅框所示。

第二步，根據「股票代碼」欄位分別處理三檔股票，並進行資料清洗，將「漲跌價差」欄位中的非數值值（如 'X0.00'）統一替換為 0，表示收盤價無變動。

第三步，先使用 `MinMaxScaler()` 對資料進行標準化，將所有特徵縮放至  $[0, 1]$  區間。接著，將資料序列化，對每一檔股票產生以 5 天為單位的序列，採用滑動視窗方式每日產出一筆。產生的資料形狀為  $(5, 21)$ ，其中 5 表示天數，21 為特徵數，如圖八所示。

輸入序列 (5天):							
	成交股數	成交金額	開盤價	最高價	最低價	收盤價	漲跌價差 \
Day							
Day_1	0.037683	0.036027	0.531893	0.513961	0.536842	0.526749	0.386792
Day_2	0.026288	0.026309	0.537037	0.513961	0.542105	0.537037	0.481132
Day_3	0.101733	0.094412	0.531893	0.555326	0.552632	0.583333	0.646226
Day_4	0.030126	0.031011	0.583333	0.560496	0.584211	0.578189	0.410377
Day_5	0.026216	0.027214	0.573045	0.560496	0.573684	0.557613	0.339623
	成交筆數	SMA_5	SMA_20	...	SMA_50	SMA_200	EMA_5 \
Day							
Day_1	0.040097	0.528342	0.566291	...	0.763338	1.000000	0.532211
Day_2	0.021942	0.524064	0.564157	...	0.758187	0.996586	0.533671
Day_3	0.131770	0.535829	0.565072	...	0.754323	0.993490	0.551001
Day_4	0.038098	0.548663	0.565376	...	0.749815	0.990440	0.560737
Day_5	0.027093	0.552941	0.564462	...	0.744824	0.987344	0.559958
	EMA_20	RSI	MACD	MACD_signal	MACD_hist	Support_Level	\
Day							
Day_1	0.573390	0.338177	0.280313	0.292029	0.415643	0.989245	
Day_2	0.571997	0.376563	0.282188	0.289919	0.427515	0.985518	
Day_3	0.576155	0.518727	0.303232	0.292761	0.484499	0.987115	
Day_4	0.579316	0.501460	0.317996	0.298213	0.514527	0.987648	
Day_5	0.579767	0.435290	0.321351	0.303297	0.510291	0.986050	
	Resistance_Level						
Day							
Day_1		0.718491					
Day_2		0.716031					
Day_3		0.713801					
Day_4		0.711604					
Day_5		0.709374					
	[5 rows x 21 columns]						
目標序列 (未來5天收盤價):							
	Future_Day_1	Future_Day_2	Future_Day_3	Future_Day_4	Future_Day_5		
0	0.562757	0.557613	0.567901	0.562757	0.547325		

圖 八、LSTM 輸入序列與目標序列

第四步，訓練一個 LSTM 時序預測模型，輸入為連續五天的股票技術指標序列，期望預測未來五天的收盤價。LSTM 模型架構如圖九所示：輸入資料首先進入第一層 LSTM，輸出 64 維隱藏狀態，再進入第二層 LSTM，繼續輸出 64 維向量。經過 Dropout 後，透過線性層（Linear）預測未來五天收盤價。

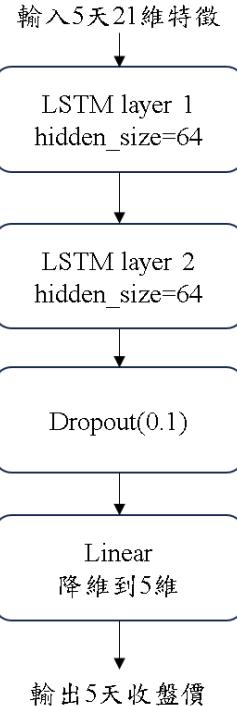


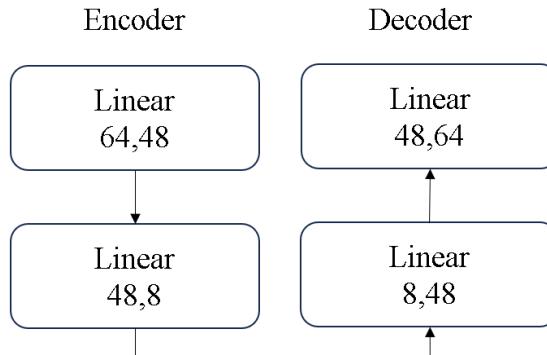
圖 九、LSTM 模型架構

第五步，模型訓練完成後，將訓練資料重新輸入 LSTM，並提取每筆序列中第 5 天、第二層 LSTM 的隱藏狀態向量作為代表特徵，得到每筆資料對應的 64 綴向量，如圖十所示。

	start_date	feature_0	feature_1	feature_2	feature_3	feature_4	\		
0	2010-10-28	-0.287270	0.010672	-0.258696	0.024531	-0.056594			
1	2010-10-29	-0.291187	0.010613	-0.262115	0.024782	-0.057022			
2	2010-11-01	-0.292907	0.010888	-0.262989	0.025041	-0.057051			
3	2010-11-02	-0.292882	0.010516	-0.263454	0.024849	-0.056962			
4	2010-11-03	-0.291751	0.010786	-0.262103	0.024915	-0.056786			
		feature_5	feature_6	feature_7	feature_8	...	feature_54	feature_55	\
0		0.212320	0.378184	-0.071259	-0.206634	...	0.330319	0.194293	
1		0.213167	0.382407	-0.071509	-0.208757	...	0.333410	0.197528	
2		0.212499	0.383727	-0.071147	-0.209076	...	0.334107	0.198975	
3		0.213341	0.383525	-0.071003	-0.209573	...	0.334382	0.198567	
4		0.212617	0.382104	-0.070682	-0.208451	...	0.333159	0.197663	
		feature_56	feature_57	feature_58	feature_59	feature_60	feature_61	\	
0		0.058022	-0.004240	0.022658	-0.069840	-0.233707	0.190430		
1		0.058680	-0.004432	0.022657	-0.069416	-0.236954	0.193081		
2		0.058762	-0.004508	0.022879	-0.069255	-0.238359	0.194109		
3		0.058901	-0.004722	0.022832	-0.069669	-0.238056	0.194395		
4		0.058603	-0.004537	0.022978	-0.069654	-0.237258	0.193826		
		feature_62	feature_63						
0		0.137158	0.005273						
1		0.138600	0.005257						
2		0.138636	0.005256						
3		0.138667	0.005418						
4		0.137918	0.005415						

圖十、每筆時間序列的隱藏層參數

第六步，使用 StandardScaler() 對 64 維特徵進行標準化後，輸入自編碼器（AutoEncoder）進行特徵降維。AutoEncoder 結構如圖十一所示，將原始 64 維向量壓縮至 8 維潛在空間。之後進行分群，採取簡易方法：每次隨機選取一筆未分群的資料作為代表點，若剩餘樣本數大於等於 4，則使用 NearestNeighbors 找出其最近的 4 筆資料（不含自身）作為群組，組成一組 5 筆的群集，並記錄其索引，如圖十二所示。



圖十一、AutoEncoder

	group_id	index_1	index_2	index_3	index_4	index_5
0		1	0	6	8	7
1		2	1	2	3	4
2		3	9	11	40	39
3		4	12	53	13	37
4		5	14	20	19	21

圖 十二、簡易分群結果

第七步，針對每個群組，使用 OpenAI API 呼叫 GPT-3.5 Turbo 對該群組所包含的五筆五日序列資料進行技術分析生成。每筆群組會配對一篇技術分析報告，建立對應資料表。如圖十三所示，在 Online 階段，當系統接收到新的資料時，經過相同的 LSTM 與 AutoEncoder 壓縮流程後，便可利用向量比對找到最接近的歷史群組，進而查找並回傳對應的分析報告。

Group_id	Index_1	Index_2	Index_3	Index_4	Index_5	Article
1	0	6	8	7	10	1. 這五天的交易模式呈現價格波動較大，成交量在第三天達到高峰，並呈現下降趨勢。技術指標顯示SMA和EMA均表現穩健，RSI在40-60區間內。 2. 價格與成交量呈現負相關，技術指標顯示股價處於下降趨勢，且表現出弱勢。MACD的負值及支撐位在預測收盤價支持做空交易的決策。 3. 根據預測收盤價的走勢呈下跌趨勢，建議可以在股價下跌到支撐位附近時考慮做空，止損設在壓力位以上，並考慮在價格回彈時平倉。 4. 預測收盤價支持做空交易的決策，是因為技術指標顯示市場呈現弱勢，且趨勢可能會持續下跌。支撐位被預期突破，建議採取保守觀望策略。
2	1	2	3	4	5	1. 這個交易模式呈現價格相對平穩的走勢，成交量波動不大，技術指標中SMA和EMA均表現穩健，RSI在40-60區間內。 2. 價格與成交量呈現較弱的正相關，技術指標中SMA和EMA均呈現小幅下滑，RSI基本在50附近波動，MACD處於中性區域。 3. 基於預測收盤價的走勢，建議採取保守觀望策略，不建議進行大幅度的交易操作。若要進行交易，建議以短線交易為主。 4. 預測收盤價偏向下跌，支持觀望策略的原因在於整體市場呈現相對平穩的走勢，且技術指標中的SMA和EMA呈現穩定的走勢。
3	9	11	40	39	38	1. 這個交易模式在價格上呈現一定波動，但整體趨勢相對穩定。成交量波動較大，技術指標RSI在中性區域，MACD處於中性區域。 2. 在這個交易模式中，價格上漲的時候，成交量通常會增加，而價格下跌時成交量則可能減少。技術指標SMA, EMA, RSI和MACD都反映了市場的波動狀況。 3. 基於預測收盤價，看到價格較前幾天下跌，可能會有一定的反彈可能性。建議關注支撐位，當價格接近支撐位時可以考慮做多。 4. 預測收盤價支持做多的交易決策，是因為價格接近支撐位並可能反彈。另外，技術指標中RSI和MACD並無明顯信號。
4	12	53	13	37	36	1. 這個交易模式在價格上持續波動，雖然收盤價整體有所下跌，但在支撐位附近有一定穩定性。成交量逐漸增加，價格與成交量整體呈現波動同步的關係。 2. 價格與成交量整體呈現波動同步的關係，而技術指標如SMA, EMA, RSI和MACD都反映了市場的波動狀況，MACD處於中性區域。 3. 基於預測收盤價的走勢，顯示潛在的下跌趨勢。建議考慮空頭交易策略，謹慎進行短線交易或持倉操作。可以在價格接近支撐位時考慮做空。 4. 預測收盤價支持空頭交易決策，因為價格整體呈現下跌趨勢，同時技術指標中MACD和MACD Histogram呈現負值。

圖 十三、技術分析結果與分組配對

### 4.3 微調 Llama3

為使本地部署的大型語言模型 (Llama3) 具備解讀新聞文章與技術分析內容並產出投資建議的能力，本節說明微調資料的生成方式與全參數微調流程。首先，將來自 4.1 外在變動趨勢辨識模組所產生的三篇新聞文章，以及 4.2 內在趨勢辨識模組所產出的技術分析報告，結合為一組模擬輸入資料。具體而言，我們依據推論日期回溯兩段時間長度，分別定位新聞與技術分析對應的時間範圍：

- (1) 對於每一筆資料，其新聞資料取自推論日往前第  $N$  天（即序列起始日為推論日  $-N$ ）。
- (2) 技術分析則取自推論日往前第  $M$  天（即序列起始日為推論日  $-M$ ）。

接著，將所有歷史資料根據上述規則進行配對，建立如下格式的訓練資料（如圖十四）：

(1)新聞欄位使用 article\_1、article\_2、article\_3

(2)技術分析欄位為 tech\_analysis

	prediction_date	news_infer_date	tech_infer_date	news_reference_date	\
0	2010-11-04	2010-10-22	2010-10-29	2011-07-28	
1	2010-11-05	2010-10-25	2010-10-29	2011-08-15	
2	2010-11-08	2010-10-26	2010-11-02	2011-08-15	
3	2010-11-09	2010-10-27	2010-11-03	2011-08-15	
4	2010-11-10	2010-10-28	2010-11-04	2011-08-15	
	tech_reference_date	news_distance	tech_nearest_index	tech_group_id	\
0	2010-11-05	0.416254	6	1	
1	2010-11-05	0.415497	6	1	
2	2010-11-09	0.408610	8	1	
3	2010-11-10	0.403717	9	3	
4	2010-11-11	0.407469	10	1	
<b>article_1 \</b>					
0	財訊商城\n講座   課程\n訂閱電子報\n會員中心\n登出\n財經\ngn政經\ngn金融圈\ngn科技\ngn... 1 字級:\nA+\n   \nA-\n電子代工業，面臨薪資高漲，以及嚴重缺工等問題，代工龍頭廠鴻海... 2 字級:\nA+\n   \nA-\n電子代工業，面臨薪資高漲，以及嚴重缺工等問題，代工龍頭廠鴻海... 3 字級:\nA+\n   \nA-\n電子代工業，面臨薪資高漲，以及嚴重缺工等問題，代工龍頭廠鴻海... 4 字級:\nA+\n   \nA-\n電子代工業，面臨薪資高漲，以及嚴重缺工等問題，代工龍頭廠鴻海...				
<b>article_2 \</b>					
0	財訊商城\n講座   課程\n訂閱電子報\n會員中心\n登出\n財經\ngn政經\ngn金融圈\ngn科技\ngn... 1 財訊商城\n講座   課程\n訂閱電子報\n會員中心\n登出\n財經\ngn政經\ngn金融圈\ngn科技\ngn... 2 財訊商城\n講座   課程\n訂閱電子報\n會員中心\n登出\n財經\ngn政經\ngn金融圈\ngn科技\ngn... 3 財訊商城\n講座   課程\n訂閱電子報\n會員中心\n登出\n財經\ngn政經\ngn金融圈\ngn科技\ngn... 4 財訊商城\n講座   課程\n訂閱電子報\n會員中心\n登出\n財經\ngn政經\ngn金融圈\ngn科技\ngn...				
<b>article_3 \</b>					
0	財訊商城\n講座   課程\n訂閱電子報\n會員中心\n登出\n財經\ngn政經\ngn金融圈\ngn科技\ngn... 1 財訊商城\n講座   課程\n訂閱電子報\n會員中心\n登出\n財經\ngn政經\ngn金融圈\ngn科技\ngn... 2 財訊商城\n講座   課程\n訂閱電子報\n會員中心\n登出\n財經\ngn政經\ngn金融圈\ngn科技\ngn... 3 財訊商城\n講座   課程\n訂閱電子報\n會員中心\n登出\n財經\ngn政經\ngn金融圈\ngn科技\ngn... 4 財訊商城\n講座   課程\n訂閱電子報\n會員中心\n登出\n財經\ngn政經\ngn金融圈\ngn科技\ngn...				
<b>tech_analysis publish_date_1 \</b>					
0	1. 這五天的交易模式呈現價格波動較大，成交量在第三天達到高峰，並呈現下降趨勢。技術指標顯示... 1 1. 這五天的交易模式呈現價格波動較大，成交量在第三天達到高峰，並呈現下降趨勢。技術指標顯示... 2 1. 這五天的交易模式呈現價格波動較大，成交量在第三天達到高峰，並呈現下降趨勢。技術指標顯示... 3 1. 這個交易模式在價格上呈現一定波動，但整體趨勢相對穩定。成交量波動較大，技術指標RSI在... 4 1. 這五天的交易模式呈現價格波動較大，成交量在第三天達到高峰，並呈現下降趨勢。技術指標顯示...			2011-07-19 00:00:00	2011-07-19 00:00:00
1	2011-07-19 00:00:00	2011-07-14 00:00:00		2011-08-25 00:00:00	2011-08-25 00:00:00
2	2011-07-19 00:00:00	2011-07-14 00:00:00		2011-08-25 00:00:00	2011-08-25 00:00:00
3	2011-07-19 00:00:00	2011-07-14 00:00:00		2011-08-25 00:00:00	2011-08-25 00:00:00
4	2011-07-19 00:00:00	2011-07-14 00:00:00		2011-08-25 00:00:00	2011-08-25 00:00:00
	<b>publish_date_2</b>	<b>publish_date_3</b>			
0	2011-07-14 00:00:00	2011-07-14 00:00:00			
1	2011-07-19 00:00:00	2011-07-14 00:00:00			
2	2011-07-19 00:00:00	2011-07-14 00:00:00			
3	2011-07-19 00:00:00	2011-07-14 00:00:00			
4	2011-07-19 00:00:00	2011-07-14 00:00:00			

圖十四、歷史資料的新聞文章與技術分析配對

透過產生對應的模擬「投資建議輸出」，本研究使用 OpenAI GPT-3.5-Turbo API 對每筆配對資料生成回答。然而，為避免模型產生與實際價格走勢矛盾的回答，額外設計一個輔助欄位 「price\_trend」，提供 GPT 模型一個明確的參考方向。該欄位共有三種類型：'up'：未來價格上漲;'down'：未來價格下跌;'flat'：未來價格持平

「price\_trend」的計算方式如下：以推論日往後 5 天的收盤價平均值，與推論日當天的收盤價進行比較。若平均值高於當日收盤價，標記為 'up'；低於則為 'down'；相等則為 'flat'，如圖十五所示。透過提示詞（Prompt）設計，將上述輸

入結構交由 GPT-3.5-Turbo 生成模擬的投資建議回覆。Prompt 範例如圖十六所示，內含 price\_trend 以作為回答方向的指引，幫助模型更準確地回應市場情境。

最後，獲得 GPT-3.5-Turbo 的投資建議回覆後，將 prompt 內的「price\_trend」的相關文字移除後當成 QA 微調的資料輸入部分，QA 微調的資料格式為.json 一筆資料會有一個"instruct"和 "output"，"instruct"為輸入"output"為輸出如圖十七所示。

	prediction_date	current_price	next_5_days_avg	price_trend
0	2010-11-04	117.0	116.0	down
1	2010-11-05	117.0	115.3	down
2	2010-11-08	116.0	114.5	down
3	2010-11-09	115.0	114.1	down
4	2010-11-10	116.5	113.3	down

圖 十五、價格 tag 範例

```
prompt = f"""
根據以下資訊，請給出投資建議：

新聞文章1[]
{row['article_1']}

新聞文章2[]
{row['article_2']}

新聞文章3[]
{row['article_3']}

技術分析：
{row['tech_analysis']}

價格趨勢：{row['price_trend']}"""

請根據以上資訊，提供一個簡潔的投資建議。如果趨勢是上漲(up)，給出正面建議；如果趨勢是下跌(down)，給出保守建議；如果趨勢是持平(flat)，給出中性建議。
建議包含：市場分析總結、投資風險提醒和具體操作建議。
"""
```

圖 十六、虛擬回答 prompt

```
[{"instruct": "\n    根據以下資訊，請給出投資建議：\n\n    新聞文章1：\n        財訊商城\\講座 | 講程\\訂閱電子報\\會員中心\\登出\\財經\\金融圈\\科技\\地產\\生資\n    \"output\": \"根據以上資訊，投資建議如下：\\n\\n市場分析總結：根據技術分析，市場呈現較弱勢，股價呈下跌趨勢，成交量下降且技術指標顯示市場較弱。\\n\\n投資風險提醒：由於市場", "output": "根據以上資訊，市場呈現弱勢，價格趨勢為下跌(down)。建議投資者保守操作，應考慮做空交易。技術指標顯示股價可能會持續下跌，支撐位作為短期交易的參考點。投資者", "instruct": "\n    根據以下資訊，請給出投資建議：\n\n    新聞文章1：\n        字級:\\nA+\\n | \\nA-\\n電子代工業，面臨薪資高漲，以及嚴重缺工等問題，代工龍頭廠鴻海，因此", "output": "根據以上資訊，綜合市場分析顯示股市呈現弱勢，技術指標顯示下跌趨勢明顯。因此，建議投資者在股價下跌到支撐位附近時考慮做空操作，但需注意投資風險，設定止損設", "instruct": "\n    根據以下資訊，請給出投資建議：\n\n    新聞文章1：\n        字級:\\nA+\\n | \\nA-\\n電子代工業，面臨薪資高漲，以及嚴重缺工等問題，代工龍頭廠鴻海，因此", "output": "根據以上資訊，提供以下投資建議：\\n\\n市場分析總結：根據技術分析，價格呈現一定波動，但整體趨勢相對穩定，成交量波動較大，且技術指標顯示市場處於中性狀態。\\n\\n投資風險提醒：由於市場", "instruct": "\n    根據以下資訊，請給出投資建議：\n\n    新聞文章1：\n        字級:\\nA+\\n | \\nA-\\n電子代工業，面臨薪資高漲，以及嚴重缺工等問題，代工龍頭廠鴻海，因此", "output": "根據以上資訊，市場呈現弱勢且趨勢為下跌，建議投資者採取保守操作策略。技術指標顯示市場較弱，股價可能會持續下跌。建議在股價下跌至支撐位附近時考慮做空交易，但需注意投資風險，設定止損設", "instruct": "\n    根據以下資訊，請給出投資建議：\n\n    新聞文章1：\n        字級:\\nA+\\n | \\nA-\\n電子代工業，面臨薪資高漲，以及嚴重缺工等問題，代工龍頭廠鴻海，因此", "output": "根據以上資訊，提供保守建議：\\n\\n市場分析總結：根據技術分析，價格呈現波動，但整體趨勢相對穩定，成交量波動較大。現在價格較前幾天下跌，可能有一定的反彈可能。建議在股價反彈後再考慮操作，但需注意風險，設定止損設", "instruct": "\n    根據以下資訊，請給出投資建議：\n\n    新聞文章1：\n        字級:\\nA+\\n | \\nA-\\n電子代工業，面臨薪資高漲，以及嚴重缺工等問題，代工龍頭廠鴻海，因此", "output": "根據以上資訊，這個交易模式呈現價格波動，但整體趨勢相對穩定。成交量波動較大，技術指標RSI在中性區域，MACD處於略微負值。預測收盤價支持做多的交易決策，因為價"}]
```

圖十七、虛擬回答 prompt

除了上述針對單一股票資料集進行微調的「單股票模型」外，為探討系統在實務應用上的可擴展性與資源效益，本研究亦設計並訓練了一個「多股票模型」。其動機在於，若未來系統需擴展至涵蓋市場上數百甚至數千支股票，為每支股票皆訓練一隻專屬的大型語言模型，將會是極不經濟且耗費大量運算資源的方案。

因此，多股票模型旨在評估單一模型處理多個不同股票分析任務的泛化能力，其訓練資料集涵蓋了本研究所有股票(鴻海、台積電、聯發科)的綜合問答資料。然而，正如後續 5.6 節的實驗結果所示，針對特定個股訓練的「單股票模型」在分析的精準度與一致性上，表現顯著優於多股票模型。基於此發現，本論文最終採用個股專用的單股票模型作為線上推論與分析的最終方案，以確保能為使用者提供最高品質的分析結果。

#### 4.4 推論與應用

最後是 Online 階段，本論文設計「股票投資問答系統」，使用者在前端網頁介面輸入：「xx」股票是否能購買？，請給我投資建議。系統透過根據以下七個步驟進行據可解釋性的道路安全回饋。圖十八是 Online 流程圖，主要分為四步驟：

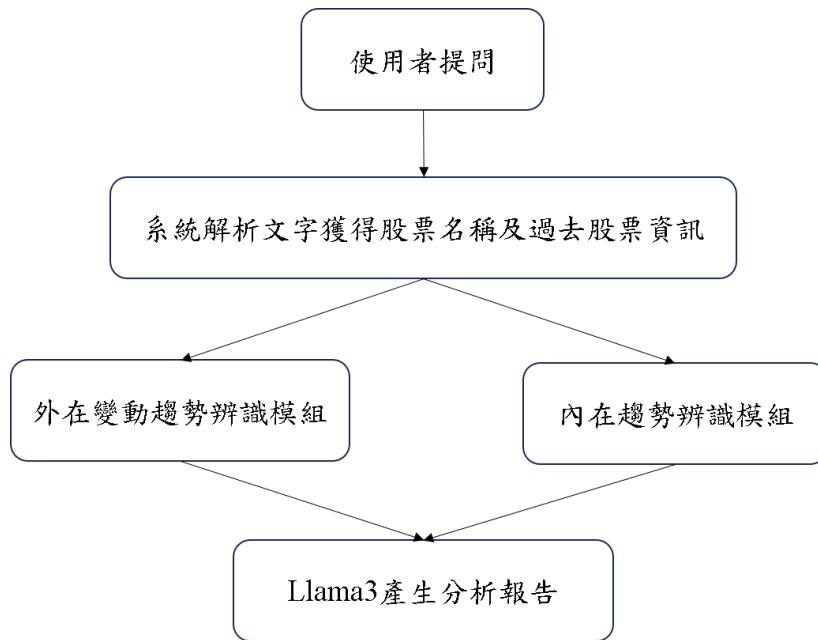


圖 十八、Online 流程圖

#### (1) 步驟一 系統解析文字獲得股票名稱及過去股票資訊

使用者在前端網頁畫面中輸入查詢條件，例如，「台積電是否能購買？」，請給我投資建議。系統會根據使用者輸入的語意，分析出：目標股票名稱為「台積電」，作為後續分析的依據。系統接收到目標股票為「台積電」呼叫台灣證券交易所 API 取得過去 10 天個股交易情形，並產生相關技術分析欄位。

#### (2) 步驟二 外在變動趨勢辨識模組獲得過去交易資訊

獲得過去 10 天的個股交易情形後，將資料序列化輸入進此模組進行分析，輸入資料經過 CNNAutoEncoder 壓縮後，利用 KNN 演算法搜尋資料庫中最接近的歷史向量，並參考其對應新聞作為模型輸出之語意解釋依據。

#### (3) 步驟三 內在趨勢辨識模組獲得過去交易資訊

此模組僅輸入 5 天的資料，因此僅取到過去 5 天，新的資料經過 LSTM 與 AutoEncoder 壓縮流程後，便可利用向量比對找到最接近的歷史群組，進而查找並回傳對應的分析報告。

#### (4) 步驟四 Llama3 產生分析報告

將(2) 外在變動趨勢辨識模組和(3) 內在趨勢辨識模組 產生的新聞文件與技術分析文件整合後將資料整合成以下格式並輸入進 Llama3

"

新聞文章 1:....。

新聞文章 2:....。

新聞文章 3:....。

技術分析:

"

如圖十九所示，Llama3 收到提示後會給出相應的分析報告如圖二十所示，最後在將此回覆傳送回使用者介面。

```
prompts = [
    """
新聞文章1[:]

電子代工業面臨薪資高漲和嚴重缺工的挑戰，龍頭大廠鴻海計劃投資4,500億元採購100萬台機器人以取代人力，帶動了機器人需求。前衛生署長楊志良以其直言不諱的風格著稱，近期出書《拚公義，沒有好走的路》，對醫療體系，特別是長庚醫院提出嚴厲批評。財經作家許啟智分享其投資心法，強調累積第一桶金的重要性，建議年輕人應透過專業技能創造多重收入。進入股市後，他建議採取技術分析：市場特徵：近五日價格波動劇烈，成交量放大，顯示市場參與度提高，但收盤價逐步回升。指標狀況：價格雖呈上升趨勢，但技術指標RSI表現弱勢，且MACD出現負向轉折，顯示多空力道存在分歧。交易策略：基於預測收盤價呈現震盪上行，建議可採多頭思維，在支撐位附近佈局。但鑑於技術指標的警訊，須謹慎操作。總結：整體而言，收盤價的回升趨勢支持多頭交易。然而，交易者必須密切監控技術指標的變化，隨時掌握市場動態，以確保決策正確。
"""

]

"""

]
```

圖 十九、Online Llama3 prompt 格式

```
== Prompt ==
新聞文章1：

電子代工業面臨薪資高漲和嚴重缺工的挑戰，龍頭大廠鴻海計劃投資4,500億元採購100萬台機器人以取代人力，帶動了機器人需求。前衛生署長楊志良以其直言不諱的風格著稱，近期出書《拚公義，沒有好走的路》，對醫療體系，特別是針對長庚等財團法人提出嚴厲批評。財經作家許啟智分享其投資心法，強調累積第一桶金的重要性，建議年輕人應透過專業技能創造多重收入。進入股市後，他建議採取技術分析：市場特徵：近五日價格波動劇烈，成交量放大，顯示市場參與度提高，但收盤價逐步回升。指標狀況：價格雖呈上升趨勢，但技術指標RSI表現弱勢，且MACD出現負向轉折，顯示多空力道存在分歧。交易策略：基於預測收盤價呈現震盪上行，建議可採多頭思維，在支撐位附近佈局。但鑑於技術指標的警訊，須謹慎操作。總結：整體而言，收盤價的回升趨勢支持多頭交易。然而，交易者必須密切監控技術指標的變化，隨時掌握市場動態，以確保決策正確。
== Completion ==
*市場分析總結：近期市場參與度提高，成交量放大，且收盤價逐步回升，支持多頭交易。
*投資風險提醒：技術指標顯示多空力道存在分歧，且價格波動劇烈，投資者需謹慎操作，注意市場變化。
*具體操作建議：建議採多頭思維，在支撐位附近佈局，但需密切監控技術指標的變化，隨時掌握市場動態，確保決策正確。
```

圖 二十、Online Llama3 prompt 格式

## 第五章 實驗模擬

本研究利用台灣證券交易所個股日交易資料做為主要資料集，利用外在變動趨勢的辨識，以及對數值內在趨勢的辨識，尋找過去相似的趨勢，獲得新聞文章及技術分析並輸入微調過的 Llama3 大語言模型以輸出分析結果。最後會透過量化及質化的方式驗證本研究提出方法的有效性及合理性，以下會分為(1)實驗平台及環境介紹(2)實驗參數介紹(3)外在變動趨勢辨識模組之 CNNAutoEncoder 訓練結果驗證(4)內在趨勢辨識模組之 LSTM 與 AutoEncoder 訓練結果驗證(5)Llama3 微調結果探討。

### 5.1 實驗平台及環境介紹

本研究主要在 Ubuntu20.04.6 環境下使用 Python3.10.12 進行開發，環境包含相容 CUDA12.1 的 Pytorch2.1.2，並使用 NVIDIA GeForce RTX 3090 24G GPU 來加速訓練過程及推論微調後的 Llama3 大語言模型，內存容量 32G。

在 Llama3 微調過程在 Ubuntu22.04.5 環境上進行微調，由於大語言模型做全參數微調需要花費大量 GPU 顯存(vram)，我們使用群聯的 ai-cache ssd 320GB\*2，使用其 Middleware Library 如圖二十一所示，做為上層開發與底層硬體中間的溝通層，再透過 Pro Suite 大語言模型微調應用程式之 UI 介面進行微調如圖二十二，可以僅使用 RTX4090 24G 做 Llama-3.1-8B-Instruct 的全參數微調。



圖 二十一、群聯 Middleware Library 架構

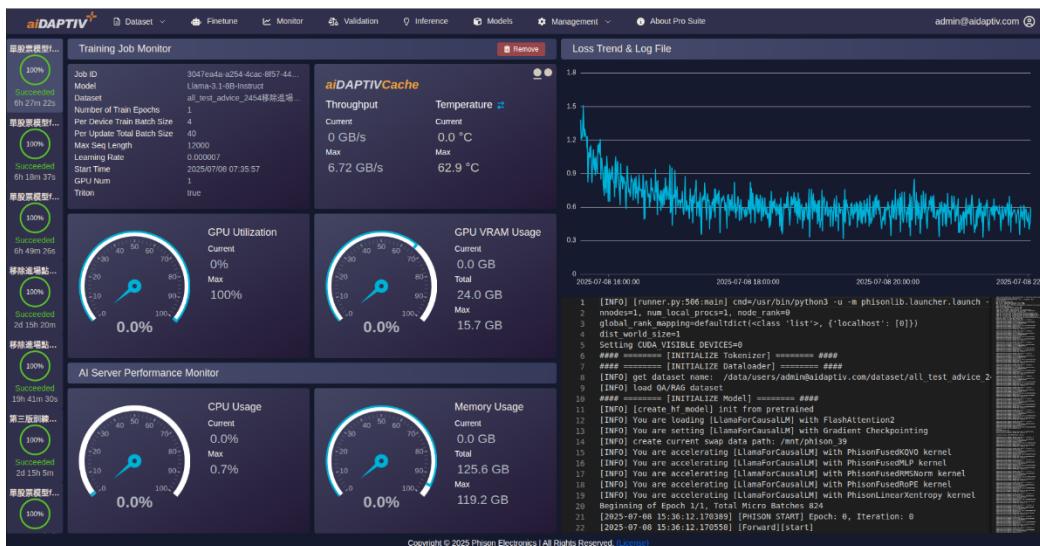


圖 二十二、Pro Suite UI

## 5.2 實驗參數介紹

### (1) CNNAutoEncoder 模型參數

表六為 CNNAutoEncoder 模型參數設定，訓練資料總數為 9910 筆序列內含

有三隻股票:2317-鴻海、2330-台積電和 2454-聯發科的個股交易資訊，輸入資料形狀為(10,21)，意義為(天數,交易資訊欄位數)，批次大小 batch size 為 32，訓練回合數 epochs 為 100，編碼器的目標維度為 3，損失函數使用均方誤差損失(Mean Squared Error Loss, MSELoss)。

表 六、CNNAutoEncoder 模型參數設定

參數名稱	參數
訓練總序列數	9910
輸入資料形狀	(10,21)
訓練輪數	100 輪
批次	32
編碼器目標維度	3

#### (2)LSTM 模型參數及 AutoEncoder 模型參數

表七為 LSTM 模型參數設定，訓練資料總數為 9910 筆序列內含有三隻股票:2317-鴻海、2330-台積電和 2454-聯發科的個股交易資訊，輸入資料形狀為(10,21)，意義為(天數,交易資訊欄位數)，批次大小 batch size 為 32，訓練回合數 epochs 為 100，編碼器的目標維度為 3，損失函數使用均方誤差損失(Mean Squared Error Loss, MSELoss)。

表 七、LSTM 模型參數設定

參數名稱	鴻海模型	台積電模型	聯發科模型
訓練總序列數	3300	3307	3306
輸入資料形狀	(5,21)	(5,21)	(5,21)
訓練輪數	15 輪	22 輪	45 輪
批次	32	32	32

表 八、AutoEncoder 模型參數設定

參數名稱	鴻海模型	台積電模型	聯發科模型
訓練總筆數	3300	3307	3306
輸入資料形狀	(1,64)	(1,64)	(1,64)
訓練輪數	100 輪	100 輪	100 輪
批次	32	32	32
編碼器目標維度	8	8	8

(3)Llama3 模型參數

表 九、Llama3 模型參數設定

參數名稱	參數
訓練問答對總筆數	9883
模型名稱	Llama-3.1-8B-Instruct
Learning Rate	0.000007
Train Epochs	1
Per Update Total Batch Size	40
Max Seq Length	12000
Triton	true

(4)Llama3 虛擬問答輸入序列日期配對參數

表 十、Llama3 虛擬問答輸入序列日期配對參數設定

參數名稱	參數
$N$	9
$M$	4

以 2010-11-04 為例，其新聞資料的起始日期為 2010-10-22，技術分析資料則來自起始日 2010-10-29，相關推算流程如圖二十三所示。

歷史交易日	
日期	
2010-10-21	
2010-10-22	
2010-10-25	
2010-10-26	
2010-10-27	
2010-10-28	
2010-10-29	
2010-11-01	
2010-11-02	
2010-11-03	
預測日期	2010-11-04
	2010-11-05
	2010-11-08
	2010-11-09

圖 二十三、虛擬問答輸入序列日期配對

### 5.3 外在變動趨勢辨識模組之 CNNAutoEncoder 訓練結果驗證

本節旨在驗證外在變動趨勢辨識模組中，卷積自編碼器(CNNAutoEncoder)模型的性能。此模型的核心任務是將高維度的股票交易序列資料，壓縮至一個低維的潛在特徵空間，並能從中還原出原始序列。其性能的優劣，直接關係到後續利用 K-最近鄰演算法(KNN)搜尋相似歷史情境與對應新聞的準確性。

#### (1) 模型訓練與評估結果分析：

模型的評估主要透過比較其在「訓練集」與「測試集」上的重建誤差(Reconstruction Error)來進行。重建誤差越小，代表模型還原原始資料的能力越強。

從表十一的量化數據中，我們可以看到模型在訓練集上的平均重建誤差為**0.0023**，標準差亦僅有 0.0018。圖二十四的誤差分佈直方圖也直觀地顯示，絕大多數訓練樣本的重建誤差都集中在極低的值域，呈現一個向右的長尾分佈。這表明 CNNAutoEncoder 模型已充分學習到訓練資料中的內在模式與結構，能夠非常有效地對其進行編碼與解碼，證明了模型架構的有效性。

然而，當模型應用於從未見過的「測試集」時，其表現出現了顯著差異。如表十一所示，測試集的平均重建誤差大幅上升至 **0.0874**，遠高於訓練集。從圖二十五的誤差分佈圖中也能觀察到，測試集的誤差分佈更為分散，且整體向更高的誤差值偏移。

#### (2) 結論與討論：

綜合訓練集與測試集的表現，我們可以得出以下結論：模型在訓練資料上擬合良好，但在泛化至新資料時性能下降，這顯示出模型存在一定程度的過擬合(Overfitting)現象。換言之，模型可能不僅學習了市場的通用趨勢，也記憶了過多訓練資料特有的雜訊與細節。

此現象對本研究系統的意涵是：雖然 CNNAutoEncoder 能夠為歷史資料庫

中的每一筆資料產出一個有效的特徵向量，但在線上推論階段，當輸入一筆全新的、模式與歷史資料差異較大的交易序列時，其生成的特徵向量可能無法在歷史向量空間中找到真正意義上相似的參照點。這個觀察結果，也與後續 5.7.4 節質化討論中，發現系統提取的新聞關聯性薄弱的現象相呼應，指出了未來可進一步優化的方向。

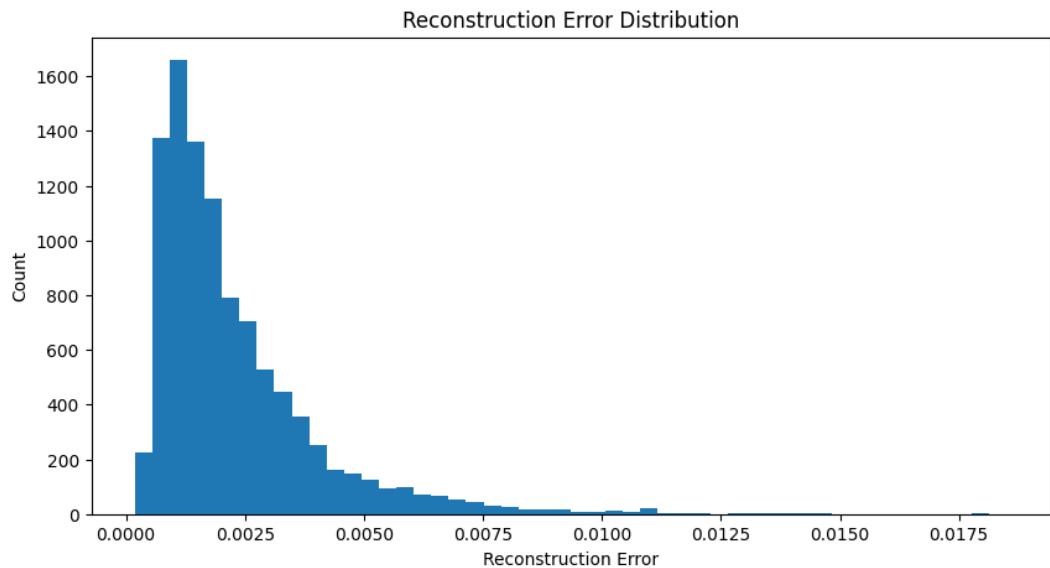


圖 二十四、CNNAutoEncoder 訓練集 error 分布情形

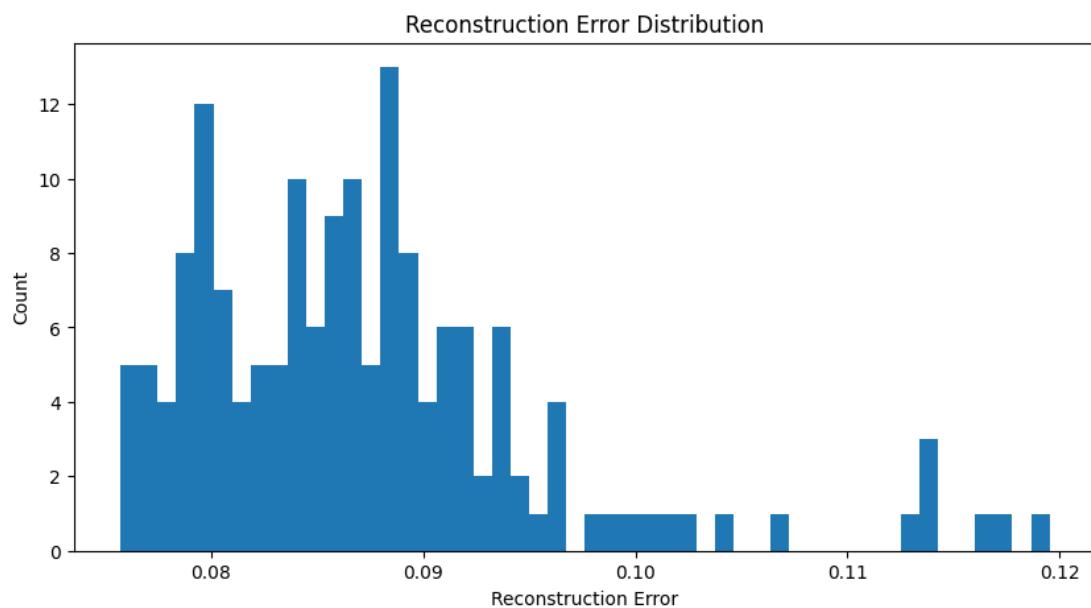


圖 二十五、CNNAutoEncoder 測試集 error 分布情形

表 十一、CNNAutoEncoder 模型評估結果

評估指標	訓練集	測試集
平均重建誤差	0.0023	0.0874
重建誤差標準差	0.0018	0.0086

## 5.4 內在趨勢辨識模組之 LSTM 與 AutoEncoder 訓練結果驗證

本節旨在對內在趨勢辨識模組的兩階段模型進行性能驗證。此模組首先利用長短期記憶網路（LSTM）預測未來股價，並從中提取能代表市場內在趨勢的隱藏層狀態向量；接著，再透過自編碼器（AutoEncoder）對此高維向量進行特徵壓縮。此流程的最終目的是建構一個結構化的低維潛在空間，以便於後續進行相似性搜尋與技術分析報告的匹配。

### (1) 第一階段：LSTM 預測模型性能分析

我們分別為鴻海、台積電、聯發科三檔股票訓練了專屬的 LSTM 模型。從表十二、表十三、與表十四的評估結果中，可以觀察到一個共同的現象：

在訓練集上，三個模型均表現出優異的預測能力。以  $R^2$  分數為例，鴻海、台積電、聯發科分別達到了 0.9238、0.9846 與 0.9640 的高分，趨近於 1，同時其均方誤差（MSE）、均方根誤差（RMSE）與平均絕對誤差（MAE）也維持在極低的水平。這證明 LSTM 模型成功捕捉了訓練資料中複雜的時間序列規律，能夠精準地擬合歷史股價的變動模式。

然而，在測試集上，模型的性能出現了急遽的下降。三者的  $R^2$  分數均轉為大幅度的負值，且各項誤差指標顯著飆升。訓練集與測試集之間的巨大效能落差，明確地指向了模型嚴重的過擬合（Overfitting）問題。這意味著模型雖然精通於「記憶」歷史數據的特定模式，但卻難以將這些學習到的知識「泛化」應用到未來的、未曾見過的新數據上。

儘管如此，對於本研究的目標而言，LSTM 模型的主要任務並非成為一個完美的預測器，而是作為一個有效的「特徵提取器」。其在訓練集上的優異表現，證明了它所產生的隱藏層狀態向量確實蘊含了豐富且有意義的市場模式資訊，這為下一階段的特徵壓縮提供了堅實的基礎。

### (2) 第二階段：AutoEncoder 特徵壓縮模型性能分析

在獲得 LSTM 的 64 維隱藏層特徵向量後，我們利用 AutoEncoder 將其壓縮至 8 維。從表十五、表十六、與表十七的量化結果，以及圖二十六至圖三十二的誤差分佈圖中，我們可以看到：

與前述模型相似，AutoEncoder 在訓練集上的表現極佳。其平均重建誤差非常低，且誤差分佈高度集中於零點附近（如圖二十六、二十八、三十所示）。這表明 AutoEncoder 能夠高效地將 64 綴的複雜特徵壓縮至 8 綴，同時保留了絕大部分的關鍵資訊，並能從壓縮後的向量中幾乎無損地還原出原始特徵。

在測試集上，重建誤差同樣出現了上升且分佈變廣的趨勢（如圖二十七、二十九、三十二所示），再次驗證了過擬合現象的存在。

### (3) 結論與討論：

綜合分析，內在趨勢辨識模組的兩階段模型（LSTM-AutoEncoder）成功地為歷史資料建立了一個結構化且資訊密集的低維潛在空間。儘管兩個模型均顯示出過擬合的傾向，限制了其對全新市場模式的泛化能力，但此流程已有效地達成了其核心設計目標：將複雜的時序數據轉化為可供高效檢索的特徵向量。這使得系統在線上推論時，能夠快速地在歷史數據中定位出具有相似內在趨勢的交易日，並提取對應的技術分析報告，從而實現可解釋的投資建議。

表 十二、LSTM 模型評估結果-鴻海

評估指標	訓練集	測試集
均方誤差 (MSE)	0.0017	0.3169
均方根誤差 (RMSE)	0.0410	0.5629
平均絕對誤差 (MAE)	0.0306	0.5626
R <sup>2</sup> 分數	0.9238	-7052880384

表 十三、LSTM 模型評估結果-台積電

評估指標	訓練集	測試集
均方誤差 (MSE)	0.0010	0.1835
均方根誤差 (RMSE)	0.0312	0.4284
平均絕對誤差 (MAE)	0.0244	0.4262
R <sup>2</sup> 分數	0.9846	-82.9406

表 十四、LSTM 模型評估結果-聯發科

評估指標	訓練集	測試集
均方誤差 (MSE)	0.0021	0.0229
均方根誤差 (RMSE)	0.0458	0.1512
平均絕對誤差 (MAE)	0.0356	0.1459
R <sup>2</sup> 分數	0.9640	-7.1478

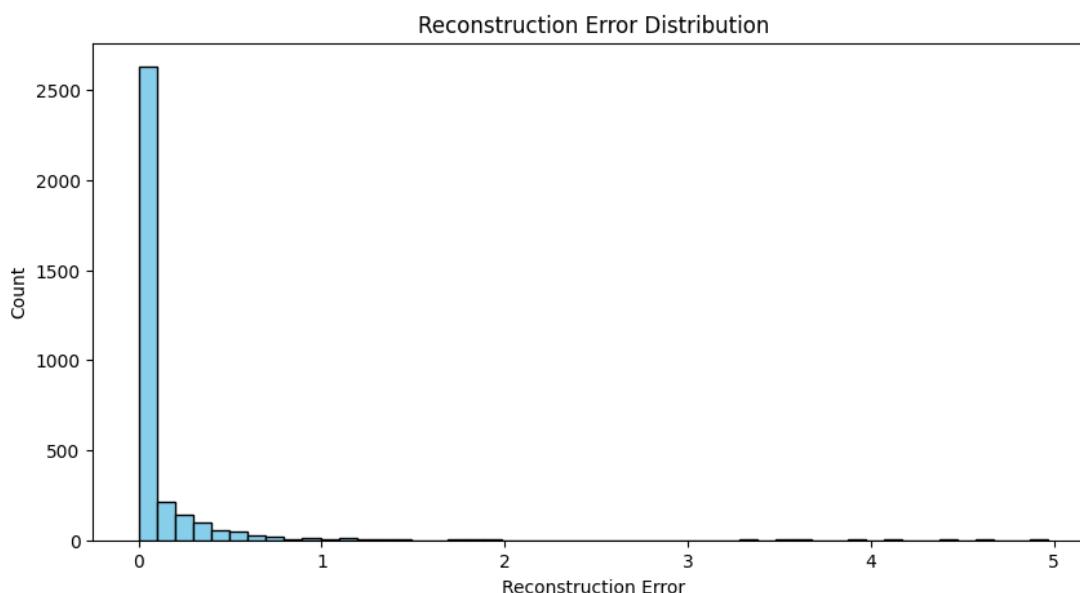


圖 二十六、AutoEncoder 訓練集 error 分布情形-鴻海

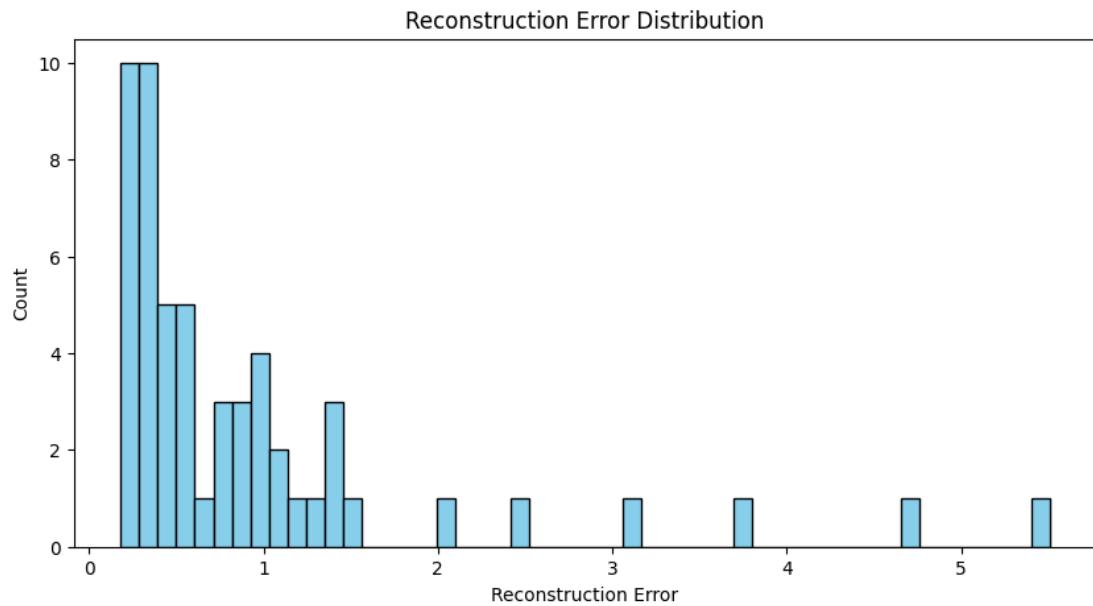
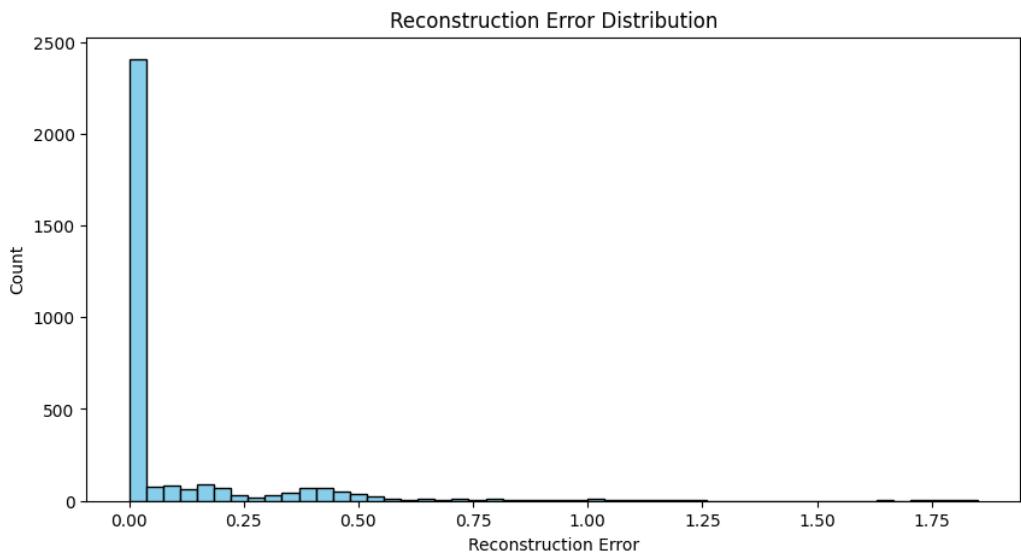


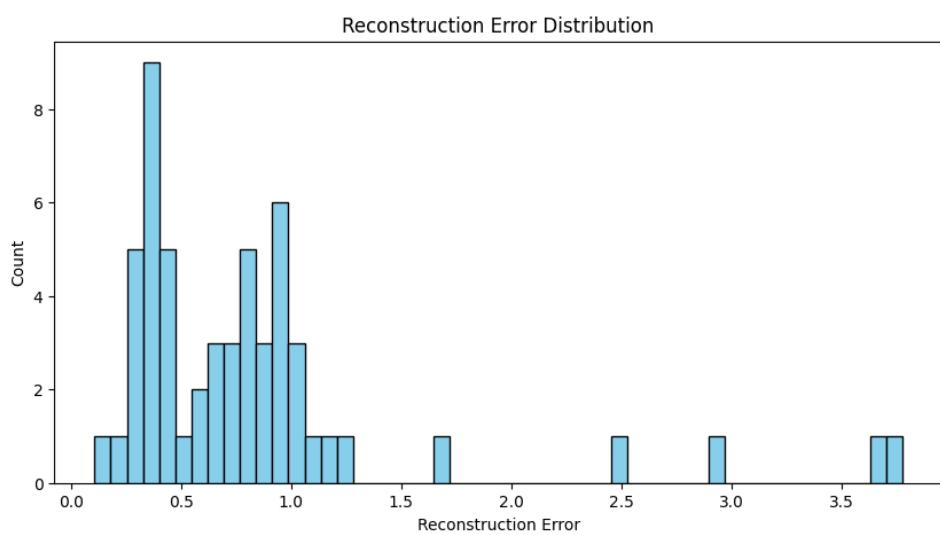
圖 二十七、AutoEncoder 測試集 error 分布情形-鴻海

表 十五、AutoEncoder 模型評估結果-鴻海

評估指標	訓練集	測試集
平均重建誤差	0.1086	0.9497
重建誤差標準差	0.3730	1.0741



圖二十八、AutoEncoder 訓練集 error 分布情形-台積電



圖二十九、AutoEncoder 訓練集 error 分布情形-台積電

表 十六、AutoEncoder 模型評估結果-台積電

評估指標	訓練集	測試集
平均重建誤差	0.1084	0.8436
重建誤差標準差	0.2539	0.7448

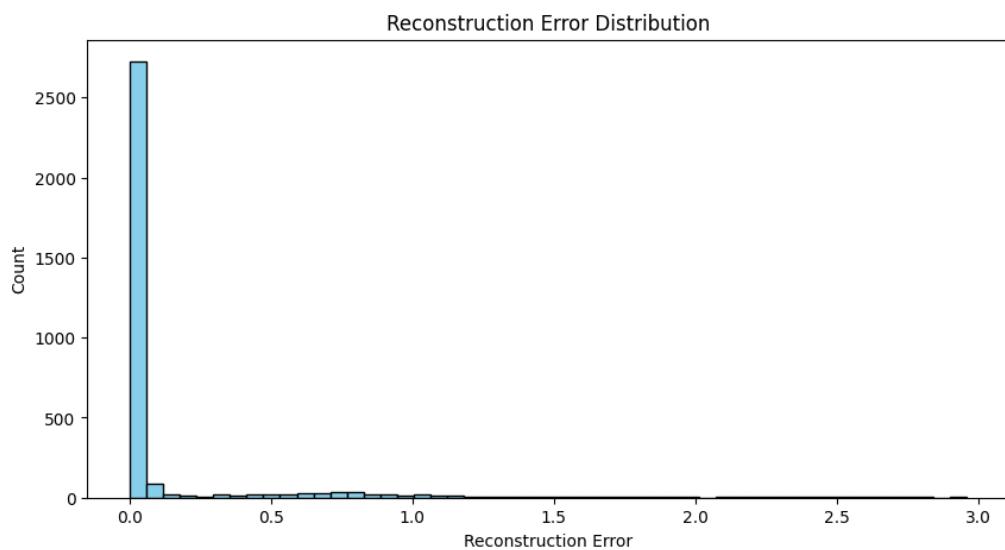


圖 三十、AutoEncoder 訓練集 error 分布情形-聯發科

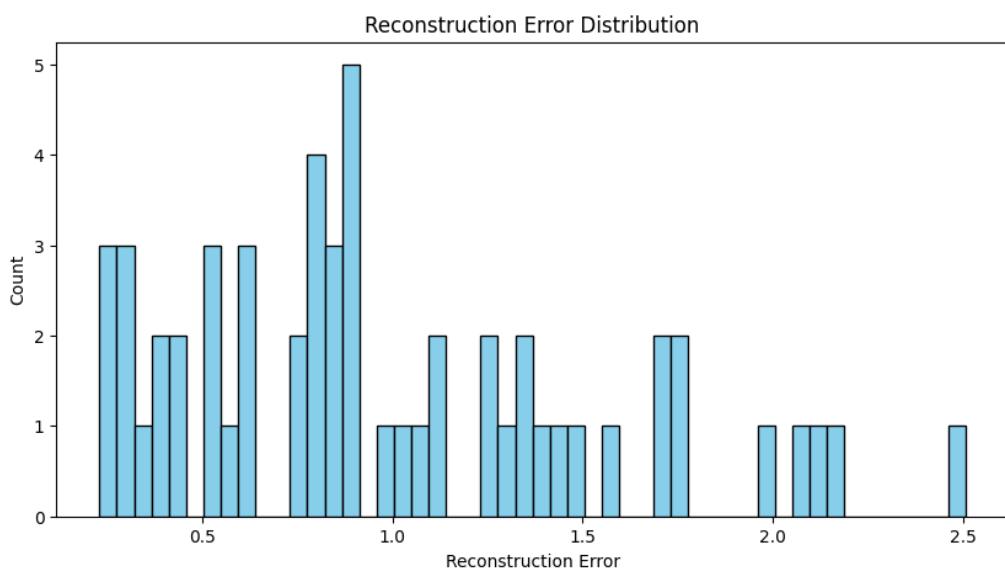


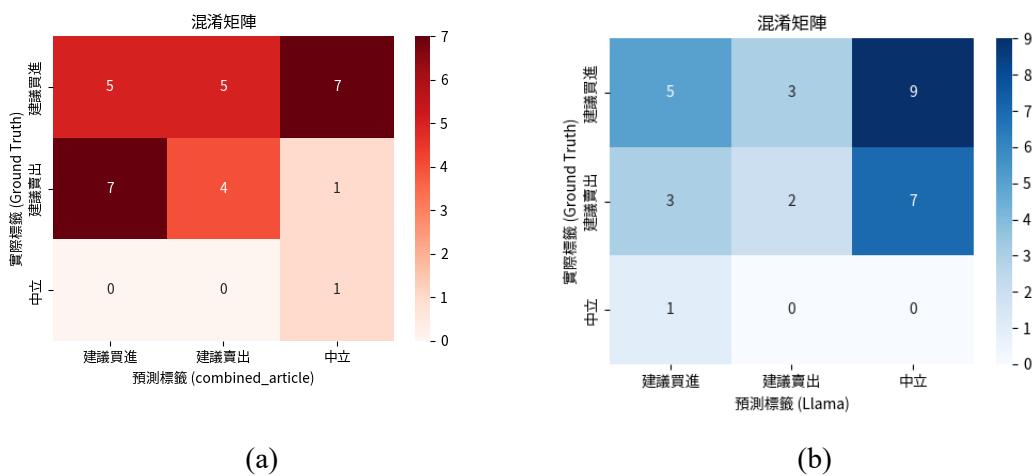
圖 三十一、AutoEncoder 測試集 error 分布情形-聯發科

表 十七、AutoEncoder 模型評估結果-聯發科

評估指標	訓練集	測試集
平均重建誤差	0.1673	0.9964
重建誤差標準差	0.4637	0.5599

## 5.5 Llama3 微調結果探討

圖三十二為 Llama3 模型評估結果，分別有三隻股票:2317-鴻海、2330-台積電和 2454-聯發科的混淆矩陣。表十八、表十九、表二十為三隻股票:2317-鴻海、2330-台積電和 2454-聯發科的模型評估量化結果。預測標籤 combined\_article(紅色混淆矩陣)，此評估方法為將實際推論日期應該輸入進 Llama3 進行分析地三篇新聞及一篇技術分析的文章對比當時的財經新聞(當作 Ground Truth )的情感分析結果是否一致，此部分應該由專業分析師對模型輸出結果評分但因研究限制所限，則改採驗證資料當時財經新聞作為替代，情感分析的工具使用 Open AI GPT-3.5-Turbo，將結果分成三類”建議買進”、”建議賣出”和”中立”。預測標籤 Llama3(藍色混淆矩陣)，此評估方法為將實際推論日期透過本系統最終分析後(經過 Llama3 分析)的結果對比當時的財經新聞(當作 Ground Truth )的情感分析結果是否一致，情感分析工具同上。



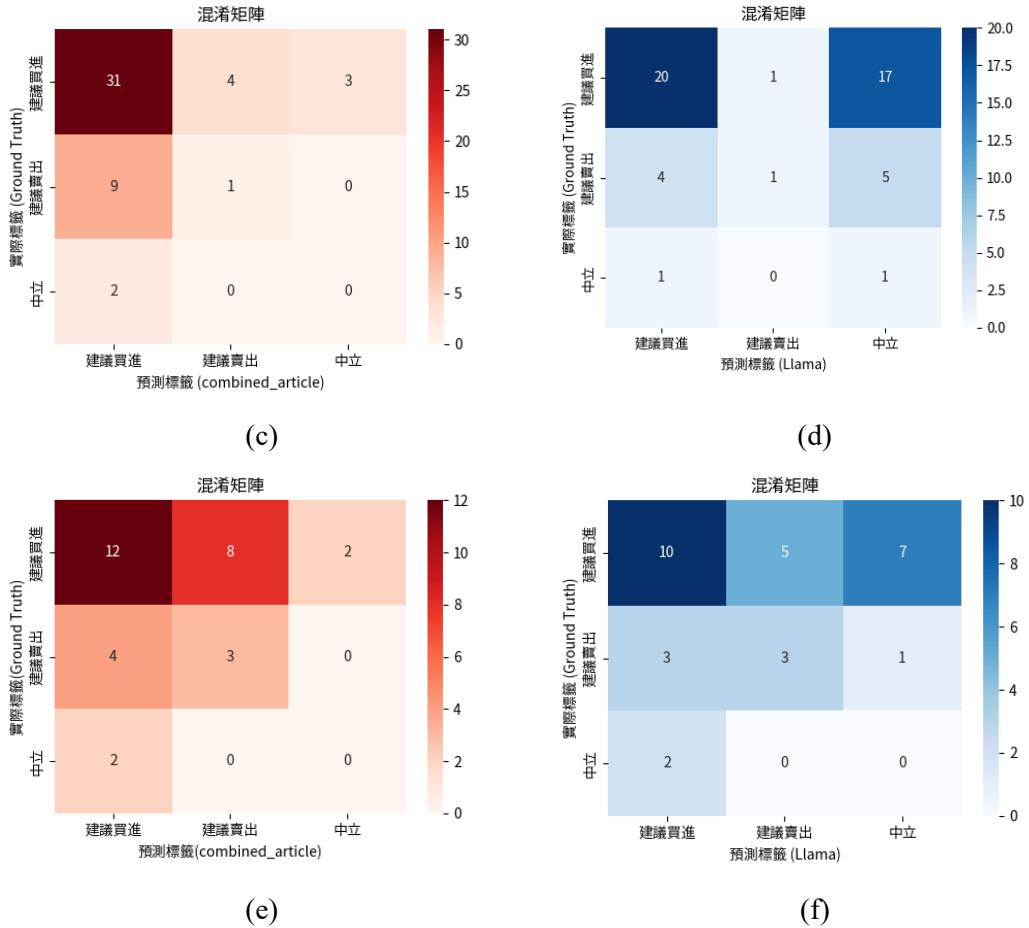


圖 三十二、Llama3 輸出情感分析混淆矩陣。(a) combined 文章:鴻海;(b) Llama3 輸出:鴻海; (c) combined 文章:台積電;(d) Llama3 輸出:台積電;(e) combined 文章:聯發科;(f) Llama3 輸出:聯發科。

表 十八、Llama3 模型評估結果-鴻海

combined 文章				
	precision	recall	f1-score	support
建議買進	0.42	0.29	0.34	17
建議賣出	0.44	0.33	0.38	12
中立	0.11	1.00	0.20	1
accuracy		0.33		30
macro avg	0.32	0.54	0.31	30
weighted avg	0.42	0.33	0.35	30

Llama3 輸出				
	precision	recall	f1-score	support
建議買進	0.56	0.29	0.38	17
建議賣出	0.40	0.17	0.24	12
中立	0.00	0.00	0.00	1
accuracy		0.23		30
macro avg	0.32	0.15	0.21	30
weighted avg	0.47	0.23	0.31	30

表 十九、Llama3 模型評估結果-台積電

	precision	recall	f1-score	support
建議買進	0.74	0.82	0.78	38
建議賣出	0.20	0.10	0.13	10
中立	0.00	0.00	0.00	2
accuracy		0.64		50
macro avg	0.31	0.31	0.30	50
weighted avg	0.60	0.64	0.62	50

Llama3 輸出

	precision	recall	f1-score	support
建議買進	0.80	53	0.63	38
建議賣出	0.50	0.10	0.17	10
中立	0.04	0.50	0.08	2
accuracy		0.44		50
macro avg	0.45	0.38	0.29	50
weighted avg	0.71	0.44	0.52	50

表二十、Llama3 模型評估結果-聯發科

	combined 文章			
	precision	recall	f1-score	support
建議買進	0.67	0.55	0.6	22
建議賣出	0.27	0.43	0.33	7
中立	0	0	0	2
accuracy		0.48		31
macro avg	0.31	0.32	0.31	31
weighted avg	0.53	0.48	0.50	31

	Llama3 輸出			
	precision	recall	f1-score	support
建議買進	0.67	0.45	0.54	22
建議賣出	0.38	0.43	0.4	7
中立	0.00	0.00	0.00	2
accuracy		0.42		31
macro avg	0.35	0.29	0.31	31
weighted avg	0.56	0.42	0.47	31

## 5.6 Llama3 多股票與單股票模型性能

本小結用來探討使用個股專用模型(單股票模型)與綜合型模型(多股票模型)之間的模型性能差異，圖三十三為多股票模型比較單股票模型情感分析結果，情感分析工具與上一小節所提到的相同，表二十一、表二十二、表二十三為量化結果，可以從這裡看到使用單股票資料集所訓練的個股專用模型在台積電和聯發科的案例上表現較優，因此可以認為使用個股專用模型在本應用上會有較優的效能。

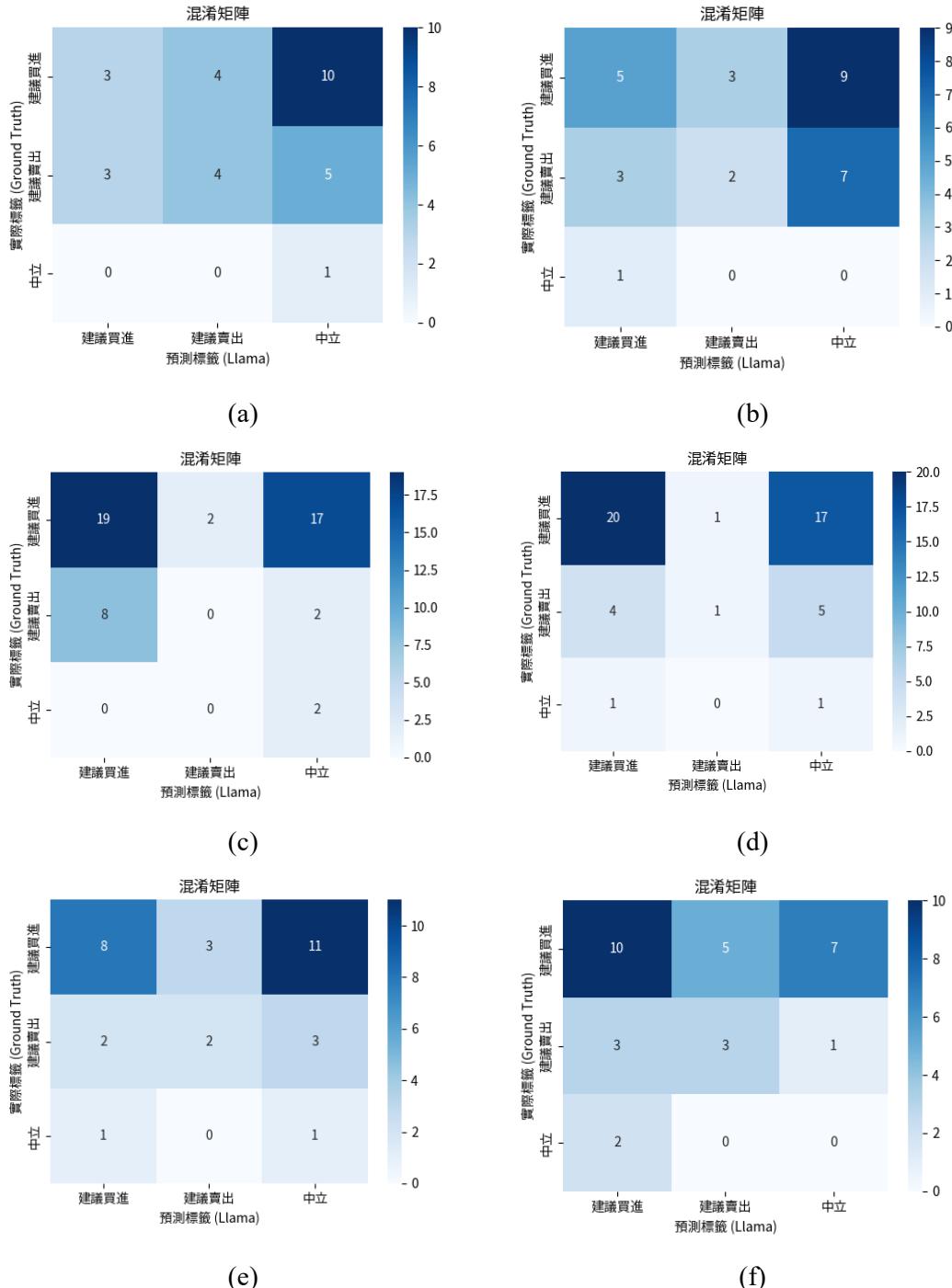


圖 三十三、Llama3 多股票模型比較單股票模型情感分析結果。(a) 多股票模型:鴻海;(b) 單股票模型:鴻海;(c) 多股票模型:台積電;(d) 單股票模型:台積電;(e) 多股票模型:聯發科;(f) 單股票模型:聯發科。

表二十一、Llama3 多股票、單股票模型比較結果-鴻海

Llama3 多股票模型				
	precision	recall	f1-score	support
建議買進	0.5	0.18	0.26	17
建議賣出	0.5	0.33	0.40	12
中立	0.06	1	0.12	1
accuracy		0.27		30
macro avg	0.35	0.5	0.27	30
weighted avg	0.49	0.27	0.31	30

Llama3 單股票模型				
	precision	recall	f1-score	support
建議買進	0.56	0.29	0.38	17
建議賣出	0.40	0.17	0.24	12
中立	0.00	0.00	0.00	1
accuracy		0.23		30
macro avg	0.32	0.15	0.21	30
weighted avg	0.47	0.23	0.31	30

表二十二、Llama3 多股票、單股票模型比較結果-台積電

Llama3 多股票模型				
	precision	recall	f1-score	support
建議買進	0.70	0.50	0.58	38
建議賣出	0.00	0.00	0.00	10
中立	0.10	1.00	0.17	2
accuracy		0.42		50
macro avg	0.27	0.50	0.25	50
weighted avg	0.54	0.42	0.45	50

Llama3 單股票模型				
	precision	recall	f1-score	support
建議買進	0.80	53	0.63	38
建議賣出	0.50	0.10	0.17	10
中立	0.04	0.50	0.08	2
accuracy		0.44		50
macro avg	0.45	0.38	0.29	50
weighted avg	0.71	0.44	0.52	50

表 二十三、Llama3 多股票、單股票模型比較結果-聯發科

Llama3 多股票模型				
	precision	Recall	f1-score	support
建議買進	0.5	0.18	0.26	17
建議賣出	0.5	0.33	0.40	12
中立	0.06	1	0.12	1
accuracy		0.27		30
macro avg	0.35	0.5	0.27	30
weighted avg	0.49	0.27	0.31	30

Llama3 單股票模型				
	precision	recall	f1-score	support
建議買進	0.67	0.45	0.54	22
建議賣出	0.38	0.43	0.4	7
中立	0.00	0.00	0.00	2
accuracy		0.42		31
macro avg	0.35	0.29	0.31	31
weighted avg	0.56	0.42	0.47	31

## 5.7 Llama3 輸出結果質化討論

本章節將針對 Llama3 模型所產生的個股投資分析報告，進行深入的質化討論。相較於量化指標的數字，質化分析能更好地揭示模型在實際應用中的優勢與缺陷。為了系統性地評估模型的表現，我們將透過對鴻海、台積電和聯發科案例進行剖析。

分析的重點在於檢視模型處理其兩大核心輸入（由外在變動趨勢辨識模組篩選的歷史新聞、內在趨勢辨識模組篩選的技術分析）的能力，並評估其生成內容的邏輯性、連貫性與實用價值。同時，我們會將 Llama3 的最終分析結論，與另外獨立搜集、作為市場情感基準真相 (Ground Truth) 的「網路財經新聞」進行對比，藉此判斷模型的分析結果是否與真實市場風向吻合。透過此種內外部分析，本節旨在全面地揭示當前系統框架中存在的潛在問題與挑戰，從而為後續的模型優化與系統改進提供明確的方向。

### 5.7.1 鴻海

案例一：

- (1) 執行預測日期: 2024-12-17
- (2) 輸入文章(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

新聞文章 1：

電子代工業面臨薪資高漲和缺工問題，鴻海計劃購買 100 萬台機器人取代人力，工研院研發的智慧型機器人可判斷缺料並停止作業，市場商機龐大，價格預估可降至 60 萬元，機器人將取代部分人力，引發失業問題。[68]

新聞文章 2：

前衛生署長楊志良最近出書「拚公義」，繼續展現其快嘴風格，對醫療界發表大膽言論。楊志良指責部分大醫院將盈餘視為軍備競賽，引發公共論戰，其中包括打嘴砲對吳德朗，陷入楊、吳兩大老的對立。儘管引發爭議，楊志良仍堅持自己的立場和理念，並揭露自己的理財祕辛。他自認是公義使者，選擇站在中間偏左的立場，並以娶有錢老婆而自己成為左派為人生最高境界。楊志良的勇於言論和堅持立場，引發外界討論。[69]

### 新聞文章 3：

許啟智指出，要存下第一桶金，年輕人應該尋找另外一種賺錢的管道，充實自己的能力來創造第二、第三份收入。他強調在投資股市時，要選擇「跟對老闆」，即選擇對的公司和產業。許啟智建議投資者要專心研究並投資自己的股票，不用比較他人的投資，選對方向，專注長期持有股票來賺取成長，這是他 20 年來的投資智慧。[70]

#### 技術分析：

該交易模式特徵：

- 價格整體較為穩定，在價格區間內波動。
- 成交量相對較高，顯示市場活躍。
- 技術指標呈現市場相對疲弱，RSI 超賣，MACD 走低。

#### 市場分析及建議：

- 市場壓力大，多數指標呈現弱勢。
- 預測收盤價可能下跌，建議短期不宜入場，持有者設定嚴格止損點。
- 考慮空單或觀望，預測收盤價支持這個交易決策。

#### (3) 網路上的財經新聞(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

台股今日開高走低，終場加權指數收在 23,018.01 點，跌 21.89 點，跌幅 0.1%。外資大砍金融股，其中凱基金遭外資砍逾 6 萬張；另外臺企銀、中信金、玉山金、台新金、國泰金、永豐金均遭外資倒貨。鴻海雖收紅在 183 元，漲幅 0.55%，但也遭外資倒破 1.7 萬張。  
[71]

#### (4) Llama3 輸出結果:

投資風險提醒：市場波動性高，操作需謹慎，建議控制風險。

綜合以上分析，建議投資者保持謹慎態度，避免短期入場，考慮空單或觀望。由於市場相對疲弱，投資風險較高，建議設定嚴格止損點，控制風險。投資者應注意市場波動性，謹慎操作。最重要的是，保持冷靜，不要被市場情緒左右，做出明智的投資決策。

#### (5) 情感分析結果:

	輸入文章	網路上的財經新聞	Llama3 輸出結果
情感分析結果 (使用 GPT-3.5-Turbo 分析)	建議賣出	建議賣出	中立

## (6) 我的觀察：

可以看到 Llama3 的輸出結果與輸入文章和網路上的財經新聞對比具有不同的情感分析結果，後兩者為”建議賣出”，這邊主要的原因為”考慮空單”、“市場相對疲弱”這些用語應該要被認為是市場狀態不佳的投資訊號，GPT-3.5-Turbo 應該要輸出”建議賣出”的情感分析結果，這邊的可以認定是 GPT 誤判導致的，且 Llama3 有根據輸入文章的技術分析部分給出分析，例如技術分析提到”市場壓力大，多數指標呈現弱勢”、“收盤價可能下跌，建議短期不宜入場”等等的語句 Llama3 也有根據這些語句給出帶有相應情感的分析報告，在三篇輸入新聞的部分在 Llama3 的輸出則無法看到有被參考到，可能是 Llama3 有學習到這些新聞文章的隱含表達或是無用的資訊。

## 案例二：

(1) 執行預測日期: 2025-01-09

(2) 輸入文章(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

新聞文章 1：

馬英九第二任總統面臨民眾不滿情形，滿意度不到兩成，六成二對其沒信心。新政策引發民怨沸騰，近七成民眾對馬總統近幾個月來的表現感到不滿意，對他展開的四年任期更有超過六成民眾表示沒信心。根據《財訊》民調顯示，五成六民眾最不滿意的政策是油電雙漲，另有二成七民眾最不滿意開放瘦肉精美牛進口。即使馬英九在總統選舉中獲得近五成二的選票，如果重新選舉，只有二成七的人想要投給馬英九，三成八的人要投給蔡英文。

財訊民調顯示，對於其他閣員如財政部長劉憶如和經濟部長施顏祥的表現，也有相當比例的民眾表達不滿意見。這些不滿意的情況反映了民眾對政府執行政策和運作的質疑。民眾普遍對馬英九政府充滿抱怨和不滿，對於未來四年的施政也表示缺乏信心，使得馬英九在第二任著手之前就遭遇到極大的挑戰。<sup>[72]</sup>

新聞文章 2：

新聞摘要：無論是詩人、官員還是企業家，都發現種樹不僅能保護

環境還能賺錢。隨著天然森林保護政策的實行，造林活動變得更具商業價值，並帶來了碳權交易。在台灣，一些名人如金管會主委陳裕璋、詩人吳晟等，都投入了種樹計劃。同時，趨勢科技董事長張明正在國際市場也展開了造林計劃。這些案例表明，種樹不僅是永續事業，更能為未來子孫留下珍貴遺產。[73]

### 新聞文章 3：

自述邱永漢的經歷和成就，涵蓋了他對台灣、日本和中國大陸經濟的影響。邱永漢在基於日本經驗對台灣的趨勢做出預測後，成功地將這些概念應用到大陸，展現了他的預見力和實踐能力。他在金融投資領域的成就讓他獲得「賺錢之神」的稱號，並且在不同地區開展了多元化的事業。除了金融方面，邱永漢也是一位生活家，強調金錢的適度重要性，同時也享受美食、旅行和時尚。他在不同領域中展現出的豐富人生經歷和多元身份令人敬佩。[74]

### 技術分析：

價格波動大、成交量下降，支撐位和壓力位間震盪，收盤價略微波動。技術指標顯示下跌趨勢，RSI 低位，MACD 為負值。建議持續看跌，可在接近支撐位時建立做空倉位。MACD 和 RSI 指標支持賣壓觀點。預測綜合技術指標顯示市場可能繼續下跌，支撐位強化看跌觀點，建議持續看跌。

### (3) 網路上的財經新聞(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

#### 第一篇：

高盛發布報告看好鴻海，目標價 263 元，指出鴻海 12 月營收強勁，年增 42%，預計下一代 AI 伺服器及新手機將帶動未來營收成長。高盛看好鴻海的 AI 伺服器業務，上調 2025~2027 營收預期，並給予 263 元的目標價，維持「買進」評等。不過，有網友質疑高盛的看法，認為外資報告像放屁，並指出過去高盛喊 250 元時股價反而下跌至 179 元。[75]

#### 第二篇：

根據高盛最新報告指出，對於鴻海未來的發展前景樂觀，看好下一代機架式 AI 伺服器的出貨增長和伺服器產能提升，因此給予鴻海「買進」評等，目標價設定在 263 元。報告指出，鴻海去年 12 月的業績表現優於預期，主要得益於 AI 伺服器、PC 及消費性電子產品的出貨成長。另外，高盛預計今年鴻海電動車業務將進一步擴展，而營收將較去年同期增長 34%。

網友在 PTT 上發文呼籲投資人把握買點，但其他人則留言認為「有夢最美」、「散戶下車才會漲」，表示對投資鴻海持謹慎態度。其中一名網友認為目前鴻海已確立底部，可以把握買點，但其他人則認為「高盛沒給你時間，你想買先買」、「你想先套就套吧」、「等待\$160 進場」等意見。[76]

#### (4) Llama3 輸出結果:

投資風險提醒：市場波動性高，操作需謹慎，建議控制風險。具體操作建議：在接近支撐位時建立做空倉位，持續看跌。投資者應注意市場波動，謹慎操作。

#### (5) 情感分析結果：

	輸入文章	網路上的財經新聞	Llama3 輸出結果
情感分析結果 (使用 GPT-3.5-Turbo 分析)	建議賣出	第一篇:建議買進 第二篇:建議買進	建議賣出

#### (6) 我的觀察：

這邊可以看到 Llama3 有符合預期的根據輸入文章輸出相同情感的分析報告，但在當時網路上的財經新聞皆建議買進該股票，這邊有點出入，也可以看到新聞文章這裡都是根據”高盛”的分析師的分析作為判斷依據，但其實眾多網友對股票的趨勢都是不看好的，在圖三十四的地方可以看到 2025/01/09 之後的短期股價趨勢是連續的下跌，可以看到本系統在這個案例的評估表現會受到實際新聞文章的品質或因為 GPT-3.5-Turbo 比較偏好”高盛”分析師的分析結果而將錯誤的分析作為情感分析依據所影響。



圖 三十四、鴻海 2025/01/09 後續趨勢

### 5.7.2 台積電

**案例一：**

- (1) 執行預測日期: 2025/2/5
- (2) 輸入文章(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

新聞文章 1：

黃金價格持續上升，引爆網購潮。買黃金有軟硬之分，軟黃金外觀厚薄差不多，便宜但易損；硬黃金相對耐磨、精緻輕巧，重量輕價格便宜，但破損難維修。小資族掀網購潮，黃金存摺入手門檻低，買賣量也大增。黃金價格持續波動，投資小資族皆想利用時機賺取穩定收益。[77]

新聞文章 2：

克利夫蘭是英特爾前任全球公共政策副總裁，現在成為台積電新任副總裁，負責全球政策、監管及立法事務。台積電與英特爾皆為電子大廠，他的職涯背景凸顯出台灣半導體產業努力平衡的現況。克利夫蘭曾在美國國會工作長達十六年，強調作為說客可以影響整個國家。媒體關注他的移籍也反映出美中貿易戰下台積電的選擇需面對挑戰，這也讓克利夫蘭的遊說力可能成為台積電在

未來取捨之際的關鍵。[78]

新聞文章 3：

股神巴菲特加碼生技類股 群益 NBI 生技人氣夯。研究人員將液體倒入燒瓶裡，全球抗疫藥屢傳捷報，這讓生技產業熱起來。光是群益那斯達克生技 ETF，詢問度就增加 8 成以上。群益投信 ETF 投資副總張蒼惠表示，股神巴菲特去年第四季開始布局生技類股，資金流向顯示整個資金都流往 NBI，逐漸浮現投資價值。2003 年 SARS 期間，NBI 股價大漲 40.8%，顯示生技產業在疫情時期表現優異。群益那斯達克生技 ETF 也直接受惠於疫情，持股中主要有機會開發出新冠疫情解藥的吉利德。因此，疫情助攻，生技製藥產業在低迷的投資市場中注入強心針。[79]

技術分析：

具有高成交量和價格振幅大的特點，成交量逐日增加，價格波動明顯。技術指標顯示趨勢強勁，RSI 指示超買狀態，MACD 向上穿越，支持多頭趨勢。預測收盤價逐日上升，顯示股價可能持續上揚。建議採取多頭策略，隨著趨勢做多，預期股價會繼續上升。預測收盤價反映了技術指標和走勢的支持，是進一步加強多頭信號的決策依據。

### (3) 網路上的財經新聞(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

蘋果正式啟動下一代 M5 晶片的量產，採用台積電的 3 奈米 N3P 製程技術。首批生產的產品為 M5 標準版，未來將推出高階版本，包括 M5 Pro、M5 Max、M5 Ultra 等。除了採用先進製程技術外，M5 晶片還首次採用台積電的 SoIC-MH 封裝技術，以提升散熱效率與晶片性能。另外，在晶片切割方面，M5 晶片首次導入飛秒雷射技術，以降低晶片受損風險。此外，M5 晶片所使用的半導體載板也進行重大升級，採用超薄型 ABF 材料，以支援更高層數的電路堆疊，進一步提升性能。[80]

### (4) Llama3 輸出結果:

然而，投資仍存在風險，包括市場波動性增加和突發事件的影響。因此，建議投資者密切關注市場動向，及時調整投資策略。

市場分析總結：

根據新聞文章 1，黃金價格在疫情期間持續上升，引發了購買黃金的熱潮。

然而，黃金有軟硬之分，硬黃金相對耐磨、精緻輕巧，價格也較低，但若遭損傷則維修較困難。新聞文章 2 提到台積電在美中貿易戰下尋求平衡，新任副總裁的背景顯示了台灣半導體業的努力。新聞文章 3 則指出生技股在抗疫藥研發上取得成功，投資價值逐漸浮現。

投資風險提醒：

投資黃金需注意硬黃金的維修風險，投資台積電需留意美中貿易戰的影響，投資生技股需留意行業風險和政策變化。

具體操作建議：

根據技術分析顯示的多頭趨勢，建議投資者可以考慮投資黃金、台積電和生技股。然而，投資仍存在風險，建議密切關注市場動向，及時調整投資策略。投資者應保持警覺，分散風險，並根據個人風險承受能力做出適當的投資決策。

#### (5) 情感分析結果：

	輸入文章	網路上的財經新聞	Llama3 輸出結果
情感分析結果 (使用 GPT-3.5-Turbo 分析)	建議買進	建議買進	建議買進

#### (6) 我的觀察：

這部分可以看到 Llama3 有根據輸入文章撰寫出分析報告並且提到投資黃金、生技股等文字，雖與台積電股票關聯性不大但可以看出 Llama3 有使用輸入的新聞文章撰寫分析報告，而這裡輸入文章的技術分析部分並沒有出現在 Llama3 的輸出結果，綜上所述這對使用者來說並不是一個很好的投資建議。

案例二：

(1) 執行預測日期: 2024-12-31

(2) 輸入文章(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

新聞文章 1：

黃金價格上升，引發網購潮。黃金分為軟黃金和硬黃金，硬黃金耐磨、精緻輕巧，但不易修理。在金價高峰時進行交易量增加，但隨後會趨於平衡。消費者包括大媽和小資族都想藉機賺取穩定金財。

[77]

### 新聞文章 2：

克利夫蘭是台積電新任副總裁，曾任職於英特爾並具有政治遊說背景。其加入台積電引起矚目，因為台積電和英特爾都是全球重要的電子大廠，克利夫蘭的背景反映出台灣半導體行業在美中貿易戰中力求平衡的情況。克利夫蘭強調重要影響力，表示要找出有建設性的解決方式，並警告政府不要因為國家安全而犧牲經濟競爭力。他的遊說能力可能決定台積電在美國和華為之間的取捨，將衝擊降至最低。[78]

### 新聞文章 3：

股神巴菲特加碼生技類股，群益 NBI 生技人氣高漲。自新冠肺炎疫情爆發以來，生技產業受到關注，投資者紛紛加入生技股市場。群益投信 ETF 投資副總表示，巴菲特在去年第四季開始加碼生技股，而近期資金也持續流向 NBI 生技股，顯示投資價值逐漸浮現。過往 SARS 期間，NBI 指數漲勢最為強勁，因此市場預期新冠肺炎疫情或許會再次帶動 NBI 的成長。群益那斯達克生技 ETF 持有吉利德等公司股票，有望開發新冠病毒的解藥，因此在疫情期間受惠明顯。生技製藥產業在疫情助攻下，也為低迷的投資市場帶來強心針。[79]

### 技術分析：

1. 股價呈現上升趨勢，成交量逐漸增加，技術指標 SMA、EMA、RSI、MACD 表現穩定，MACD Histogram 為正值。
2. 價格與成交量呈現正向相關，隨著價格上升，成交量增大，技術指標支持股價上漲趨勢。
3. 預測股價可能繼續上漲，建議考慮多頭交易，即買進持有股票。
4. 預測支持多頭交易的決策，趨勢向上，多項指標顯示股價有進一步上漲潛力，投資者可考慮參與多頭交易。

### (3) 網路上的財經新聞(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

2023 年對台積電股民來說是大豐收！和去年相比，今年暴漲逾 8 成，總市值從 15.38 兆元飆升至 27.87 兆元，創下收盤首度破千元的歷史新高。隨著市值一年暴增 12.49 兆元，140 萬名股東平均財富增加 892 萬元。台積電今日（31）日以 1075 元作收，雖然終場下跌 15 元，跌幅 1.38%，但和歷年相比，不僅首度突破千元大關，

創下封關價歷史最高，回顧今年全年表現，股價從去年封關價的 593 元大漲 482 元，漲幅高達 81.3%。[81]

#### (4) Llama3 輸出結果：

然而，投資股市存在風險，投資者應該謹慎評估自身風險承受能力，並考慮分散投資以降低風險。建議在進行交易時，密切關注市場動態，隨時調整投資策略。

市場分析總結：

根據新聞文章 1，黃金價格上升，引發網購潮，且硬黃金耐磨、精緻輕巧，但不易修理。新聞文章 2 提到台積電新任副總裁加入，可能受到美中貿易戰影響。新聞文章 3 則指出生技股受到關注，巴菲特加碼生技股，生技產業受到疫情影響。

投資風險提醒：

黃金價格受全球經濟和政治因素影響，投資需謹慎。台積電受美中貿易戰影響，風險較高。生技股受疫情影響，市場波動較大，投資風險較高。

具體操作建議：

考慮市場趨勢向上，建議投資者可以考慮多頭交易，即買進持有黃金、台積電等股票，以及生技股。然而，投資股市存在風險，投資者應該謹慎評估自身風險承受能力，並考慮分散投資以降低風險。建議在進行交易時，密切關注市場動態，隨時調整投資策略。投資者應該保持警惕，避免盲目跟隨市場熱點，做好風險管理，確保投資安全。

#### (5) 情感分析結果：

	輸入文章	網路上的財經新聞	Llama3 輸出結果
情感分析結果 (使用 GPT-3.5-Turbo 分析)	建議買進	建議賣出	中立

#### (6) 我的觀察：

可以看到與前一個案例相同，本案例的輸入文章的三篇新聞文章參考到一樣的新聞文章，在其他驗證資料的部分也常常出現這三篇新聞文章，因此 Llama3 的輸出也都相似，雖然新聞部份都相同，但他們還是有不同的技術分析文章，在這個案例的技術分析文章提到”股價呈現上升趨勢”有對應到 Llama3 的輸出”市場趨勢向上”，可以看到 Llama3 有根據輸入內容去產生分析報告，而在新聞都相同的部分則是因為 CNNAE 的過擬合因此在驗證資料方面的特徵提取能力很差

導致系統無法正確取得好的歷史向量，如圖三十五藍色部分為歷史向量紅色部分為驗證向量，可以發現驗證向量大幅偏移歷史向量所在的空間，導致 KNN 取得最接近的向量新聞大多都會取得相似位置的資料。在情感分析部分看到輸入文章的情感與 Llama3 輸出結果的情感不同，在兩個部份的文章中都有提到上升趨勢或是多頭等等字眼但在 Llama3 的輸出結果卻被 GPT-3.5-Turbo 判斷成中立，這方面可以判斷成是 GPT-3.5-Turbo 判斷錯誤。

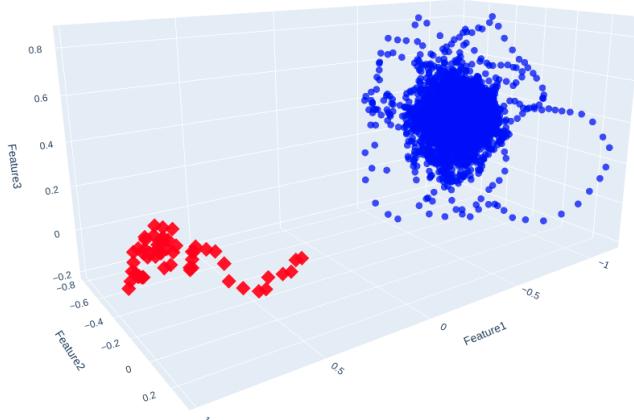


圖 三十五、台積電 CNNAE 歷史向量(藍色)與驗證向量(紅色)

### 5.7.3 聯發科

案例一：

- (1) 執行預測日期: 2025-01-09
- (2) 輸入文章(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

新聞文章 1：

聯發科最廣為人知的是天璣旗艦 5G 系列產品，最新推出的產品系列包括 Filogic、Kompanio 和 Genio。Filogic 代表著無線連網平台，Kompanio 則是邊緣運算平台，而 Genio 則是智慧物聯網平台。聯發科的新產品系列都有其獨特的命名方式和所代表的意義，展現了聯發科在不同領域的技術實力和創新能力。除此之外，聯發科也積極發展 5G Beyond 系列產品，強調非手機應用的 5G 產品，並計

畫在不同市場推出。[82]

新聞文章 2：

達發科技將以每股 650 元登錄興櫃，有望成為新任興櫃股王，打破興櫃 IPO 發行金額紀錄。公司主要提供藍牙無線音頻系統解決方案等產品，客戶包括蘋果、SONY 等全球品牌大廠。去年營收達 117.4 億元，年增 20.33%，稅後淨利 19.37 億元，年成長 82.44%。[83]

新聞文章 3：

采鈺（6789）在 6/20 至 6/22 辦理公開申購活動，共吸引近 20 萬投資人參與抽籤，中籤率為 1.88%。抽中者以 23 日的收盤價 354.5 元和承銷價 290 元計算，一張股票可賺取約 6.4 萬元。采鈺是台積電的合作夥伴，設立於 2003 年，是全球影像感測元件服務市場的領導者，主要從事相關製程生產與服務。公司在 2022 年第一季營收達 22.96 億元，稅後淨利 5.23 億元，每股盈餘 1.78 元，年增率分別達 38.92%、41.49% 及 40.16%。[84]

技術分析：

1. 交易模式呈現價格穩定且交易量逐漸減少，均線顯示平穩趨勢，RSI 低位，MACD 持續負向，可能下跌風險。
2. 成交量下降、價格範圍縮小顯示市場動能下降，MACD 和 MACD Histogram 持續負向，預示持續下跌趨勢，價格跌破 SMA、EMA 可能接近支撐位。
3. 預測收盤價呈現下跌趨勢，建議觀望或輕倉操作，考慮支撐位進行部分回補，但需謹慎，技術指標顯示下跌風險。
4. 預測收盤價低於現價，支持觀望或短做，等待反彈信號或技術指標轉向再考慮多頭操作，建議保持警惕面對可能的下行風險。

(3) 網路上的財經新聞(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

專家指出，今日台股主要受到籌碼鬆動影響，外資昨日大量買入金融股支撐指數，使得今日轉而賣出金融股並回補權值股，導致金融

股整體下跌。雖然金融股去年盈利創新高，但12月獲利表現欠佳，多家金控公司公布的12月營收均較前11個月衰退，造成金融股股價下滑。以國泰金為例，旗下國泰人壽在12月遭遇匯損，單月虧損高達36億元，導致金控整體稅後虧損達19億元，成為金融股今日股價下跌的主要原因。<sup>[85]</sup>

#### (4) Llama3 輸出結果:

市場分析總結：

根據技術分析，目前市場呈現下跌趨勢，成交量下降且價格範圍縮小，MACD和MACD Histogram持續負向，預示持續下跌趨勢。建議投資者保持警惕，觀望市場動向，避免盲目進行交易。考慮支撐位進行部分回補，但需謹慎操作，技術指標顯示下跌風險。

投資風險提醒：

市場呈現下跌趨勢，技術指標顯示下跌風險，投資者應保持警惕，避免盲目進行交易。考慮市場動向和技術指標，建議觀望或輕倉操作，謹慎進行部分回補。投資風險可能增加，建議保持謹慎態度，避免過度風險暴露。

具體操作建議：

考慮市場動向和技術指標，建議投資者保持觀望態度，避免盲目進行交易。可以考慮部分回補，但需謹慎操作，避免過度風險暴露。建議保持警惕，等待反彈信號或技術指標轉向再考慮多頭操作。總的來說，建議保持謹慎態度，避免過度風險暴露。

#### (5) 情感分析結果:

	輸入文章	網路上的財經新聞	Llama3 輸出結果
情感分析結果 (使用 GPT-3.5-Turbo 分析)	建議賣出	建議賣出	建議賣出

#### (6) 我的觀察:

這裡的情感分析結果呈現全部一致且如圖三十六所示預測日期後幾天的市場走勢為下跌，但也可以發現到輸入文章的新聞資訊並沒有出現在Llama3的輸出結果中，僅參考到技術分析的部分，及網路上的財經新聞可能主旨跟聯發科無關但提到聯發科的關鍵字就會被錯誤的參考進來。



圖 三十六、聯發科技技術分析圖

#### 案例二：

- (1) 執行預測日期: 2025-02-03
- (2) 輸入文章(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

新聞文章 1：

聯發科最廣為人知的天璣旗艦 5G 系列產品是以北斗七星之一的「天璣星」命名，新產品包括「Filogic、Kompanio、Genio」等系列品牌，各自具有特殊含義。Filogic 代表無線連網平台，Kompanio 則是邊緣運算平台，而 Genio 則是智慧物連網平台。聯發科 5G Beyond 系列則專注於非手機應用的 5G 產品，包括 5G 數據機、車聯網產品等，展示了聯發科在不同領域的產品布局。[82]

新聞文章 2：

達發科技將以每股 650 元登錄興櫃，有望超越穎崴在 2019 年的記錄，成為新任興櫃股王。達發科技主要專攻藍牙晶片，提供無線及寬頻通訊的系統及晶片解決方案，客戶包括蘋果、SONY、JBL、小米、Garmin 等全球知名品牌。去年達發科技營收達 117.4 億元，年增 20.33%，稅後淨利 19.37 億元，年成長 82.44%，每股盈餘 15.79 元。<sup>[83]</sup>

### 新聞文章 3：

台積電小金雞采鈺 (6789) 06/20~06/22 辦理公開申購，吸引 19.6 萬名投資人抽籤，中籤率 1.88%，以 23 日收盤股價 354.5 元、承銷價 290 計算，抽中一張約可賺到 6.4 萬元。采鈺本次辦理公開申購，承銷張數為 3,700 張、承銷價 290 元，因溢價差近 10 萬元，且為台積電合作夥伴，吸引大量投資人參與。采鈺成立於 92 年，目前為台積電子公司，主要從事影像感測元件服務，111 年第 1 季營收 22.96 億元、稅後淨利 5.23 億元。<sup>[84]</sup>

### 技術分析：

1. 交易模式價格波動大，開盤和收盤價差異明顯，成交量略有波動但整體穩定。SMA 和 EMA 呈緩慢增長，RSI 在超買區域但穩定，MACD 逐漸縮小。
2. 價格波動、成交量和技術指標呈正相關。價格上漲時成交量增加，SMA 和 EMA 也上升。RSI、MACD 等指標反映價格趨勢。
3. 預測收盤價走勢短期看好，建議買入。SMA 和 EMA 表現穩健，預測價高於當前價位，但 RSI 接近超買區，需注意風險。
4. 預測支持買入，因近期價格向上趨勢，技術指標暗示可能繼續上漲。支持位高於當前價，建議設止損以控制風險。

### (3) 網路上的財經新聞(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

#### 第一篇：

台股受到中美貿易戰的影響，今日早盤大跌千點。然而，IC 設計大廠聯發科在美系外資的青睞下，股價反而上漲，因為外資認為 DeepSeek 有望為 AI 手機帶來突破性應用，可能引發 AI 手機換機潮。美系外資分析指出，DeepSeek 的崛起將對中國 AI 產業產生深遠影響，尤其在邊緣 AI 應用方面。相較於其他半導體類股，聯發

科被認為是相對安全的投資選擇。此外，美系外資預估，中國手機供應鏈將受惠於補貼條款，對聯發科有利。他們預期聯發科首季營收季減僅 3%，並且毛利率維持在 48%左右，因此給予買進評等，目標價 1688 元。[86]

## 第二篇：

台股今日開盤受到中國 AI 大型語言模型「DeepSeek」的崛起以及川普祭出關稅戰的雙重衝擊，指數早盤大跌千點至最低的 22,502.2 點，主要權值股普遍走低；不過，聯發科卻逆勢走揚，攻上新高價 1,525 元。在全球半導體產業格局轉變的環境下，聯發科因為被外資看好，認為 DeepSeek 有機會帶來 AI 手機的新趨勢，對於未來營收有信心。因此，外資指出，除了聯發科外，近期半導體類股也可能因中國政策或供應鏈問題而受到影響，而聯發科今日股價強漲，收盤上漲 2.39% 至 1,500 元。[87]

### (4) Llama3 輸出結果:

投資風險提醒：價格波動大，需注意市場波動和個人風險。

總結：根據技術分析，價格趨勢為下跌(down)，建議投資者保守操作。市場波動大，需注意風險控制，建議設止損以保護投資本金。投資風險提醒：價格波動大，需注意市場波動和個人風險。建議投資者謹慎操作，避免盲目跟隨市場情緒。

### (5) 情感分析結果:

	輸入文章	網路上的財經新聞	Llama3 輸出結果
情感分析結果 (使用 GPT-3.5-Turbo 分析)	建議買進	第一篇:建議買進 第二篇:建議買進	建議買進

### (6) 我的觀察:

輸入文章的技術分析與實際價格走勢矛盾，輸入文章的技術分析文章內有“收盤價走勢短期看好，建議買入”及“預測支持買入，因近期價格向上趨勢，技術指標暗示可能繼續上漲”這些正向語句，但實際上該資料的短期未來走勢為下跌，為使用 GPT-3.5-Turbo 產生技術分析文章時的錯誤判斷。Llama3 輸出結果部分也有錯誤判斷，例如分析結果文章提到“價格趨勢為下跌”，但在 GPT-3.5-Turbo 的判斷下卻成了正向的結果。

#### 5.7.4 小結

在對 Llama3 模型生成之財務分析報告進行質化檢視後，發現數個關鍵問題，這些問題影響了系統輸出的準確性、相關性與實用價值。總體而言，模型的表現受到上游資料品質、模型本身對特定資訊的偏好，以及後續分析工具的精準度等多重因素的制約。茲將主要問題歸納並詳述如下：

##### (1) 輸入新聞與分析關聯性薄弱，模型傾向忽略或誤用

一個普遍的現象是，系統提取出的新聞文章，其主旨與目標股票的關聯性經常不足。這些文章可能僅因包含股票關鍵字（如「鴻海」、「台積電」）而被選入，但其核心內容卻是關於總體經濟、政治情勢、其他產業動態或人物專訪。

###### A. 表面上的「忽略」行為源於訓練資料的風格偏誤：

在多數案例中（如鴻海案例一、聯發科案例一），我們觀察到 Llama3 的輸出報告幾乎完全基於輸入的「技術分析」部分，而對於同期輸入的新聞文章則很少採納。然而，這並非 Llama3 在推理當下展現出的「判斷力」，而是一種在微調（Fine-tuning）階段被固化的行為模式。

問題的根源在於，用於微調的問答（QA）資料集，其「答案」本身就存在顯著的內容偏誤。這些答案是由一個代理分析師（GPT-3.5-Turbo）生成的，在指示其「整合三篇新聞與一篇技術分析」時，GPT-3.5-Turbo 產出的分析報告絕大多數都顯著地偏重於技術分析的內容，而極少參考或融入新聞資訊。

因此，Llama3 在學習過程中，實質上是「模仿」了 GPT-3.5-Turbo 的這種報告風格。它學到了一個「標準答案」的樣板，即優先複述與總結技術分析，而非深入挖掘新聞的潛在價值。這雖然在表面上達成了「過濾掉部分無關新聞」的客觀效果，但也從根本上限制了模型的分析維度，使其無法實現從多元資訊中提取洞見的設計初衷。

###### B. 模型誤用無關新聞：

在某些情況下，模型會嘗試整合這些不相關的新聞，反而導致分析失焦。如 台積電案例一 所示，輸入的新聞包含黃金投資與生技產業，Llama3 的報告中竟也建議投資者「考慮投資黃金、台積電和生技股」，這對於尋求台積電個股投資建議的使用者而言，是一個混亂且無效的資訊。

###### C. 問題根源：

此問題部分源於 CNNAE 模型在特徵提取上的過擬合。從 台積電案例

二的向量空間分佈圖（圖三十五）可見，驗證資料的向量（紅色）大幅偏離歷史資料向量（藍色）的聚集空間。這導致 KNN 算法在尋找最鄰近向量時，頻繁選取到內容相似但與當前預測日期無關的舊新聞，造成輸入資料的品質低落與重複性高，從根本上限制了 Llama3 的分析基礎。

## (2) GPT-3.5-Turbo 情感分析的準確性存疑，導致評估失準

本研究使用 GPT-3.5-Turbo 對輸入資料及 Llama3 輸出結果進行情感分析，藉以量化評估模型表現。然而，質化分析顯示 GPT-3.5-Turbo 在此任務中頻繁出現誤判，嚴重影響了評估結果的可靠性。

### A. 明顯的判讀矛盾：

在鴻海案例一 中，Llama3 的輸出包含「考慮空單」、「市場相對疲弱」等明確的負面訊號，但 GPT-3.5-Turbo 却將其情感判斷為「中立」，顯然未能捕捉到文本中的看跌意涵。

在台積電案例二 中，輸入文章的技術分析明確建議「考慮多頭交易」，情感應為正向，但 Llama3 的輸出結果卻被 GPT-3.5-Turbo 判斷為「中立」。

更為極端的例子出現在聯發科案例二，Llama3 的報告明確指出「價格趨勢為下跌(down)」，GPT-3.5-Turbo 竟將其判斷為「建議買進」的正面情感，構成完全相反的解讀。

### B. 對評估的影響：

這些誤判使得自動化的情感分析結果與實際文本意涵脫鉤。當用於評估 Llama3 是否正確學習到輸入文章的情感時，一個錯誤的標籤（無論是來自輸入端還是輸出端）都會導致對模型能力的錯誤評估。因此，單純依賴 GPT-3.5-Turbo 的情感分析分數來衡量系統成效是不可靠的。

## (3) Llama3 對不同資訊來源的權重處理不均，過度依賴技術分析

綜合所有案例來看，Llama3 在生成報告時，絕大多數情況下給予「技術分析」文本最高的權重，而「新聞文章」與「網路財經新聞」則次之，甚至完全被忽略。

### A. 讚為技術分析的摘要器：

在 鴻海案例一 和 聯發科案例一 中，Llama3 的輸出幾乎是技術分析部分的摘要和複述。模型並未嘗試將技術指標與新聞事件或市場情緒進行交叉分析，以提供更全面的觀點。這使其角色從一個「多元資訊整合分析模型」

降級為一個「技術分析摘要生成器」，未能發揮大型語言模型的推理與整合優勢。

### C. 潛在的偏好性問題：

鴻海案例二 顯示，當網路新聞（高盛報告）與網友意見（PTT 討論）出現分歧時，系統（或上游的 GPT-3.5-Turbo 摘要）可能更傾向於採納權威機構的觀點，即便後續市場走勢證明該觀點是錯誤的。這暴露了模型在處理衝突資訊時可能存在的潛在偏見。

#### (4) 建議缺乏具體性與可操作性

許多 Llama3 的輸出報告，雖然結論的情感方向（如看漲或看跌）可能與輸入資料一致，但其給出的建議卻充滿了模糊且通用的「免責聲明式」語言。

### A. 案例證據：

在鴻海案例一中，輸出是「市場波動性高，操作需謹慎，建議控制風險」、「保持冷靜，不要被市場情緒左右」。在 聯發科案例一 中，則是「建議投資者保持警惕，觀望市場動向」。

### B. 問題分析：

這些建議適用於幾乎任何時間點的任何股票，對於期望獲得針對性策略的用戶來說，價值非常有限。一個更理想的 AI 分析師，應當能基於輸入的技術分析（如支撐位、壓力位）和新聞事件，給出更具體的建議，例如：「鑑於 RSI 指標已處於超賣區，且股價接近 XX 元的關鍵支撐位，建議可考慮輕倉試多，並將停損點設於 XX 元以下。」而目前的輸出顯然缺乏這種深度和可操作性。

總結而言，Llama3 在本次研究的框架下，其輸出品質受到「輸入端（新聞篩選不佳）」、「模型端（資訊整合能力有限）」與「評估端（情感分析工具不可靠）」三重挑戰。未來的優化方向應著重於改善新聞篩選的相關性，透過更有效的微調（Fine-tuning）策略提升模型整合多元資訊、辨識潛在語意的能力，並尋找或開發更精準的自動化評估工具。

#### (5) 「基準真相」的不可靠性：以網路新聞作為 Ground Truth 的方法論缺陷

本研究原先設計使用即時的網路財經新聞情感作為「基準真相」(Ground Truth)，用以衡量 Llama3 分析結果是否貼近市場的真實情緒。然而，深入

分析案例後發現，這種評估方法本身存在根本性的方法論缺陷，因為新聞情緒不等於、甚至時常背離市場的最終走向。

「鴻海案例二」是闡釋此問題的最佳例證。在該案例中：

- A. Llama3 的結論：基於其收到的看跌技術分析輸入，建議「做空」。(情感：賣出)
- B. 當日的「Ground Truth」：高盛發布利多報告，看好鴻海。(情感：買進)
- C. 實際的市場後續走勢：股價在之後數日連續下跌（如圖三十四所示）。

在此案例中，一個極具諷刺性的結果出現了：Llama3 的分析結論反而比我們設定的「Ground Truth」更能預測真實的短期價格趨勢。

這個矛盾揭示了一個核心問題：單一的財經新聞（即使是來自高盛等權威機構）或網路社群的普遍情緒，本質上是高度不穩定且充滿雜訊的，它們可以是市場的催化劑，也可能是誤導性的煙霧彈（例如「利多出盡」的賣點）。將其作為衡量模型正確與否的「標準答案」是極為不可靠的。

這導致我們的評估系統陷入兩難：

- (1) 當 Llama3 的結論與新聞情緒一致時，我們無法確定這是有效的分析還是純屬巧合。
- B. 當 Llama3 的結論與新聞情緒不一致時（如鴻海案例二），我們也無法斷定是 Llama3 的分析有誤，還是它正確地抵抗了市場的雜訊。

這個矛盾的結果，也凸顯了本研究在評估方法上的一項內在限制。由於研究資源與範疇的緣故，本研究採用網路新聞情感作為一個簡化的、可量化的評估基準(Ground Truth)。然而，正如鴻海案例所示，此方法確實存在其可預見的缺陷新聞情感並不能完全代表或預測市場的真實反應。

一個更為嚴謹與理想的評估流程，應當導入由金融領域專家進行的人工評估，或是建立專門的量化回測模型，直接比對預測趨勢與未來一段時間內的實際股價走勢與投資報酬率。

因此，本節指出的「Ground Truth 不可靠」現象，應被視為在當前研究設計下的一個已知限制，並明確了未來若要建構更具實用價值的 AI 投資顧問系統，建立一套客觀且穩健的自動化評估機制將是至關重要的環節。

好的，您提供的這兩點澄清非常關鍵，它們將問題的歸因從「Llama3 模型本身」轉移到了「上游的資料生成模組」。這是一個更精確、也更符合實際

情況的診斷。

#### (6) 上游資料生成的不一致性：技術分析報告的內部矛盾

在某些案例中，我們觀察到 Llama3 的最終輸出與其輸入資訊的整體情感基調完全相悖，此現象乍看之下類似模型的「幻覺」(Hallucination)。然而，深入追溯後發現，問題的根源很可能並非出在 Llama3 的邏輯推理，而是來自更上游的資料生成環節。

「聯發科案例二」是此問題的典型。該案例的輸入技術分析摘要為「短期看好，建議買入」，但 Llama3 的結論卻是「價格趨勢為下跌(down)」。此處的矛盾，極大可能是源於產生這份「技術分析報告」的 GPT-3.5-Turbo 模型。在系統設計中，是由 GPT-3.5-Turbo 讀取歷史股價數據後生成分析報告，但這個過程本身並不可靠，其判斷可能不夠準確。

因此，當 Llama3 接收到這樣一份本身就充滿矛盾或潛在錯誤的報告時，其看似「幻覺」的輸出，更可能是它選擇性地採納了報告中隱含的負面詞句，從而得出了與摘要相反的結論。

這揭示了一個「垃圾進，垃圾出」(Garbage In, Garbage Out) 的典型問題：當系統中一個關鍵的上游模組（此處為技術分析產生器）的品質不穩定時，下游的 Llama3 無論多麼強大，也難以產出可靠、一致的分析，進而嚴重影響了整個系統的可信度。

總結而言，本研究框架下的 Llama3 投資分析系統，其表現受到從前端到後端、環環相扣的多重挑戰所制約。問題不僅僅是單一模型的優劣，而是一個系統性的困境：

- (1) 輸入與訓練的雙重缺陷：系統的起點就存在問題。前端的 CNNAE 模型因過擬合，導致篩選出的歷史新聞時常與分析目標無關；而用於微調 Llama3 的 QA 資料集，因其由偏好技術分析的 GPT-3.5-Turbo 生成，導致 Llama3 被「訓練」成一個傾向忽略新聞資訊、過度依賴技術分析的模型。這從根本上限制了其進行多元資訊整合分析的能力。
- (2) 上游模組的品質不穩定：系統中的關鍵上游環節，如由 GPT-3.5-Turbo 負責的「技術分析報告生成」，其本身就存在不準確與內部邏輯矛盾的風險。這造成了「垃圾進，垃圾出」的窘境，即便 Llama3 本身沒有問題，也無法在充滿謬誤的輸入基礎上產出可靠的結論。
- (3) 評估方法的內在限制：研究採用的評估體系也面臨挑戰。一方面，用於情感分析的 GPT-3.5-Turbo 工具被證實頻繁誤判，使其量化評估結果的可信度存疑；另一方面，將「網路新聞情感」作為 Ground Truth 的

方法，也被證實過於簡化且不可靠，因為新聞情緒時常與真實市場走向脫鉤。

綜合來看，未來的優化方向必須是系統性的。除了改善新聞篩選的相關性，更關鍵的是確保上游各資料生成模組（如技術分析、微調資料集）的品質與一致性。同時，必須建立更穩健的評估標準，例如導入專家評分或與真實股價走勢進行量化回測，而非依賴有瑕疵的自動化工具與不穩定的新聞情緒。唯有如此，才能建構出一個真正具備實用價值的 AI 投資分析系統。

## 第六章 結論與未來研究建議

本研究成功設計並實作了一套整合深度學習模型與大型語言模型（LLM）的智慧型股票投資問答系統。此系統透過分析時間序列模型之潛在參數，並結合對應之歷史新聞資訊，最終利用大型語言模型生成具備可解釋性的投資分析報告。本章將總結研究的主要貢獻，並針對目前研究的限制提出未來可能的研究方向。

### 6.1 結論

本研究的主要貢獻與發現可歸納為以下三點：**透過可解釋性建議提升使用者信任**：傳統的深度學習預測模型常被視為「黑箱」，其預測結果僅為數值或單一信號，使用者難以理解其決策依據。本研究提出的系統框架，透過 K-最近鄰演算法在潛在特徵空間中尋找相似歷史情境，並提取對應的技術分析報告與新聞事件，最終由大型語言模型（Llama3）整合成人類可讀的分析報告。此方法不僅提供了明確的買賣建議，更闡述了系統判斷背後的依據與邏輯，有助於提升使用者對系統的信任感與接受度，降低因盲目依賴模型而產生的投資風險。**以大型語言模型實現分析自動化與即時性**：本研究證實，利用大型語言模型對預測模型（如 LSTM、CNN-AutoEncoder）的隱藏層參數與輸出變化進行自動化理解與分析，展現出極高的應用潛力。此方法成功地將傳統流程中需要金融專家介入解讀與撰寫報告的環節自動化，不僅能有效降低對專業人力的高度依賴與相關成本，更關鍵的是，它能將系統反應時間從數分鐘甚至數小時，縮短至即時回應，極大化了智慧投資決策系統在實務應用中的效率與價值。**提出整合時序模型與語言模型之新穎分析框架**：本研究提出了一個結合時間序列模型（LSTM）與大型語言模型（Llama3）的新穎方法，用於進行潛在參數的分析與解釋。此框架不僅限於單一金融商品的價格預測，其核心思想將量化模型的抽象特徵轉化為文本脈絡，再由語言模型進行深度語義融合與生成具備良好的擴展性。未來可將此框架拓展至其他金融商品（如期貨、選擇權）、風險預警系統、或是企業財務報告分析等領域，展現了廣泛的實務應用潛力。

### 6.2 未來研究建議

儘管本研究已達成預期目標，但正如第五章質化討論所揭示，系統在輸入資料品質、模型整合能力與評估方法上，仍存在系統性的挑戰。茲針對這些不足之處，提出未來可行的研究方向：

**強化上游資料品質與生成模組之穩健性**：為解決「垃圾進，垃圾出」的根本

問題，未來研究應優先強化系統前端的資料處理與生成環節。**提升新聞篩選之相關性**：目前基於 CNN-AutoEncoder 與 KNN 的新聞篩選機制存在過擬合問題，導致所選新聞與分析目標關聯性薄弱。未來可改採基於語義相似度的檢索模型（如 Sentence-BERT）或主題模型（Topic Modeling），確保提取出的新聞事件與當前市場狀態高度相關。**確保中介資料生成之一致性**：研究發現，由 GPT-3.5-Turbo 生成的技術分析報告與微調資料集存在邏輯矛盾與風格偏誤。未來應改善此環節，例如採用更強大的模型（如 GPT-4）進行生成，或設計更嚴謹的提示詞工程與驗證規則，確保輸入至下游 Llama3 的資料具備高度的準確性與一致性。**擴展多元資料來源**：除了現有的價量與新聞資料，可引入更多非結構化與半結構化資料來源，例如上市公司財報（基本面）、法人研究報告、社群媒體輿情（情緒面）等，以建構更全面的分析視角。**優化大型語言模型之整合能力與建立可靠評估框架**：為提升最終報告的品質與可信度，需從模型微調與評估方法兩方面著手。**改進微調策略與導入更大規模模型**：目前模型過度依賴技術分析，未能有效整合新聞資訊。未來除了可導入 Llama 3 70B 等更大規模模型以增強其推理解能力外，更應設計新的微調策略，訓練模型學會批判性地權衡不同來源的資訊，而非僅是模仿訓練資料的表面風格。**建立穩健的自動化評估框架**：本研究已證實，依賴另一語言模型進行情感分析，或將不穩定的新聞情緒作為「基準真相」，均非可靠的評估方法。未來研究的關鍵挑戰在於建立更客觀的評估體系，可行的方向包含：**量化回測**：將模型生成的投資建議轉化為具體交易訊號，進行歷史回測，以實際的投資報酬率、夏普值等指標評估其成效。**專家評分**：建立由金融領域專家組成的評估小組，對生成報告的邏輯性、洞察力與可操作性進行人工評分。**多維度指標**：開發超越單純情感分類的評估指標，例如衡量報告的事實準確性、建議的具體程度等。

## 參考文獻

- [1] G. S. Atsalakis and K. P. Valavanis, "Surveying stock market forecasting techniques - Part II: Soft computing methods," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 3, pp. 5932-5941, 2009.
- [2] S. Bai, J. Z. Kolter, and V. Koltun, "An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling," *arXiv preprint arXiv:1803.01271*, 2018.
- [3] W. Bao and A. Datta, "Transformers in finance: A survey," *Journal of Financial Data Science*, vol. 6, no. 1, pp. 173-199, 2024.
- [4] M. A. Bautista, R. P. Arched, and J. C. Ventura, "A deep learning approach for forecasting stock market prices using a limit order book," in *Proc. ACM Int. Conf. Proceeding Series*, 2017.
- [5] Y. Bengio, P. Simard, and P. Frasconi, "Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, no. 2, pp. 157-166, 1994.
- [6] J. Bollen, H. Mao, and X. Zeng, "Twitter mood predicts the stock market," *Journal of Computational Science*, vol. 2, no. 1, pp. 1-8, 2011.
- [7] T. Bollerslev, "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity," *Journal of Econometrics*, vol. 31, no. 3, pp. 307-327, 1986.
- [8] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2015.
- [9] Y. Chen, W. Cheng, D. Zhai, C. J. Hsieh, and W. M. Hwu, "A Gated and Direct-fusing Network for financial prediction from multimodal data," in *Proc. IEEE Int. Conf. Big Data (Big Data)*, pp. 1146-1155, 2021.
- [10] E. Chong, C. K. Ch'ng, and M. Liu, "Deep learning networks for stock market analysis and prediction: A survey of the literature," *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, vol. 4, no. 4, pp. 629-642, 2017.
- [11] R. Cont, "Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical models," *Quantitative Finance*, vol. 1, no. 2, pp. 223-236, 2001.
- [12] W. F. De Bondt and R. Thaler, "Does the stock market overreact?," *The Journal of Finance*, vol. 40, no. 3, pp. 793-805, 1985.
- [13] D. Ding, M. Zhang, and B. Liu, "A deep learning-based stock trading system using a transformer network," in *Proc. IEEE Int. Conf. Big Data (Big Data)*, pp. 3415-3420, 2020.
- [14] X. Ding, Y. Zhang, T. Liu, and J. Duan, "Using structured events to predict stock price movement: An empirical investigation," in *Proc. Conf. Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 1415-1425, 2014.

- [15] F. Doshi-Velez and B. Kim, "Towards a Rigorous Science of Interpretable Machine Learning," *arXiv preprint arXiv:1702.08608*, 2017.
- [16] J. L. Elman, "Finding structure in time," *Cognitive Science*, vol. 14, no. 2, pp. 179-211, 1990.
- [17] R. F. Engle, "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation," *Econometrica*, vol. 50, no. 4, pp. 987-1007, 1982.
- [18] E. F. Fama, "Efficient capital markets: A review of theory and empirical work," *The Journal of Finance*, vol. 25, no. 2, pp. 383-417, 1970.
- [19] E. F. Fama and K. R. French, "The cross-section of expected stock returns," *The Journal of Finance*, vol. 47, no. 2, pp. 427-465, 1992.
- [20] T. Fischer and C. Krauss, "Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions," *European Journal of Operational Research*, vol. 270, no. 2, pp. 654-669, 2018.
- [21] J. Gao, P. Li, and Z. Chen, "A survey on deep learning for multimodal data fusion," *Neural Computation*, vol. 32, no. 5, pp. 1247-1294, 2020.
- [22] L. R. Glosten, R. Jagannathan, and D. E. Runkle, "On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks," *The Journal of Finance*, vol. 48, no. 5, pp. 1779-1801, 1993.
- [23] S. Gu, B. Kelly, and D. Xiu, "Autoencoder asset pricing models," *Journal of Econometrics*, vol. 222, no. 1, pp. 429-450, 2021.
- [24] H. Gunduz, G. Tirkes, and A. Fenercioglu, "An efficient stock market prediction model using hybrid feature sets," *Soft Computing*, vol. 25, no. 13, pp. 8873-8891, 2021.
- [25] B. E. Hansen, "A test for superior predictive ability," *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 23, no. 4, pp. 365-380, 2005.
- [26] J. Heaton, N. Polson, and J. Witte, "Deep learning for finance: deep portfolios," *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, vol. 33, no. 1, pp. 3-12, 2017.
- [27] G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov, "Reducing the dimensionality of data with neural networks," *Science*, vol. 313, no. 5786, pp. 504-507, 2006.
- [28] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 1997.
- [29] T. Kim and H. Y. Kim, "Forecasting stock prices with a feature fusion LSTM-CNN model," *Expert Systems with Applications*, vol. 132, pp. 127-138, 2019.
- [30] S. Kiranyaz, O. Avci, O. Abdeljaber, T. Ince, M. Gabouj, and D. J. Inman, "1D convolutional neural networks and applications: A survey," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 151, Art. no. 107398, 2021.

- [31] P. Lewis, E. Perez, A. Piktus, F. Petroni, V. Karpukhin, N. Goyal, H. Küttler, M. Lewis, W.-t. Yih, T. Rocktäschel, S. Riedel, and D. Kiela, "Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 33, pp. 9459-9474, 2020.
- [32] X. Li, H. Xie, L. Chen, J. Wang, and X. Deng, "News impact on stock price return via sentiment analysis," *Knowledge-Based Systems*, vol. 69, pp. 14-23, 2014.
- [33] Y. Li, R. Ma, L. Si, and R. Yan, "Stock price prediction via discovering multi-frequency trading patterns and involving multi-level investor sentiment," in *Proc. 29th ACM Int. Conf. Information & Knowledge Management (CIKM)*, pp. 2481-2488, 2020.
- [34] B. Lim, S. Ö. Arik, N. Loeff, and T. Pfister, "Temporal Fusion Transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting," *International Journal of Forecasting*, vol. 37, no. 4, pp. 1748-1764, 2021.
- [35] T. Lin, Y. Wang, X. Liu, and X. Qiu, "A Multi-modal Transformer for Stock Price Prediction," in *Proc. 29th Int. Conf. Computational Linguistics*, pp. 4566-4576, 2022.
- [36] Z. Liu, J. Wang, and F. Li, "HATS: A Hierarchical Attention-based Model for Stock Prediction using Social Media," in *Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1-8, 2021.
- [37] Q. Ma, J. Zheng, S. Li, and G. W. Cottrell, "Learning deep representation for time series clustering," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 33, no. 4, pp. 1307-1320, 2021.
- [38] P. Malhotra, L. Vig, G. Shroff, and P. Agarwal, "Long short-term memory networks for anomaly detection in time series," in *Proc. 23rd European Symp. Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning (ESANN)*, 2015.
- [39] J. J. Murphy, *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*. New York, NY, USA: New York Institute of Finance, 1999.
- [40] D. B. Nelson, "Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach," *Econometrica*, vol. 59, no. 2, pp. 347-370, 1991.
- [41] D. Obradovic and P. D'Urso, "A new k-NN approach for robust clustering of multivariate time series," *Statistical Analysis and Data Mining: The ASA Data Science Journal*, vol. 10, no. 6, pp. 374-386, 2017.
- [42] M. Oh and J. Yun, "Fault detection and diagnosis of rotating machinery using one-dimensional convolutional autoencoder," in *Proc. IEEE Int. Conf. Big Data (Big Data)*, pp. 3087-3093, 2018.

- [43] P. F. Pai and C. S. Lin, "A hybrid ARIMA and support vector machines model in stock price forecasting," *Omega*, vol. 33, no. 6, pp. 497-505, 2005.
- [44] C. Park, D. Kim, and H. Kim, "Time-series anomaly detection using a convolutional autoencoder," in *Proc. Int. Conf. Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, pp. 1159-1161, 2020.
- [45] M. Sakurada and T. Yairi, "Anomaly detection using autoencoders with nonlinear dimensionality reduction," in *Proc. MLSDA 2nd Workshop on Machine Learning for Sensory Data Analysis*, pp. 4-11, 2014.
- [46] M. Schuster and K. K. Paliwal, "Bidirectional recurrent neural networks," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, no. 11, pp. 2673-2681, 1997.
- [47] O. B. Sezer, M. U. Gudelek, and A. M. Ozbayoglu, "Financial time series forecasting with deep learning: A systematic literature review: 2005-2019," *Applied Soft Computing*, vol. 90, Art. no. 106181, 2020.
- [48] D. Shah, H. Isah, and F. Zulkernine, "Stock market analysis: A review and taxonomy of prediction techniques," *International Journal of Financial Studies*, vol. 11, no. 1, Art. no. 2, 2022.
- [49] G. Shao, "Prediction of Stock Prices Based on the LSTM Model," *2023 International Conference on Financial Innovation and Economic Development (ICFIED)*, Atlantis Press, pp. 300-304, 2023.
- [50] R. J. Shiller, "Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends?," *The American Economic Review*, vol. 71, no. 3, pp. 421-436, 1981.
- [51] S. Siami-Namini, N. Tavakoli, and A. S. Namin, "A comparison of ARIMA and LSTM in forecasting time series," in *Proc. 17th IEEE Int. Conf. Machine Learning and Applications (ICMLA)*, pp. 944-951, 2018.
- [52] H. C. So and H. Hwon, "Stock price prediction using deep learning and sentiment analysis," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, vol. 11, pp. 5357-5369, 2020.
- [53] M. Soleymani, D. Garcia, B. Jou, B. Schuller, S. F. Chang, and M. Pantic, "A survey of multimodal sentiment analysis," *Image and Vision Computing*, vol. 65, pp. 3-14, 2017.
- [54] C. Takahashi, Y. Chen, and K. Tanaka-Ishii, "Modeling the covariance matrix of stocks with a transformer," in *Proc. 2nd ACM Int. Conf. Al in Finance*, pp. 1-8, 2021.
- [55] P. C. Tetlock, "Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market," *The Journal of Finance*, vol. 62, no. 3, pp. 1139-1168, 2007.
- [56] R. S. Tsay, *Analysis of Financial Time Series*, 3rd ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2010.

- [57] L. van der Maaten and G. Hinton, "Visualizing data using t-SNE," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 9, no. 11, pp. 2579-2605, 2008.
- [58] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, and Ł. Kaiser, "Attention is all you need," in *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, vol. 30, pp. 5998-6008, 2017.
- [59] P. Vincent, H. Larochelle, Y. Bengio, and P. A. Manzagol, "Extracting and composing robust features with denoising autoencoders," in *Proc. 25th Int. Conf. Machine Learning*, pp. 1096-1103, 2008.
- [60] S. Wu, O. Irsoy, S. Lu, V. Dabrowski, M. Dredze, S. Gehrmann, P. Kambadur, D. Rosenberg, and G. Mann, "BloombergGPT: A Large Language Model for Finance," *arXiv preprint arXiv:2303.17564*, 2023.
- [61] C. Xie, P. Zhang, M. You, and X. Luo, "Stock price prediction using LSTM and extreme gradient boosting," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 123547-123557, 2019.
- [62] L. Ye and E. Keogh, "Time series shapelets: a new primitive for data mining," in *Proc. 15th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 947-956, 2009.
- [63] H. Yang, X.-Y. Liu, and C. D. Wang, "FinGPT: Open-Source Financial Large Language Models," *arXiv preprint arXiv:2306.06031*, 2023.
- [64] G. Yoon, I. S. Ha, and J. Lee, "Stock price fluctuation prediction using CNN and Autoencoder," in *Proc. Int. Conf. Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAICC)*, pp. 531-534, 2019.
- [65] G. P. Zhang, "Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model," *Neurocomputing*, vol. 50, pp. 159-175, 2003.
- [66] J. Zhang, X. Li, and S. Kiranyaz, "A survey on deep learning for financial time series forecasting," *Applied Soft Computing*, vol. 95, Art. no. 106554, 2020.
- [67] H. Zhou, S. Zhang, J. Peng, S. Zhang, J. Li, H. Xiong, and W. Zhang, "Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting," in *Proc. AAAI Conf. Artificial Intelligence*, vol. 35, no. 12, pp. 11106-11115, 2021.
- [68] "鴻海 4500 億買百萬機器人 概念股發燒," 非凡新聞, Aug. 25, 2011.  
[Online]. Available: <https://news.ustv.com.tw/newsdetail/20110825A118>
- [69] "鴻海代工的軟銀機器人 Pepper 為何走向停產之路?," 財訊, Jul. 12, 2021.  
[Online]. Available: <https://www.wealth.com.tw/articles/def51186-aadc-46fe-8a50-aef0fb26c288>
- [70] 馬自明, "許啟智： 買對老闆也要買對產業公司前景不佳跌破淨值也不能買," 財訊, Jul. 14, 2011. [Online]. Available: <https://www.wealth.com.tw/articles/5c503811-b472-4f1b-97ba-7d3a537b5fa9>
- [71] 何亞軒, "大逃殺輪到誰？外資狂賣「這 1 類股」它遭倒破 6 萬張鴻海收紅仍遭砍…網哀：真的完蛋," Yahoo 奇摩股市, Dec. 17, 2024. [Online].

- Available: <https://tw.stock.yahoo.com/news/大逃殺輪到誰-外資狂賣-這1類股-它遭倒破6萬張-鴻海收紅仍遭砍-123000285.html>
- [72] 紀淑芳, "馬英九噓聲中就任第二任總統！財訊最新民調》滿意度不到兩成，六成二對他沒信心," 財訊, May. 8, 2012. [Online]. Available: <https://www.wealth.com.tw/articles/cc0abe59-e08c-46c0-8968-411551be8522>
- [73] 蔡靚萱, "種樹賺錢救地球也救荷包詩人、官員、企業家都憑「木」而富," 財訊, Apr. 1, 2012. [Online]. Available: <https://www.wealth.com.tw/articles/133a024b-4fba-4b78-80b5-318e11034a1c>
- [74] 楊森, "懷念財經奇人邱永漢趨勢的先行者，經濟的實踐家," 財訊, May. 22, 2012. [Online]. Available: <https://www.wealth.com.tw/articles/e1b5de75-bbf8-45ae-bcfe-e4c9d01fc4d1>
- [75] 東森財經, "高盛喊鴻海上看263！他也堅信會創高過來人曝慘痛教訓," Yahoo 奇摩股市, Jan. 9, 2025. [Online]. Available: <https://tw.stock.yahoo.com/news/%E9%AB%98%E7%9B%9B%E5%96%8A%E9%B4%BB%E6%B5%B7%E4%B8%8A%E7%9C%8B263-%E4%BB%96%E4%B9%9F%E5%A0%85%E4%BF%A1%E6%9C%83%E5%89%B5%E9%AB%98-%E9%81%8E%E4%BE%86%E4%BA%BA%E6%9B%9D%E6%85%98%E7%97%9B%E6%95%99%E8%A8%93-042300313.html>
- [76] 蔡昀庭, "鴻海最新目標價出爐！高盛給予「買進」評等網：「這時機」才會漲," Yahoo 奇摩股市, Jan. 9, 2025. [Online]. Available: <https://tw.stock.yahoo.com/news/鴻海最新目標價出爐-高盛給予-買進-評等網-093000696.html>
- [77] 東森財經新聞, "黃金掀網購潮揭「硬黃金／軟黃金」差別," Yahoo 奇摩股市, Mar. 11, 2020. [Online]. Available: <https://tw.stock.yahoo.com/news/%E9%BB%83%E9%87%91%E6%8E%80%E7%B6%B2%E8%B3%BC%E6%BD%AE-%E6%8F%AD-%E7%A1%AC%E9%BB%83%E9%87%91-%E8%BB%9F%E9%BB%83%E9%87%91-%E5%B7%AE%E5%88%A5-140400338.html>
- [78] 王穎芝, "新新聞》緩衝華為制裁危機，克利夫蘭為台積電與華府間搭橋," 風傳媒, Mar. 11, 2020. [Online]. Available: <https://www.storm.mg/article/2390168>
- [79] 東森財經新聞, "股神巴菲特加碼生技類股群益NBI生技人氣夯," Yahoo 奇摩股市, Mar. 12, 2020. [Online]. Available: <https://tw.stock.yahoo.com/news/%E8%82%A1%E7%A5%9E%E5%B7%B4%E8%8F%B2%E7%89%B9%E5%8A%A0%E7%A2%BC%E7%94%9F%E6%8A%80%E9%A1%9E%E8%82%A1->

- %E7%BE%A4%E7%9B%8Anbi%E7%94%9F%E6%8A%80%E4%BA%BA%  
E6%B0%A3%E5%A4%AF-073000639.html
- [80] 東森財經, "蘋果 M5 傳量產！採台積電 N3P 製程「這 2 台廠」也受惠," Yahoo 奇摩股市, Feb. 5, 2025. [Online]. Available:  
<https://tw.stock.yahoo.com/news/%E8%98%8B%E6%9E%9Cm5%E5%82%B3%E9%87%8F%E7%94%A2-%E6%8E%A1%E5%8F%B0%E7%A9%8D%E9%9B%BBn3p%E8%A3%BD%E7%A8%8B-%E9%80%992%E5%8F%B0%E5%BB%A0-%E4%B9%9F%E5%8F%97%E6%83%A0-030700125.html>
- [81] 陳依旻, "你有賺到嗎？台積電 1 年市值大增 12.49 兆...140 萬股東平均財富增 892 萬元," Yahoo 奇摩股市, Dec. 31, 2024. [Online]. Available:  
<https://tw.stock.yahoo.com/news/%E4%BD%A0%E6%9C%89%E8%B3%BA%E5%88%B0%E5%97%8E%EF%BC%9F%E5%8F%B0%E7%A9%8D%E9%9B%BB1%E5%B9%B4%E5%B8%82%E5%80%BC%E5%A4%A7%E5%A2%9E1249%E5%85%86140%E8%90%AC%E8%82%A1%E6%9D%B1%E5%B9%B3%E5%9D%87%E8%B2%A1%E5%AF%8C%E5%A2%9E892%E8%90%AC%E5%85%83-095241962.html>
- [82] 張家豪, "【聯發科 5G 布陣 2】天璣？Filogic？聯發科產品命名有玄機！," Yahoo 奇摩股市, Jun. 21, 2022. [Online]. Available:  
<https://tw.stock.yahoo.com/news/%E3%80%90%E8%81%AF%E7%99%BC%E7%A7%91-5-g%E5%B8%83%E9%99%A3-2-%E3%80%91%E5%A4%A9%E7%92%A3%EF%BC%9F-filogic%EF%BC%9F%E8%81%AF%E7%99%BC%E7%A7%91%E7%94%A2-%E5%93%81%E5%91%BD%E5%90%8D%E6%9C%89%E7%8E%84%E6%A9%9F%EF%BC%81-023016769.html>
- [83] 高兆麟, "也是股王！聯發科小金雞達發 22 日登錄興櫃 每股 650 元創掛牌新高," ETtoday 新聞雲, Jun. 19, 2022. [Online]. Available:  
<https://finance.ettoday.net/news/2276222>
- [84] 李瑞瑾, "紅包縮水！采鈺吸引近 20 萬人抽籤 抽中一張現賺 6.4 萬元," Yahoo 奇摩股市, Jun. 23, 2022. [Online]. Available:  
<https://tw.stock.yahoo.com/news/%E9%87%87%E9%88%BA%E5%90%B8%E5%BC%95%E8%BF%91-20-%E8%90%AC%E4%BA%BA%E6%8A%BD%E7%B1%A4-%E4%B8%AD%E7%B1%A4%E7%8E%87-188-%E3%80%81%E7%8F%BE%E8%B3%BA-64-%E8%90%AC%E5%85%83-072438914.html>
- [85] 王詩婷, "【Hot 台股】「大樹帶金金下去探親」網喊今日殺金日…專家：籌碼鬆動," Yahoo 奇摩股市, Jan. 9, 2025. [Online]. Available:

- <https://tw.stock.yahoo.com/news/%E3%80%90hot%E5%8F%B0%E8%82%A1%E3%80%91%E3%80%8C%E5%A4%A7%E6%A8%B9%E5%B8%B6%E9%87%91%E9%87%91%E4%B8%8B%E5%8E%BB%E6%8E%A2%E8%A6%A%A%E3%80%8D-%E7%B6%B2%E5%96%8A%E4%BB%8A%E6%97%A5%E6%AE%BA%E9%87%91%E6%97%A5%E5%B0%88%E5%AE%B6%EF%BC%9A%E7%B1%8C%E7%A2%BC%E9%AC%86%E5%8B%95-044203774.html>
- [86] 馮萱榕, "外資暴砍 744 億元史上第 8 大！分析師示警：美股修正影響加劇," Yahoo 奇摩股市, Feb. 3, 2025. [Online]. Available: <https://tw.stock.yahoo.com/news/%E5%A4%96%E8%B3%87%E6%9A%B4%E7%A0%8D744%E5%84%84%E5%85%83%E5%8F%B2%E4%B8%8A%E7%AC%AC%E5%A4%A7%EF%BC%81%E5%88%86%E6%9E%90%E5%B8%AB%E7%A4%BA%E8%AD%A6%EF%BC%9A%E7%BE%8E%E8%82%A1%E4%BF%AE%E6%AD%A3%E5%BD%B1%E9%9F%BF%E5%8A%A0%E5%8A%87-074211680.html>
- [87] 高兆麟, "台股狂殺千點 聯發科獲美系外資力挺逆勢創天價," ETtoday 財經雲, Feb. 3, 2025. [Online]. Available: <https://finance.ettoday.net/news/2901970>
- [88] 鄭婷方, "遠見／讓蔡明介最頭痛的對手—李力游," ETtoday 新聞雲, Jul. 29, 2015. [Online]. Available: <https://finance.ettoday.net/news/531031>
- [89] 中央社財經, "聯發科跌 3 天 蔡明介身價少 25 億," Yahoo 奇摩股市, Aug. 4, 2015. [Online]. Available: <https://tw.stock.yahoo.com/news/%E8%81%AF%E7%99%BC%E7%A7%91%E8%B7%8C3%E5%A4%A9-%E8%94%A1%E6%98%8E%E4%BB%8B%E8%BA%AB%E5%83%B9%E5%B0%9125%E5%84%84-055725816.html>
- [90] 定錨投資隨筆, "「紅色供應鏈」向台灣宣戰," SayDigi | 點子科技生活, Jul. 7, 2015. [Online]. Available: <https://www.saydigi.com/2015/07/redway.html>

## 附錄

以下把原文的部分用斜體來表示

鴻海驗證資料：

執行預測日期: 2024-12-17

原始文章:

新聞文章 1：

字級：

A+

/

A-

電子代工業，面臨薪資高漲，以及嚴重缺工等問題，代工龍頭廠鴻海，因此準備要耗資 4,500 億，購買 100 萬台機器人取代不足的人力，這也讓機器人商機浮出檯面，而工研院機械所，研發機器人的腳步更是積極，今天亮相一款智慧型機器人，具有攝影機掃描眼睛，可以判斷是否缺料，發現問題會停止作業，亮紅燈警示，短短一分鐘，可以拆卸或組裝一台手機。

看機器人用真空吸管，努力吸起每一個手機零組件，快速靈活組裝，10 幾個零件一會兒，就成了一台完整手機，就算一天 24 小時工作，也不會喊累，( )，仔細看看這一款智慧型機器人，前面有個黑黑方框，是它的眼睛掃描攝影機，透過電腦設定，可以判斷是否缺料，發現問題會，還會停止作業，亮紅燈警示，難怪就連鴻海都難以，抵抗它的魅力，未來還要耗資 4500 億，採購 100 萬台機器人大軍。

*Michelle~助人為快樂之本*一點也沒錯說(下午 03:37):，VCR( )，目前像這樣一台機器人，市價大約 60 萬元，工研院預估導入國產化後，價格還可以更便宜，VCR( )，機器人市場商機龐大，受惠產業鏈，從上游零組件如，生產馬達的台達電，而在工業電腦深耕多年的研華，也有規模效益，和技術優勢，而隨機械手臂訂單，出貨水漲船高，設備廠盟立也將受惠，鴻海機器人概念股發燒，只是當機器人，大量取代人力後，恐怕失業率，也將隨之而來。[68]

新聞文章 2：

財訊商城

講座 / 課程

訂閱電子報

會員中心

登出

財經

政經

金融圈

科技

地產

生醫

國際

企業

財經指標

投資

財經茶水間

投資理財

基金報報

藝術投資

生活

健康醫療

美食旅遊

品味人生

老謝財經茶水間

都更全通

New

獨家專訪賴清德

訂閱雜誌

全站搜尋

為提供您更多優質的內容，本網站使用 *cookies* 分析技術。若繼續閱覽本網站內容，即表示您同意我們使用 *cookies*，關於更多 *cookies* 以及相關政策更新資訊請閱讀我們的 [隱私權政策](#)。

我知道了

HOT

個資被看光？

無人機進軍國際

財訊週年慶

政經

沒在怕的啦！楊志良人生最高境界：娶有錢老婆，自己當左派！

2011/07/20

08:00

文 /

紀淑芳

▲前衛生署長楊志良。（圖／陳俊松攝）

分享

分享

分享

複製連結

前衛生署長楊志良最近出書「拚公義」，不改他在署長任內的快嘴風格，對著白色巨塔連番掃射，只差沒把醫界這巨塔屋頂給掀了，他當真啥米都「沒在怕」？

「楊志良就像是榴槤，喜歡吃的人奉它為人間美味，卻也有人見了它掩鼻就逃，」一位醫藥線資深記者如此形容他。不管你喜不喜歡，這陣子攤開媒體，大概都很難不聞到楊氏榴槤撲鼻。

下台後炮火更猛烈

在楊志良新書《拚公義，沒有好走的路》裡，劈頭第一章就直衝長庚而來。書中引用《財訊》雙週刊在五月下旬登載的一篇文章——〈吳德朗槓楊志良：出一張嘴，讓別人去死！〉，對於文中長庚醫院最高顧問吳德朗受訪時，反駁楊批評財團法人醫院是血汗醫院、大醫院都在軍備競賽等言論，楊志良不僅立刻投書媒體批吳的觀念「謬誤可悲」，更在新書裡花了不少篇幅「回敬」吳德朗；甚至，楊志良在接受《財訊》專訪時，順便教訓起記者：「《財訊》替他寫那樣的文字，是恥辱……。」

楊志良當初至少點名三家醫院——長庚、彰基、中國醫大附醫把盈餘當軍備競賽，「為什麼後來單挑長庚？」記者問。

楊志良說：「我知道只針對長庚，也不一定完全公平，但它是最重要的指標，領導人怎麼可以把醫院跟企業相比；企業也講究社會責任，郭董（指鴻海董事長郭台銘）幾個跳（指員工跳樓）就受不了，吳德朗是醫院協會的理事長，還在跟郭台銘類比，簡直受不了！」「我完全同意（軍備競賽）沒有違法，但是這樣做，違反財團法人的精神，這就是可議嘛！」

一場公共論戰，意外演成楊、吳兩大老隔空鬥嘴，據稱吳德朗私下「氣死了」，但卸任後火力更猛的楊志良如同一串已經被點燃的鞭炮，劈哩啪啦只

能等他放完。

「他忘記自己曾是主管機關當事人，真要細究起來，同樣難逃監督之責。」一位醫改人士如此評論；「他忽略了手段的人性。」一位昔日部屬這麼看老長官；「楊志良仇醫！」網路上醫聲論壇裡一堆白袍醫師們談起楊大炮滿肚子火氣；一位醫界也算大炮級人士說：「台灣出現巨無霸醫院已經是條不歸路，因為錢都投資下去了，楊志良此時出手已難挽狂瀾。」對榴槤「過敏」的人，顯然不少。

試著揣摩楊志良的心境：今年六十五歲的他，剛剛當過中華民國最高醫療主管機關的首長，夫復何求？即使得罪一拖拉庫白色巨塔的醫生，卸任後依然可以回鍋亞洲大學安穩任教（亞大「關係醫院」中醫大亦被楊點名批判），已臻「不忮不求」的人生境界，可以理解，他啥米都「沒在怕」的啦！

況且，這條楊志良走了幾十年的公共衛生之路，曾經孤獨寂寥、人煙稀少，嗓門太大了說不定還會折射出回音；他自喻是「被政府資源回收」當上署長，但在那之後，楊志良開始享受這輩子遇見過最大支的麥克風，任他暢所欲言。只是，不知不覺中，這條路也逐漸走成一條被他通了高壓電流的「單行道」，別人只能「有耳無嘴」、誤觸者非死即傷。

自信，讓楊志良什麼都敢講，包括不為人知的「理財祕辛」。他在書中透露，上任署長的前一晚，他想起自己手上有一批一家醫療器材公司的未上市股票，政風室建議最好利益迴避。他於是打了電話給亞洲大學及中醫大董事長蔡長海，請他幫忙，「蔡董」也很阿莎力應允全部買下。（不知兩人是否都忘了，楊上任後彼此將是主管機關與被管轄單位的關係。）

很道德 底線自己定

卸任後，「蔡長海很好心的把這支股利很高的股票又賣回給我（編按：原價），我真的非常感謝他」。「我自認署長任內，在用人用錢方面，都沒有可非議之處，來時乾淨，走時亦乾淨，」楊志良自己這麼下結論。他心中的道德線，也是自己說了算。

即使本身是衛生醫療專業，楊志良除了對稅制很有想法，提出建言，對政治也有一番驚世見解，不輸名嘴。例如，他建議「藍綠兩陣營分手吧！」主張以濁水溪為界，把台灣分成南北兩國，不設海關，國防共用，稅則各抽各的。他的「兩國論」是這般面貌：一邊歡迎大陸學生來台，

一邊不准；一邊允許進口美牛，一邊不能；一邊打預防針，一邊不打……。另外，他把沒有醫德的人醫比喻成獸醫，讓「躺著也中槍」的獸醫氣得嘆嘆跳，遲遲等不到楊大炮的道歉。

楊志良自認是從小貧窮的成長過程，養成他的社會主義思想，以及天不怕地不怕的個性。

但其實，楊志良師大衛生教育系出身、再考台大公衛所、其後赴美留學的「混種」背景，在講究血統純正的醫界生態池裡，或許也激發楊志良的反差個性；他曾形容自己在台大任職期間「充分領教到純種台大人鼻孔朝天的氣焰」，而他自己則是「爭氣的混種樣板」，先後當過台大公衛所最年輕所長等職。他期許自己當公衛界的唐吉訶德。

「他比前署長葉金川還殺！」醫改人士說。如果外界不健忘，當年葉金川怒罵女學生「不要臉」、回嗆和他政策辯論的老師「還輪不到他！」葉金川「不玩我最大」的個性，和楊志良任內辭職三次也很有拚。有趣的是，葉金川還是楊志良的推薦人之一。

#### 立場可以、嘴上不能妥協

楊志良透露，前年初他們幾位好友聚會，葉金川問下一任署長會是誰，那時候大家都指向楊志良。好友間的玩笑話，後來竟「一語成讖」。儘管楊志良自認「葉金川跟馬英九總統有更好的 connection（關係），最起碼其他閣員可以對他更尊重一點。」但是楊志良動輒揚言辭職，恐怕最教馬總統和行政院長吳敦義「沒齒難忘」。

楊志良曾經自嘲：「寧可戰死沙場，也不可在薇閣的床上往生！」當初，這位人氣署長屢屢以烏紗帽做賭注，力推健保費率調整、二代健保修法，不可不謂相當善用心理學，逼著政客們「因恐懼而進化」；就這點，歷史肯定會記上一筆。然而，二代健保的修法充滿政治妥協，例如推翻規畫多年的以家戶總所得計算保費的設計，不少人也質疑這位英雄署長沒有站穩立場。

奇妙的是，儘管外界總以為子彈是不長眼睛，但楊大炮出書不僅稱許「馬總統超級認真」，還「敬佩吳院長的聰明與用功」。記者問他，當初不是因為卡卡院長不支持健保費率調整案，揚言要辭，他臧否人物時怎沒「比照辦理」？楊志良笑笑說：「第一點，他曾是我直屬長官；第二點，不管是真心還是怎麼樣，到後來他對我滿挺的。至於二代健保吳

揆沒有太多介入，都是總統。」由此印證，白目署長也並非外界想的「殺無赦」。

楊志良以公義使者自居，以中間偏左立場自豪，也引來醫界人士不少調侃，一位醫界大老就開玩笑：「一個人的人生最高境界，就是娶到有錢人家的女兒當老婆，然後自己當個大左派。」事實上，啥米都敢講敢嗆的楊志良，談到家事、財產，大聲公立刻變身蛤仔嘴。

### 一億身價卻說很窮

楊志良當年受教於被譽為台灣公衛之父的陳拱北門下，陳拱北不僅是他口中對他影響最大的人物之一，透過陳拱北介紹，楊志良還娶了陳拱北外甥女、世家出身的李嬌鶴，也算「內外雙修」。

根據署長任內的財產申報資料，楊家光動產即超過一億元，若加計位於北市、新北市、台中縣、台南市等地多筆土地及房屋，是名副其實的億萬富翁。李嬌鶴是退休老師，從她持有股票、基金的多元程度，堪稱積極型投資人，「她有錢，我很窮」，這是楊志良「家庭篇」的官方定調。但無論如何，有這樣一位讓楊志良無後顧之憂的賢內助，楊大炮就算得罪全天下的人，也真的是沒在怕的啦！

### 延伸閱讀：

吳德朗槓楊志良：出一張嘴，讓別人去死！ 專訪台灣醫院協會理事長

關鍵字：

你可能還想看

立院通過！每年多放「5天國定假」下半年請假攻略看過來

2025/05/09

「還假於民」三讀通過確定多5天假！產業界批：勿再增加企業負擔

2025/05/09

確定了！立院三讀通過國定假日多4+1天 下半年多教師節等3天

2025/05/09

母親節前夕調查揭露：70%職場女性未申請家庭照顧假 最大壓力來自「上班顧家兩頭燒」

2025/05/09

周天瑋：我們應該如何評價川普百日政績？

2025/05/09

談新台幣匯率結巴心虛？楊金龍：口才不好，但央行聲明絕無說謊

2025/05/08

熱門文章

賴清德獨家專訪 2》川普最在意貿易逆差 賴清德推「台灣加一」全球布局：我們是棋手，不是棋子

中鼎爆 196 億帳款危機！財報科目悄變惹議 信託存股員工成重災區  
才宣布要退休…美媒爆巴菲特重押這檔 帳上虧逾 1,900 億

中鼎為何陷入 196 億呆帳危機？解開四大疑點，還原績優生踩雷始末  
美商務部長再點名台灣！半導體關稅若照「此模式」恐重創晶片供應鏈  
最新文章

鴻海法說登場、美中會談將釋出什麼消息？本週投資人得留意這 3 件事

半導體正接近川普談判第四步 李鎮宇：應掌握美英協議是「地板參考值」、美  
中談判是「全球天花板」的關稅條件

93% 的人做不到！有錢人靠 4 個好習慣「白手起家致富」

美財長釋重磅訊號：加密幣或成美債 2 兆美元新金主！

美商務部長再點名台灣！半導體關稅若照「此模式」恐重創晶片供應鏈  
科技

陳美琪點燃太空夢！全額贊助雲科大挑戰美國 SVAC 實踐企業永續、為南部學  
子開路

徐挺耀：關稅大刀沒砍的美國強項

Siri 被控竊聽私人對話！蘋果挨告願支付「10 位數天價和解金」

林百里重返母校台大開講！直言 AI 將超越人腦 公開分享 3 本 AI 時代必讀書

格棋化合物半導體榮獲第 23 屆金峰獎雙料肯定  
財經

財經指標

企業

國際

生醫

地產  
科技  
金融圈  
政經  
投資  
藝術投資  
基金報報  
投資理財  
財經茶水間  
生活  
品味人生  
美食旅遊  
健康醫療  
老謝財經茶水間  
都更全通  
獨家專訪賴清德  
財訊商城  
訂閱電子報  
聯絡我們  
講座／課程  
常見問題  
立法院議事線上直播  
關於財訊  
會員權益  
隱私權政策  
會員服務條款  
交易服務條款

104408 台北市南京東路一段 52 號 7 樓 | (02) 25512561 #224-226 服務時  
間：週一～週五 09:00-17:30  
財信雜誌社 ©2021 WEALTH MAGAZINE All Rights Reserved. [69]

新聞文章 3：

財訊商城  
講座 / 課程  
訂閱電子報  
會員中心  
登出  
財經

政經  
金融圈  
科技  
地產  
生醫  
國際  
企業  
財經指標  
投資  
財經茶水間  
投資理財  
基金報報  
藝術投資  
生活  
健康醫療  
美食旅遊  
品味人生  
老謝財經茶水間  
都更全都通

New  
獨家專訪賴清德  
訂閱雜誌  
全站搜尋

為提供您更多優質的內容，本網站使用 *cookies* 分析技術。若繼續閱覽本網站內容，即表示您同意我們使用 *cookies*，關於更多 *cookies* 以及相關政策更新資訊請閱讀我們的 [隱私權政策](#)。

我知道了

HOT

個資被看光？

無人機進軍國際

財訊週年慶

投資理財

許啟智：買對老闆 也要買對產業 公司前景不佳 跌破淨值也不能買

2011/07/15

08:00

文 /

馬自明

許啟智：買對老闆 也要買對產業 公司前景不佳 跌破淨值也不能買

分享  
分享  
分享  
複製連結

你要花多久時間存下一百萬元？許啟智只花了三年。現在是財經名作家的他，其實也曾經在股市跌過跤，他怎麼捲土重來，在股市創造財富？

財經節目固定來賓、財經作家、資深媒體人，還有股市達人……，說起這些頭銜，你會想起誰？答案是許啟智。許啟智曾經在金融業打滾過，也曾經是財經媒體的記者。工作初期，月薪只有 26000 元的他，只花了三年就存到他的第一桶金（100 萬元）。靠著這桶金，他買房、投資股市，把一桶金，變成十桶金。現在，許啟智的身影頻頻出現在財經節目，談論理財之道。本刊也特地專訪他，分享錢滾錢的祕訣。

### 先學賺錢和存錢

想投資股市，第一桶金不可或缺。但許啟智坦言，現在年輕人想存第一桶金，真是越來越困難，所以他認為，年輕人一定要想辦法把自己的專業發揮到最大，創造自己的第二份、甚至第三份收入。許啟智舉例，他的姪女除擁有正職外，她還考上不動產經紀人證照，租給其他房地產公司，每個月多出 7000 多元的收入。他自己當記者的時候，不但有底薪，還加班寫稿，稿費就成為他第二筆收入來源。因此，許啟智建議年輕人，要存第一桶金，就得加緊充實自己，具金融背景的可以多考證照、資訊背景的可以幫人修電腦、英文好的也可以當家教，無論如何，就是要找出另外一種賺錢的管道，才能快速累積財富。

### 跟對老闆，富一輩子

存錢這段時間，不論是不是金融背景，都該好好充實財經知識。然而，當真正跨入投資，買股票，有什麼致勝的祕訣呢？許啟智說，如果想投資股市，「跟對老闆」是首要之務。所謂「跟對老闆」，其實代表兩個面向。首先，老闆要是對的人。許啟智說，市場上不難發現一些企業看來業績慘澹，但經老闆積極整頓後成為好公司，從報章雜誌，還有公司發布的重大訊息，你都可以觀察到老闆有沒有認真做事，踏實經營。其次，跟對老闆還得產業要對。許啟智表示，碰上不對的產業，老闆再厲害也不見得有用，因此選擇標的時，你必須思考這產業成長性在哪？企業的競爭優勢在哪？看不出來，那就趕快打消投資的念頭。舉例來

說，許啟智認為 DRAM 和面板產業前景不明，雖然股價都在低檔，除非出現強勁的生態扭轉，或找到另外一條產業出路，否則都還是不具投資吸引力。而傳產股如水泥、汽車股等，雖也曾經經歷過低潮，但出現中國市場的成長契機，業績都出現爆發性成長，帶動股價上揚。許啟智強調，股價高低，不是衡量是否投資一間企業最主要的考量。產業不對，就算股價跌破每股淨值，也不適合投資，但是產業符合大趨勢，只要還具成長性，股價就算高於淨值數倍，都還有投資的價值。

別跟別人比，做好自己的股票！

投資最怕和別人比較，許啟智說，看到別人買的股票股價扶搖直上，自己買的股票股價卻不動如山，總令人感到不是滋味，忍不住賣掉手上的股票，去買別人的股票，但這樣一來，往往套在高點。「時間到了，總會輪到你！」許啟智表示，先要花 99% 時間，去選好股，就算股價一時不如預期，但時間總會證明一切。

2009 年時，許啟智看到景氣復甦，出國人數增加，油價又在低檔，決定投資航空股，但當時航空股不但沒人看好，而且虧損連連，他買進後兩個月，股價也始終在低檔徘徊，等了快一年，航空股果然因業績利多開始噴出。所以許啟智表示，不用理會別人買什麼股票，專心研究、投資自己的股票就好。他也認為，好股票不用多，只要投資一到兩檔就可以，只要方向看對，每一檔長抱 1 到 2 年，想賺進 5 成到 1 倍以上，不是那麼遙不可及。這是許啟智投資 20 年來的股市智慧，讓他不但成為知名理財專家，也讓他賺進富足的人生。你準備好第一桶金了嗎？跟著股市達人的撇步，你也有機會滾出自己的第 10 桶金！

關鍵字：

你可能還想看

鴻海法說登場、美中會談將釋出什麼消息？本週投資人得留意這 3 件事

2025/05/11

93% 的人做不到！有錢人靠 4 個好習慣「白手起家致富」

2025/05/09

美財長釋重磅訊號：加密幣或成美債 2 兆美元新金主！

2025/05/09

量子運算成市場新寵兒！仁寶、鴻海、廣達 3 大廠布局一表看

2025/05/09

印巴開戰 受惠、受害股大盤點 1 族群急單可能擴大

2025/05/09

才宣布要退休…美媒爆巴菲特重押這檔 帳上虧逾 1,900 億

2025/05/09

熱門文章

賴清德獨家專訪 2》川普最在意貿易逆差 賴清德推「台灣加一」全球布局：我們是棋手，不是棋子

中鼎爆 196 億帳款危機！財報科目悄變惹議 信託存股員工成重災區

才宣布要退休…美媒爆巴菲特重押這檔 帳上虧逾 1,900 億

中鼎為何陷入 196 億呆帳危機？解開四大疑點，還原績優生踩雷始末

美商務部長再點名台灣！半導體關稅若照「此模式」恐重創晶片供應鏈

最新文章

鴻海法說登場、美中會談將釋出什麼消息？本週投資人得留意這 3 件事

半導體正接近川普談判第四步 李鎮宇：應掌握美英協議是「地板參考值」、美中談判是「全球天花板」的關稅條件

93%的人做不到！有錢人靠 4 個好習慣「白手起家致富」

美財長釋重磅訊號：加密幣或成美債 2 兆美元新金主！

美商務部長再點名台灣！半導體關稅若照「此模式」恐重創晶片供應鏈  
科技

陳美琪點燃太空夢！全額贊助雲科大挑戰美國 SVAC 實踐企業永續、為南部學子開路

徐挺耀：關稅大刀沒砍的美國強項

Siri 被控竊聽私人對話！蘋果挨告願支付「10 位數天價和解金」

林百里重返母校台大開講！直言 AI 將超越人腦 公開分享 3 本 AI 時代必讀書

格棋化合物半導體榮獲第 23 屆金峰獎雙料肯定  
財經

財經指標

企業

國際

生醫

地產  
科技  
金融圈  
政經  
投資  
藝術投資  
基金報報  
投資理財  
財經茶水間  
生活  
品味人生  
美食旅遊  
健康醫療  
老謝財經茶水間  
都更全通  
獨家專訪賴清德  
財訊商城  
訂閱電子報  
聯絡我們  
講座／課程  
常見問題  
立法院議事線上直播  
關於財訊  
會員權益  
隱私權政策  
會員服務條款  
交易服務條款

104408 台北市南京東路一段 52 號 7 樓 / (02) 25512561 #224-226 服務時  
間：週一～週五 09:00-17:30  
財信雜誌社 ©2021 WEALTH MAGAZINE All Rights Reserved. [70]

#### 技術分析：

這個交易模式的特徵是價格整體較為穩定，且在一個緊縮的價格區間內波動。成交量相對較高，顯示市場活躍度。技術指標顯示市場相對疲弱，RSI 偏向超賣區，MACD 整體走低。

價格、成交量與技術指標顯示，市場壓力較大，多數指標呈現弱勢。預測收盤價較低，顯示可能還有下跌空間。建議在短期不宜入場，若持有應設定嚴

格止損點。如欲操作，可考慮空單或觀望。

預測收盤價支持這個交易決策，因為價格走勢相對疲弱，技術指標顯示弱勢信號，預測收盤價低於現價，建議採取謹慎態度。

輸入文章(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):

新聞文章 1：

電子代工業面臨薪資高漲和缺工問題，鴻海計劃購買 100 萬台機器人取代人力，工研院研發的智慧型機器人可判斷缺料並停止作業，市場商機龐大，價格預估可降至 60 萬元，機器人將取代部分人力，引發失業問題。[68]

新聞文章 2：

前衛生署長楊志良最近出書「拚公義」，繼續展現其快嘴風格，對醫療界發表大膽言論。楊志良指責部分大醫院將盈餘視為軍備競賽，引發公共論戰，其中包括打嘴砲對吳德朗，陷入楊、吳兩大老的對立。儘管引發爭議，楊志良仍堅持自己的立場和理念，並揭露自己的理財祕辛。他自認是公義使者，選擇站在中間偏左的立場，並以娶有錢老婆而自己成為左派為人生最高境界。楊志良的勇於言論和堅持立場，引發外界討論。[69]

新聞文章 3：

許啟智指出，要存下第一桶金，年輕人應該尋找另外一種賺錢的管道，充實自己的能力來創造第二、第三份收入。他強調在投資股市時，要選擇「跟對老闆」，即選擇對的公司和產業。許啟智建議投資者要專心研究並投資自己的股票，不用比較他人的投資，選對方向，專注長期持有股票來賺取成長，這是他 20 年來的投資智慧。[70]

技術分析：

該交易模式特徵：

- 價格整體較為穩定，在價格區間內波動。
- 成交量相對較高，顯示市場活躍。
- 技術指標呈現市場相對疲弱，RSI 超賣，MACD 走低。

市場分析及建議：

- 市場壓力大，多數指標呈現弱勢。
- 預測收盤價可能下跌，建議短期不宜入場，持有者設定嚴格止損點。

- 考慮空單或觀望，預測收盤價支持這個交易決策。

### Llama3 輸出結果：

投資風險提醒：市場波動性高，操作需謹慎，建議控制風險。

綜合以上分析，建議投資者保持謹慎態度，避免短期入場，考慮空單或觀望。由於市場相對疲弱，投資風險較高，建議設定嚴格止損點，控制風險。投資者應注意市場波動性，謹慎操作。最重要的是，保持冷靜，不要被市場情緒左右，做出明智的投資決策。

### 台積電驗證資料：

執行預測日期: 2024-12-18

原始文章:

新聞文章 1：

黃金掀網購潮 揭「硬黃金／軟黃金」差別

在這波疫情之下，黃金價格直線上升讓不少大媽搶賣換線，在小幅回貶到 1652 美元後仍然掀起一波「購金潮」，但其實買黃金還有軟硬之分，差別在哪裡、怎麼挑，來看專家怎麼說！

東森財經記者洪珮瑜：「黃金價格一度衝上每盎司 1700 美元，現在價格稍稍回貶，約落在每盎司 1652 美元，不少大媽都要搶來拋售換現，不過現在特別的是，連買氣詢問度也增 2 成。」精緻雕工細小花瓣點綴，眼前這套新人詢問度最高，一週就來了 7-8 組問價，疫情帶動黃金熱，小資族也掀起網購潮。

▼其實黃金還有軟硬之分。（圖／東森新聞資料畫面）

新北市金銀珠寶公會理事長鄭玉柱：「只要款式好看，幾千塊，一千多塊 兩千多塊，五千多塊 一萬多塊，下單下的很快，有時候我們品牌日一天可以賣到大概 200 萬。」但其實黃金還有軟硬之分，比一比眼前這兩個金手還，從外觀、厚薄看起來都差不多，但左邊的是我們一般購買的黃金，稱做素金或軟黃金，而右邊的硬黃金相對耐磨、精緻輕巧，重量足足輕了 30%，價格少了三倍較好入手，但如果不小心破損斷裂，其實也比較難維修。

新北市金銀珠寶公會理事長鄭玉柱：「4 個 9 才有辦法去做，大概是 3.8 萬要買的到的，現在是 1.3 萬就買的到。」小資族趁回貶搶進，就連入手門檻只要 200 元的黃金存摺，開戶數量近期也狂增 1-2 成。

台灣銀行貴金屬部副理楊天立：「在金價比較高峰的這一兩天之間，我們可以看到這贖回量，甚至於都有 2-3 倍以上成長，但是一旦金價回歸平穩的時候，那買賣量就很快趨於平衡。」避險情緒支撐黃金價格，從大媽到小資族都想趁機賺穩黃金財。

### 新聞文章 2：

今年元月，英特爾（Intel）前任全球公共政策副總裁克利夫蘭（Peter M. Cleveland）更新了領英（LinkedIn）個人頁面，曾主持華府遊說工作的他，已在去年下半年成為台積電新任副總裁，執掌全球政策、監管及立法等事務。

#### 能影響整個國家的說客

這項個人職位變動引起媒體高度關注，不只因為台積電與英特爾都是全球舉足輕重的電子大廠，克利夫蘭獨特的職涯背景，更反映出台灣半導體產業龍頭在美中貿易戰之下努力求取平衡的現況。

現年五十五歲的克利夫蘭曾在美國國會工作長達十六年，他自稱民主黨人，曾擔任參議員查克·羅伯（Chuck Rubb）的幕僚，以及參議員黛安·范士丹（Dianne Feinstein）的幕僚長，兩人都是以中間路線著稱的資深參議員，克利夫蘭也大方展現對「搭橋者」（說客）的認同感。

「我十分景仰參議員亨利·M·傑克遜與其他中間派人士，我相信他們能發揮有意義的影響力。」克利夫蘭二〇一〇年接受《國會山莊報》（The Hill）時說。克利夫蘭任職英特爾期間，將這種特質展現淋漓盡致。他表示，自己總是試著與政壇光譜的兩邊互動，只要國會議員願意為了創新和科技發展「做對的事」，共和黨或民主黨的身分不會阻撓英特爾的支持，影響力才是他在意的事。

他說：「我也許只是個說客，但我投入的領域能影響整個國家。」

美中貿易戰打打停停之際，川普（Donald Trump）政府對華為的防範仍不斷高漲，盛傳美國將祭出「微量條款」，把供應華為的美國技術占比門檻從二五%下調至一〇%。此舉恐將對台積電供貨華為產生影響。

#### 台積電對其資訊保密到家

雖然台積電聲稱美國並未施壓要求停止向華為供貨，但早在半年多前，《彭博社》（Bloomberg）就報導台積電打算在美設立政府公關部門，可見抉擇時點正朝向台積電逼近，終須在美國與華為之間做出取捨。克里夫蘭的位置就處在這個岔路口上，他的遊說功力可能將決定台積電在抉擇之際如何將衝擊降到最低。去年六月，他曾告訴 Yahoo 金融版：「要找出更有建設性的解決取向，以正面、有助益的方法，確保華為建設網絡的網路安全。在他們的網絡裡設置更多檢測會比較有效率，勝過以大棒掃除華為在此的事業。」

克里夫蘭更指出，舉棋不定的國家政策可能對經濟傷害更大。「政府決策時的善變、反覆和獨斷獨行才是當前挑戰。」他說：「政府對美國國安的想法非常強硬，但那不能犧牲國家的經濟競爭力。」他強調：「很顯然，中國也會採取相似的反擊行動，結果對雙方都造成負面影響。」[78]

### 新聞文章 3：

## 股神巴菲特加碼生技類股 群益 NBI 生技人氣夯

研究人員將液體倒入燒瓶裡，全球抗疫藥屢傳捷報，這讓生技產業熱起來。

光是群益那斯達克生技 ETF，詢問度就增加 8 成以上。

群益投信 ETF 投資副總 張菁惠：股神巴菲特，他也在去年第四季的，時候開始布局生技類股，那我們觀察到資金的，流向來看的話，從三月以來，到目前為止的話，其實整個資金流向，也都是流往 NBI，投資價值是，逐漸在浮現當中。

▼群益投信 ETF 投資副總 張菁惠（圖／東森新聞資料畫面）

數字會說話，2003 年 2 月 SARS 期間，首例病患通報後直到，疫情控制的 5 個月，AMEX 生技指數 30.5%，MSCI 世界醫療保健指數 12%，標普 500 健保指數漲 11.8%，NBI 就大漲 40.8%，就數 NBI 漲勢最猛。

群益投信 ETF 投資副總 張菁惠：覺得這一次的新冠肺炎，的疫情，以及 NBI 走勢，很有機會會複製，當時 SARS 的一個，跟 NBI 走勢，那當時 SARS 期間，NBI 的走勢大概是，之後大概有漲了，四成左右。群益那斯達克生技 ETF 也跟疫情直接受惠。

群益投信 ETF 投資副總 張菁惠：像我們最大的一個持股，就是吉利德，那吉利德就是很有機會，會開發出，這一次新冠疫情解藥，的一個公司，它的占比大概就有 9.7%，NBI 在美國，是網羅了一籃子，先進技術的美國的，一個生技公司為主，的投資組合，所以基本上，它可以連動的，基本上是一個比較穩健，而且先進的 NBI 發展技術。

疫情助攻，生技製藥產業，也在低迷的投資市場，注入強心針。

(封面圖／東森新聞)

東森電視 版權所有 ©2017 EBC All Rights Reserved。

更多東森財經新聞報導[79]

### 技術分析：

這段交易模式具有高成交量和價格振幅大的特點。成交量逐日增加，價格波動明顯。技術指標顯示趨勢強勁，RSI 指示超買狀態，MACD 向上穿越，支持多頭趨勢。預測收盤價逐日上升，顯示股價可能持續上揚。建議採取多頭策略，隨著趨勢做多，預期股價會繼續上升。預測收盤價反映了技術指標和走勢的支持，是進一步加強多頭信號的決策依據。

### 輸入文章(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過)：

#### 新聞文章 1：

黃金價格上升帶動網購潮，不少大媽搶賣換現，連小資族也加入潮流。黃金有軟硬之分，軟黃金外觀外觀一般，硬黃金則更輕巧耐磨，重量輕 30%，價格便宜。黃金存摺入手門檻 200 元，開戶數量大幅增加，金價波動對回贖量有顯著影響。整體來說，從大媽到小資族，都希望透過黃金賺取收益。[77]

### 新聞文章 2：

今年元月，英特爾（Intel）前任全球公共政策副總裁克利夫蘭（Peter M. Cleveland）更新了領英（LinkedIn）個人頁面，曾主持華府遊說工作的他，已在去年下半年成為台積電新任副總裁，執掌全球政策、監管及立法等事務。這項個人職位變動引起媒體高度關注，不只因為台積電與英特爾都是全球舉足輕重的電子大廠，克利夫蘭獨特的職涯背景，更反映出台灣半導體產業龍頭在美中貿易戰之下努力求取平衡的現況。

現年五十五歲的克利夫蘭曾在美國國會工作長達十六年，他自稱民主黨人，曾擔任參議員查克·羅伯（Chuck Rubb）的幕僚，以及參議員黛安·范士丹（Dianne Feinstein）的幕僚長，兩人都是以中間路線著稱的資深參議員，克利夫蘭也大方展現對「搭橋者」（說客）的認同感。在去年六月，克利夫蘭曾指出，舉棋不定的國家政策可能對經濟傷害更大，強調政府不能犧牲國家的經濟競爭力。<sup>[78]</sup>

### 新聞文章 3：

股神巴菲特加碼生技類股，群益 NBI 生技人氣飆升。由於全球抗疫藥品被證實有效，生技產業逐漸受到矚目。群益那斯達克生技 ETF 的詢問度增加超過 8 成。群益投信 ETF 投資副總張菁惠指出，巴菲特去年第四季已開始布局生技類股，而資金近期主要流向 NBI，市場開始看好其投資價值。根據數據顯示，在 2003 年 SARS 期間，NBI 的漲勢最為強勢，這次新冠肺炎疫情可能重現類似情況。群益那斯達克生技 ETF 也因此受惠，持股中的吉利德等公司有望成為新冠病毒解藥研發者。因疫情助攻，生技製藥產業在投資市場中備受注目。<sup>[79]</sup>

### 技術分析：

交易特點：高成交量，價格振幅大，逐日增加成交量，價格波動明顯。

技術指標：趨勢強勁，RSI 指示超買，MACD 向上穿越，支持多頭趨勢。

預測：收盤價逐日上升，股價可能持續上揚。

建議：採取多頭策略，隨著趨勢做多，預期股價繼續上升。預測收盤價加強多頭信號的決策依據。

### Llama3 輸出結果：

然而，投資仍存在風險，需密切關注市場變化，隨時調整投資策略。

市場分析總結：

根據新聞文章 1，黃金價格上升，引發網購潮，尤其是軟硬黃金的需求增加。新聞文章 2 提到台積電在美中貿易戰中扮演重要角色，並加強全球政策、監管及立法等事務。新聞文章 3 則指出生技製藥產業受到疫情助攻，巴菲特加碼生技類股，群益 NBI 生技人氣也逐漸升溫。

投資風險提醒：

黃金價格波動大，投資需謹慎，需注意市場風險和金價波動對回贖量的影響。台積電在美中貿易戰中扮演重要角色，需留意美中關係對公司業務的影響。生技製藥產業受到疫情助攻，但仍需留意行業風險和研發成功率。

具體操作建議：

根據市場分析和趨勢，建議投資者可以考慮多頭策略，尤其是在黃金、台積電和生技製藥產業中。然而，投資仍存在風險，需密切關注市場變化，隨時調整投資策略。建議投資者在進行投資前，應該進行充分的研究和風險評估，以確保投資安全。

## 聯發科驗證資料:

執行預測日期: 2024-12-30

原始文章:

新聞文章 1：

文／鄭婷方

展訊，一家差點倒閉的半導體 IC 設計公司，五年後市值竟能暴漲 51 倍，更在大陸政府扶持下，成為聯發科董事長蔡明介最頭痛的對手。公司奇蹟式 V 型反轉的靈魂人物，就是董事長李力游！

一個尋常的週間早上 9 點多，來到上海浦東張江高科技園展訊總部，穿著亮藍色 POLO 衫，揹著黑色大背包，今年 57 歲的展訊董事長兼首席執行官李力游，才剛完成每天的例行晨泳，精神抖擻地跟著公司上班人潮擠電梯上樓。他就像一般員工，沒受到任何特別禮遇。

跟著李力游來到他的辦公室，位在角落，窄小到讓人有點驚訝，竟然 30 秒內就能夠掃描完畢。

辦公室不起眼，窩在書堆中

一座金魚悠游的水族箱，一個滿放歷史書的櫃子，堆滿文件的辦公桌，跟只能容納兩、三人的討論小圓桌。抬頭一看牆上掛的是老子道德經裡的名言，「大成若缺，其用不弊，大盈若沖，其用不窮」。

一幅諸葛孔明年輕時預測歷史將走向魏、蜀、吳「三足鼎立」，傳誦千古的《隆中對》也格外吸引注意。

李力游笑著導覽，台積電董事長張忠謀辦公室也掛有《隆中對》，「做為企業管理人員，能看出產業未來大勢很重要。」而那似乎也隱喻著當今全球行動通訊晶片的領域，有著高通、聯發科、展訊，三分天下的局面。

接受《遠見》獨家專訪時，李力游坐下來第一句話說的是：「叫我『Leo』就好。」但是當開口分析展訊優勢時，他顯得霸氣十足：「展訊現在是得天獨厚，天時、地利、人和，機會都在我們這一邊，不在聯發科和高通那邊。」

曾虧 25 億，市值暴漲 51 倍

就在這樸實無華的辦公室裡，眼前這位 LEO 就是讓展訊從 2009 年初瀕臨倒閉、幾乎沒有客戶、大虧 25 億台幣、現金幾乎賠光、人員大量流失的淒涼慘況，一年內反虧為盈，奇蹟式 V 型反轉的靈魂人物。

他接手短短不到五年，展訊年營收已經大增 10 倍，市值更暴漲 51 倍，獲利在李力游接任兩年後，飛速成長，直到賺超過 35 億台幣。

展訊因此免於倒閉命運，從無足輕重，到成了台灣第一大 IC 設計公司聯發科最頭痛的對手，更一路挺過歐美如同巨鱷般的對手德州儀器、飛思卡爾、博通，不適應以 Turn-key 模式（一站式晶片服務）的市場新局面。當他們一家接一家地宣布退出行動通訊晶片市場時，展訊持續壯大，如今就只剩下美國高通與台灣聯發科兩大競爭對手了。

2013 年大陸官方資本色彩的清華紫光收購展訊後，展訊就像得到大補丸，更有機會全力衝刺研發和市占率，也預計幾年內重新在本益比動輒 50~100 倍的大陸 A 股上市，更喊出五到十年內要躍升成全球第二大行動通訊晶片廠。

換句話說，展訊要在五年後取代聯發科的老二地位。成為聯發科最可怕的競爭對手。

最近展訊的聲勢更高了，除了去年英特爾（Intel）捧著 15 億美元入股母公司紫光集團，今年初大陸中央政府投資半導體的大基金投資展訊 100 億人民幣，加上國開行 200 億人民幣授信金額，讓展訊滿手現金，能夠更大膽推出低價格、有市場競爭力的新晶片，也加速研發腳步。

救展訊，充當頭號銷售員

展訊已搖身一變，成了大陸扶植半導體業最閃亮、被寄望最濃厚的「超級巨星」。瑞銀亞太首席半導體分析師陳慧明比喻，「展訊好像從小就注定當總統。」

除了有大陸政府強力奧援，李力游究竟有什麼能耐把展訊氣勢做到這麼旺？

李力游是大陸 2008 年啟動「千人計畫」，吸引「海歸派」人才回國的其中

一員，他擁有馬里蘭大學電機博士，旅居美國多年，曾在愛立信、Rockwell 擔任主管，後來擔任 Mobilink 副總裁，擁有多年手機晶片開發經驗，Mobilink 被博通併購後，他轉任博通銷售高管多年。

2009 年 2 月臨危受命接下展訊這個搖搖欲墜的燙手山芋時，李力游跟董事會的第一句承諾就是：「我再怎麼不行，營收也不可能變成負的。」

正式就職展訊執行長前，李力游已經潛水擔任幕僚近一年，目的是客觀診斷問題，發現 2007 年展訊在那斯達克上市後，公司耽溺上市後各界吹捧的喜悅幻影，軍心渙散，沒人在意產品質量、客戶服務，成天上媒體分享成功經驗。

那時候，產品品質就出了嚴重狀況，選用展訊晶片的客戶，幾乎不是慘賠、就是倒閉，客戶聽聞展訊避之惟恐不及。展訊營運副總裁陳慶安回憶，可以說客戶數是「零」，僅剩唯一一家客戶，還是人家的第二供應商。

李力游提及，當時跟行業裡的朋友碰面，人家見到他都說，「哎呀，吃飯聊天可以，但千萬不要提你們家的基頻 (baseband) 芯片。」這讓他痛定思痛，第一要務是對內緊盯產品開發、品質，對外重建客戶信心，再小的客戶他都要自己跑。

展訊市場推廣總監周偉芳記起，李力游那段時間不是在公司盯研發，就是拜訪客戶，穿著正式西服，在深圳華強北穿梭，夏日炎炎近 40℃ 高溫，他也去面見只有十幾個人、沒有空調的小公司，大汗淋漓的跟對方談上兩、三個小時。

曾經有小學學歷的客戶不是因為喜歡展訊的基頻晶片，而是因為沒見過「博士」，僅想跟博士老總聊天拍照，李力游也放下身段介紹產品，一個都不放過，「我比老蔡（聯發科董座蔡明介）見客戶的時間多 N 倍，絕對比聯發科接地气。」

中國知名市場觀察家、手機中國聯盟祕書長老杳（王艷輝）觀察，李力游接任 CEO 時，也不是人人看好，但事實證明他是最厲害的「Top Sales」。

其實李力游接掌展訊時，正是聯發科橫掃大陸白牌手機晶片的高峰期，因此太輕敵了。

#### 非典型 CEO，愛客戶不甩官

李力游在大陸是個非典型 CEO，在媒體上他一向低調神祕。一起工作六、七年的周偉芳形容，Leo 最不喜歡見的就是政府官員，最不愛的是公開演講，但只要見客戶，他永遠有時間。

在他的帶頭衝鋒陷陣下，內部終於出了一款性價比極佳的 2.5G 晶片 6600L，讓展訊有了反轉的救命靈丹，開始有幾家聯發科鐵桿客戶轉投展訊，很快的一傳十、十傳百，大大威脅到聯發科，很快的搶下近二成市場。

2010 年聯發科毛利、市占率元氣大傷，原本的執行副總徐至強黯然離職，逼得本來退居二線的蔡明介再度復出。

李力游分析，聯發科當時太成功，覺得展訊無所謂，反而給了他們崛起的機會。他更直白地說，「其實我在博通工作時，根本看不上展訊、聯發科的產品，退貨率一開始能到四成，要不是中國這非法的水貨市場，展訊、聯發科都不可能

生存的！」

身為公司頭號銷售員，李力游也從客戶端蒐集情報，有一回，第一時間聽到客戶說印度、南非都很缺有「多卡多待」功能的產品，他當下就從深圳打電話回公司，叫主管立刻開案做能符合需求的新品。

全球人力資源副總裁沈小靖比喻，李力游的經營哲學是，「要聽到前線的砲聲去做決策，不聽二手、三手的消息。」他要求每個管理人員都要親臨一線，管理層不是舉鞭子的人，「每個人都是拉車的人。」

上任一段時間後，李力游就讓風雨飄搖，每天大批員工離職的展訊穩住陣腳。「第一天我就撤換掉 50% 的 VP（副總裁）。」他的大刀闊斧是出了名的，砍掉不適任高層毫不手軟，「前年被紫光合併的時候，我再換了 50% 的 VP。」

具體作法有讓各副總裁天天精神繃緊的「360 考評」：就是每個副總裁除了自身職掌業務要達標，還要接受所有底下員工、工程師、中階主管、其他部門副總裁打分數，不僅要能跟部屬作戰，跨部門互動也不能出問題。

李力游也曾推行「VP 下鄉」活動，讓每個副總裁離開辦公室，跟工程師一起工作，隨時提醒毋忘把手弄髒，培養親自解決問題的能力。

#### 強調務實的「農民文化」

到展訊就職近半年、曾任職聯發科的高級副總裁袁帝文，方才經歷一場「震撼教育」。

幾個月前，展訊新款晶片的多媒體功能，達不到客戶三星的要求，對方失望又生氣，撂下狠話，「如果一、兩個月內不解決，要換別家晶片供應商了！」

有一天，李力游把袁帝文找去，「這件事你親自解決，不是找底下的主管，是你親自解決就對了！」

其實袁帝文底下還有負責質量的副總裁、總監、經理等，但李力游下令要他到第一線，跟工程師一起了解並解決。所以他就隨著工程師，一起飛到客戶那邊，每天討論，而不是只下下指令、袖手旁觀，這讓已經擔任多年管理職的袁帝文，有了非常不同的體認。

已經在展訊 8 年，經歷二度副總裁大換血，仍穩坐營運副總裁的陳慶安觀察，李力游最不愛拐彎抹角，有什麼話會直接說出來，就像開會時，常常同事先從緣由、動機、市況開始報告，李力游就會打斷：「不要說那麼多廢話了！」

陳慶安說，最可怕的是李力游勤奮的狀況，讓所有幹部都皮繃緊緊，從來不敢說要休假，因為李力游就連農曆春節都在國外跑客戶、見電信營運商。

在展訊總部，隨處可見大大看板，寫著「農民文化」，這也是自詡為半導體農民的李力游，最常掛在嘴巴上的「踏踏實實做人，認認真真做事」。

《遠見》獨家取得展訊內部管理準則，寫著「視客戶如待父母，接訂單如受施捨」，及公司五大提倡、五大反對，最要戒除的是官僚主義、專斷獨行，李力游也隨時開著門，就算工程師也能走進來跟他報告市場訊息，當成重要的參考指標。

他們更強調主管隨時「行動學習」。每個中高階主管都有一個「掌上學院」

學習App，每週都會更新幾則3~5分鐘的短片或小作業。全球人力資源副總裁沈小靖說，「每個主管都要用零碎時間碎片化學習精進，應用到工作上。」

從這些管理規則看來，雖然李力游旅居海外多年，說話時也夾雜英文單字，但最強調的精神正是「務實」，最看不慣的就是大陸企業的「浮躁文化」。

「很多大陸的公司都只做營銷，成天飛來飛去宣傳自己，每個人都想當風口那條豬，那都是在講故事跟騙錢！」

有話直說、行事明快，工程師出身的李力游，想帶展訊更上一層樓。他豪氣地強調，「現在高通、聯發科，已經沒有成長可能了，未來只能往下走，展訊是三家裡面，增長機會最大的。」

未來劇本真的是這樣嗎？還要再觀察！

【本文摘自遠見雜誌7月號；更多文章請上遠見雜誌官網：[www.gvm.com.tw](http://www.gvm.com.tw)】

【立即購買遠見雜誌7月號：  
[http://store.gvm.com.tw/magazine\\_information\\_793.html](http://store.gvm.com.tw/magazine_information_793.html)】

讀者迴響[88]

### 新聞文章2：

聯發科股價破底 蔡明介身價3天少25億

(中央社記者張建中新竹5日電)手機晶片廠聯發科第3季營運展望保守，股價持續破底，終場收在新台幣270元，近3日股價大跌62元，董事長蔡明介持股4.1萬張，市值縮水25餘億元。

新興市場3G手機入門機種需求疲軟，加上市場競爭加劇，聯發科第3季營運展望保守，預期合併營收約517億至555億元，將季增10%至18%，成長幅度低於市場預期的季增2成水準。

聯發科同時調降今年智慧手機晶片出貨量至4億套，降幅約1成，並預期今年營收恐將不增反減，將較去年減少5%至10%。

聯發科還預期，下半年毛利率下修壓力大，長期目標為40%至45%。

外資紛紛調降聯發科今年業績預估，預期聯發科今年獲利恐將面臨衰退窘境，衰退幅度將達2至4成，明年獲利也將低於去年水準。

聯發科在股價經過2天大幅修正後，今天早盤止跌回穩，只是中場過後，隨著賣壓出籠，聯發科股價急殺翻黑，終場收在270元，持續破底，創3年來新低價。

聯發科近3個交易日股價大跌62元，跌幅達18.67%，蔡明介持股4.1萬張，市值縮水25.42億元。[1040805](#) [89]

### 新聞文章3：

相較上個月強攻萬點大關的樂觀氣氛，本月的台股顯得較為沉悶，主要是因為適逢財報周，所有想像空間都回歸現實。電子股受到產業淡季及匯損影響，首季財報不甚理想，前一波衝鋒萬點的金融股，也呈現漲多回檔的格局，權重高

的兩大類股表現疲軟，指數當然顯得上攻乏力。

近期外銷接單表現不佳，主計處下修今年經濟成長率，除了電子業淡季效應較往年明顯外，也反映「紅色供應鏈」的崛起，已逐漸威脅到台灣電子業的生存空間。然而，對於新加入的競爭者，並不需要過度悲觀，因為類似的情況過去已在傳統產業發生過，在殘酷的淘汰賽後，總是會有競爭力優於同業的明日之星出現。

例如，當年台灣紡織業受到中國廠商低價競爭，哀鴻遍野，被投資人視為是夕陽產業，但其中少數廠商勵精圖治，將產線移到東南亞國家降低成本，透過垂直整合擴大經濟規模，並積極開發機能性產品，提高技術競爭門檻，造就今日儒鴻、聚陽的成果。

這個故事告訴我們，產業總是在競爭中進步，孟子的話：「生於憂患，死於安樂。」即便是在今日，仍然非常有道理。

接著就來談談受到「紅色供應鏈」崛起衝擊的幾個產業現況。

半導體產業在台積電下修 Q2 展望及資本支出後，其他廠商也釋出庫存水位偏高的訊息，主要是因為今年以來中國手機市場成長趨緩，加上 PC、TV 需求持續疲弱，短期內產業恐面臨庫存調整期。

目前，中國積極扶植半導體產業，在 IC 設計、晶圓代工、封裝測試三大領域，都有明顯的進步。

在 IC 設計領域，前年國營機構清華紫光收購展訊後，又在去年獲得 Intel 入股，競爭力大幅提升，揚言五到十年內擊敗聯發科。今年以來，展訊確實來勢洶洶，趁聯發科忙著開發 4G 晶片之際，推出 3G 四核心晶片 SC7731G，每顆報價僅 6 美元，比聯發科同級晶片 MT6582 還要便宜，逼迫聯發科降價鞏固市佔率。

在晶圓代工領域，中芯、華力微都還在開發 28nm，相較台積電準備在 Q3 量產 16nm FinFET+，足足落後三個世代，且台積電歷年投入鉅額資本支出建立的龐大產能，已成為穩固的護城河，短期內中國廠商難以望其項背。

在封裝測試領域，江蘇長電併購新加坡封測廠星科金朋後，總產能躍居全球第三大，開始威脅矽品。在官方補貼之下，中國封測廠低價搶市，吸引當地 IC 設計業者轉單。由於中國廠商仍以低階封測為主，首當其衝的是台灣二線封測廠商，日月光、矽品在技術領先下，短期內仍可保有優勢。

除了半導體產業之外，中國廠商在觸控面板、電池模組、聲學、機殼產業，也是蓄勢待發。歐菲光與 TPK 的專利戰爭難以分解，新普、順達科也面臨德賽電池的強力挑戰，歌爾聲學從美律手中搶下 iPhone 訂單。

展望未來，雖然台灣電子產業的優勢正逐漸流失，短期內恐面臨陣痛期，但我們仍相信肯投入研發資源，並以合理薪資留住人才的公司，能在激烈的競爭下找到自己的位子，從下一波淘汰賽中勝出。

圖表來源：經濟日報[90]

技術分析：

根據提供的數據，這五天的交易模式呈現一定的波動性，價格區間較寬。成交量有逐步增加的趨勢，成交金額也隨之增加。技術指標中，SMA 和 EMA 顯示價格未能持續上漲。RSI 表明市場並未超過買入區域，MACD 呈現下跌趨勢。預測收盤價整體呈現下跌趨勢。建議考慮空頭策略，等待價格進一步回落。預測收盤價支持空頭交易決策，反映了技術指標顯示的趨勢。建議關注支撐位，可能成為短期交易的參考價格。

**輸入文章(使用 GPT-3.5-Turbo 摘要過):**

新聞文章 1：

展訊是一家半導體 IC 設計公司，經過董事長李力游的帶領，從 2009 年差點倒閉，到五年後市值暴漲了 51 倍。在大陸政府的支持下，展訊已成為聯發科最頭痛的競爭對手，並計畫在幾年內重新在大陸 A 股上市。展訊在技術研發和市場競爭方面表現不俗，受到各方資金投資，也已成為大陸扶植半導體業的超級巨星。李力游作為展訊的 CEO，強調務實經營，注重客戶服務和產品品質，並且對公司管理團隊有嚴格的要求和管理制度。他以行動學習和務實經營的理念，帶領展訊站穩腳步，取得了令人矚目的成就。[88]

新聞文章 2：

聯發科第 3 季營運展望保守，股價持續破底，終場收在新台幣 270 元，近 3 日股價大跌 62 元。董事長蔡明介持股 4.1 萬張，市值縮水 25 餘億元。公司同時調降今年智慧手機晶片出貨量至 4 億套，預期今年營收恐將不增反減，將較去年減少 5% 至 10%。外資紛紛調降聯發科今年業績預估，預期聯發科今年獲利恐將面臨衰退窘境，衰退幅度將達 2 至 4 成。[89]

新聞文章 3：

本文談及台股本月顯得較為沉悶，主要因適逢財報周，電子股受淡季及匯損影響，指數顯得上攻乏力。外銷接單表現不佳，主計處下修今年經濟成長率，反映「紅色供應鏈」崛起威脅台灣電子業。然而，產業競爭中進步，過去紡織業的例子顯示經過淘汰後仍能出現明日之星。報導提到半導體、IC 設計、晶圓代工、封裝測試等領域中國廠商的進步，對台灣產業造成衝擊。展望未來，即使台灣電子產業面臨優勢流失，肯投入研發並留住人才的公司，仍有機會在競爭中脫穎而出。[90]

技術分析：

交易模式呈現波動性，價格區間較寬；成交量增加，成交金額也增加；SMA 和

EMA 顯示價格未持續上漲；RSI 未超過買入區域，MACD 呈下跌趨勢；預測收盤價整體下跌；建議考慮空頭策略，等待價格回落；預測收盤價支持空頭交易，建議留意支撐位。

### **Llama3 輸出結果：**

市場分析總結顯示價格趨勢為下跌，建議投資者保持謹慎態度。

#### **投資風險提醒：**

市場波動性高，價格可能會出現劇烈波動；外資調降聯發科業績預估，可能導致股價下跌；半導體行業競爭激烈，中國廠商進步對台灣產業造成衝擊。投資者應注意市場風險，避免盲目跟隨市場情緒。

#### **具體操作建議：**

考慮市場趨勢為下跌，建議投資者保持謹慎態度，等待價格回落後再考慮進場；建議採取空頭策略，避免風險；留意支撐位，避免價格下跌至支撐位時再進行交易。總的來說，投資者應保持警惕，避免盲目跟隨市場情緒，並密切關注市場動向。