

東吳大學巨量資料管理學院學士專題成果報告書

Bachelor Degree Program

School of Big Data Management

Soochow University

Report of practices

整合技術指標與市場情緒之虛擬貨幣交易輔助平台

資科四 A 李皓文

資科四 A 李彥儒

資科四 A 黃佑嘉

資科四 B 溫立行

指導老師：邱嘉豪 助理教授

中華民國 114 年 12 月

摘要

加密貨幣市場因具備全天候的交易特性以及高度波動性，使投資者常面臨資訊過載與決策碎片化的挑戰。傳統交易輔助工具多偏向單一技術指標分析，缺乏對非結構化市場輿情的解讀能力，且往往淪為無法解釋推論過程的「黑盒子」系統。為解決上述問題，本專案旨在建構一套整合技術指標與市場情緒之比特幣交易輔助系統，透過大語言模型（LLM）驅動的「多智能體協作（Multi-Agent Collaboration）」架構，實現全自動化的市場監測與決策支援。

在系統架構上，本研究採用雲端原生（Cloud Native）與微服務設計，建立自動化資料管線以整合異質資料來源。系統設計了兩大類分析代理人：「消息面代理」負責分析新聞情緒、KOL 影響力、宏觀經濟及市場信任度等非結構化文本；「技術面代理」則專注於量價趨勢與風險因子的結構化數據分析。為了提升決策品質，本研究導入「整合代理（Aggregate Agent）」進行元分析（Meta-analysis），透過權重評估與邏輯合成，解決不同子代理間的訊號衝突問題。

實驗結果顯示，雖然單一消息面代理受限於文本雜訊，準確率僅約 51%至 53%，但經由整合代理層級處理後，準確率提升至 58.04%。在技術面分析中，結合風險評估的整合模型表現優異，準確率達 69.59%，有效過濾了假突破訊號。最終整合模型在融合消息面與技術面資訊後，取得了 64.59%的總體準確率。

本研究之核心貢獻在於實現了「可解釋性（Explainability）」與「人機協作（Human-AI Collaboration）」的決策模式。不同於傳統量化模型，本系統要求所有代理人在輸出漲跌判斷時，必須同步提供「信心機率」與「推論理由」，將決策過程轉化為透明的「白盒子」。這不僅驗證了多智能體在處理複雜金融數據時的群體智慧優勢，更透過提供具備邏輯支撐的投資建議，有效輔助使用者進行風險控管與決策驗證。

關鍵字：加密貨幣、多代理協作系統、大語言模型、可解釋性人工智慧、消息面情緒分析

目錄

摘要.....	i
目錄.....	ii
圖目錄.....	i
表目錄.....	ii
壹、 緒論.....	1
一、 專案背景介紹	1
二、 專案目的	1
貳、 文獻回顧	3
一、 多智能體系統（MAS）與協作機制.....	3
二、 大語言模型（LLM）與金融輿情分析	3
三、 微服務架構與系統韌性	4
四、 可解釋性人工智慧（XAI）與人機協作介面	4
參、 專案架構	5
一、 資料獲取與前處理	5
二、 多代理協作模型設計	6
三、 決策整合模型設計	9
四、 雲端部署與自動化架構	12
五、 使用者介面設計與前端工程	13
肆、 數據結果與討論	16
一、 消息面代理之效能分析：異質資料的挑戰與整合	16
二、 技術面代理之效能分析：量化指標的預測優勢	17
三、 最終整合模型與人機協作之價值	17
四、 數據標註與驗證方法	18

伍、 結論.....	20
一、 研究總結與貢獻	20
二、 系統核心價值：可解釋性與人機協作	20
三、 未來展望	21
參考文獻.....	23
一、 中文學術文獻	23
二、 英文學術文獻	23
三、 中文網路資料	23
四、 英文網路資料	24
小組分工表	25

圖目錄

圖 1：本專案流程架構	5
圖 2：資料處理及 LLM 模型分析流程圖	5
圖 3：本專案系統介面設計	13

表目錄

表 1：消息面代理之準確率結果	16
表 2：技術面代理之準確率結果	16
表 3：決策整合模型設計之準確率結果	16

壹、緒論

一、專案背景介紹

加密貨幣市場以其全年無休的交易特性與高度波動性，成為當代金融領域中最具挑戰性的投資標的。不同於傳統金融資產，加密貨幣的價格形成機制高度仰賴非結構化資訊，包括社群媒體輿情、關鍵意見領袖的即時發言，以及突發的監管政策或資安事件等多元因素，上述資訊皆可能在短時間內驅動劇烈的價格變動。

然而，市場參與者正面臨顯著的「資訊過載」困境。交易者難以掌握多管道之碎片化資訊，且在海量數據面前，容易受限於認知偏誤，無法即時、客觀地整合消息面與技術面的複雜訊號。這種「資訊獲取」與「有效決策」之間的認知落差，往往導致交易時機的延誤或誤判。

因此，建構一套能自動化蒐集、解讀並整合多維度市場資訊的交易輔助系統成為迫切需求。隨著大語言模型（LLM）與微服務架構技術日趨成熟，開發具備語意理解能力的 AI 代理人已具備技術可行性，透過賦予系統「虛擬分析師」之功能定位，可為交易者提供即時、客觀且具推論邏輯的決策支援，從而有效縮減原始數據與交易決策之間的認知鴻溝。

二、專案目的

本專案旨在建構一套基於多智能體協作（Multi-Agent Collaboration）的比特幣交易輔助系統，透過雲端原生技術實現全自動化的市場監測與分析。系統設計聚焦於以下四項核心目標：

- （一） **建構全自動化的市場情資整合平台**：針對交易者難以全天候追蹤市場動態之現實限制，本系統利用 Docker 容器技術與 Google Cloud Platform (GCP) 建立自動化資料流程 (Data Pipeline)。系統能自動爬取 Crypto News 等新聞媒體與 CoinDesk 技術數據，並透過 Grok API 進行自動摘要與去雜訊處理，實現從資料獲取到前處理之全自動化運作，確保交易輔助資訊的即時性與準確性。
- （二） **實現「質化輿情」與「量化指標」的深度融合**：傳統輔助工具多偏向單一技術指標分析，缺乏對市場情緒的理解。本專案透過多智能體架

構，分別部署專責 Agent 進行多維度分析：

1. **消息面分析：**量化 KOL 影響力、整體市場情緒及新聞利多/利空性質。
2. **技術面分析：**模擬技術分析師邏輯，解讀 OHLCV 型態與風險因子。

系統藉此將非結構化的文字情報轉化為可供交易參考的量化輔助訊號。

- (三) **提供具備「可解釋性 (Explainability)」的決策支援：**為避免 AI 系統淪為「黑盒子 (Black Box)」，本專案強調推論過程的透明度。所有 Agent 在輸出「上漲 (Rise)」或「下跌 (Fall)」的判斷時，系統設計上要求其必須同步提供「信心機率」與「推論理由」。此設計旨在協助使用者驗證 AI 的推論合理性，而非直接採信系統輸出，從而提升人機協作 (Human-AI Collaboration) 的決策品質。
- (四) **建立高可用性與可擴展的雲端微服務架構：**為確保輔助系統的穩定性，本專案採用微服務設計，將爬蟲、分析 Agents 與後端 API 各自獨立部署。透過 Cloud Run Jobs 處理批次分析任務，並以 Supabase 進行資料整合管理。此架構不僅確保了系統的高可用性，亦為未來擴充更多幣種或分析模組奠定了彈性基礎。

貳、文獻回顧

本章節系統性回顧與本研究核心技術相關之學術文獻與實務資料，旨在為系統架構設計與技術選型提供堅實之理論基礎。文獻探討劃分為四個主要構面：多智能體系統於金融交易之應用、大語言模型於金融輿情分析之突破性進展、微服務架構於程式交易之實踐經驗，以及可解釋性人工智慧於金融預測之重要性。

一、多智能體系統（MAS）與協作機制

多智能體系統（Multi-Agent Systems, MAS）之核心優勢在於將複雜決策問題拆解為多個可管理之子任務，透過專業分工達成協同效應。Luo 等人（2025）提出基於 LLM 之多智能體協作框架，透過「分析師」與「交易員」等角色之專業分工，顯著提升加密貨幣投資組合管理績效，此研究成果直接支持本研究將「消息面代理」與「技術面代理」分離之設計理念。何非凡（2020）之研究進一步指出，在模擬市場環境中引入多智能體協作機制，能有效提升交易策略面對未見過市場情境時之泛化能力，從而克服單一模型易於過度擬合之固有限制。

在實務應用層面，Singhi（2025）引入「反思代理（Reflect Agent）」之創新概念，該代理透過自然語言對歷史交易決策進行系統性檢討，實現系統之自我進化與持續優化能力。Andrzej K.（2025）則展示如何在工程層面實現「投資辯論（Bull/Bear Debate）」機制，透過讓持不同觀點之智能體進行結構化對話，有效降低單一視角所導致之決策偏差，提升整體判斷穩健性。

二、大語言模型（LLM）與金融輿情分析

傳統金融情感分析多仰賴詞袋模型（Bag of Words）或早期 BERT 模型，在處理複雜金融語境時存在明顯侷限。郭宏章（2024）之研究顯示，基於生成式 LLM 之情緒分析模型於處理金融新聞時，其準確度與語意理解能力顯著優於傳統方法，特別在處理金融專有名詞與隱含情緒判讀方面展現顯著優勢。Zhang 等人（2024）之系統性綜述進一步闡明，LLM 具備「思維鏈推理（Chain-of-Thought）」能力，惟該研究本身是利用 FinBERT 進行情感量化，並結合 DCC-GARCH 統計模型，證實了歷史新聞情感模式對比特幣長期價格波動具有顯著影響，而非直接依賴 LLM 的生成推理能力進行預測。

針對非結構化數據之處理挑戰，另有文獻介紹「筆記鏈（Chain-of-Note）」

技術框架，即要求 AI 系統於產出分析結論前，先對輸入資訊進行分類與結構化筆記。本研究採用之新聞摘要與推論機制即遵循此技術路徑，能有效過濾市場雜訊並提升訊號品質。Carl Jung (2024) 之開源專案則提供具體工程實作範例，展示如何利用 Python 與 LLM 將非結構化新聞文本轉化為結構化 JSON 訊號格式（如 `{"signal": "bullish"}`），為本研究之系統開發提供重要技術參考。

三、微服務架構與系統韌性

金融交易系統對低延遲與高可用性具有極高要求，系統架構設計直接影響服務品質。萬恩福 (2016) 於其碩士論文中探討微服務架構應用於即時建模交易系統之可行性，研究證實服務拆分策略（例如將市場報價接收與交易策略計算分離為獨立服務）能有效降低系統耦合度並提升橫向擴展性。

本研究採用 Google Cloud Platform (GCP) 之 Cloud Run 服務進行系統部署，正是基於上述架構原則之考量。透過將爬蟲服務、分析代理與後端 API 各自獨立部署為微服務，確保單一服務故障不會影響核心交易邏輯之運作，提升整體系統韌性與可維護性。

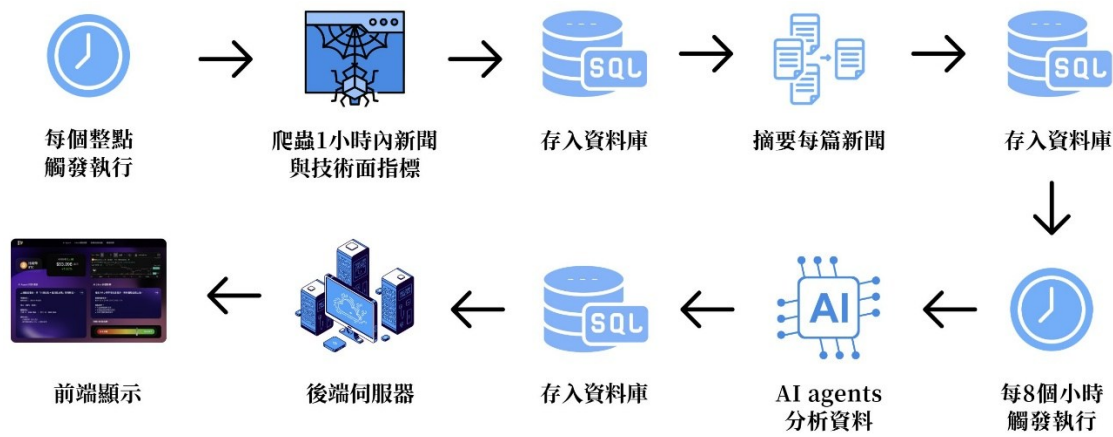
四、可解釋性人工智慧 (XAI) 與人機協作介面

於金融決策領域，「黑盒子」模型常因缺乏透明度而難以獲得使用者信任，限制其實務應用價值。Goodell 等人 (2023) 之研究運用 SHAP 值 (SHapley Additive exPlanations) 解釋比特幣價格預測模型之決策邏輯，成功識別影響價格波動之關鍵因子（如地緣政治事件、監管政策變動等），證實即使是複雜機器學習模型，亦能透過 XAI 技術達成決策透明化。

基於上述理論基礎，本研究要求所有智能體於輸出漲跌判斷時必須同步提供「信心機率」與「文字推論理由」，此設計符合 XAI 領域中「事後解釋 (Post-hoc Explanation)」之核心原則。透過揭露 AI 推論邏輯，使用者得以驗證決策合理性並進行二次判斷，從而實現真正意義上之人機協作，而非單純依賴自動化系統輸出。

參、專案架構

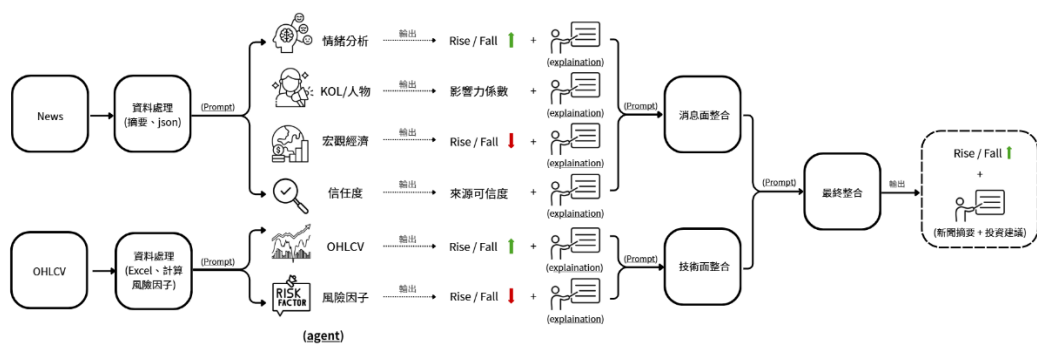
圖 1：本專案流程架構



基於上述設計目標，本系統採用自動化、模組化的技術架構，透過整合自然語言處理（NLP）與技術指標分析，實現對比特幣市場的多維度監測與分析。在架構設計上，系統遵循微服務（Microservices）設計原則，按功能特性劃分為資料獲取層、智能體分析層（LLM Agents）以及雲端部署層三個主要層級。

一、資料獲取與前處理

圖 2：資料處理及 LLM 模型分析流程圖



為確保模型輸入數據的品質與穩定性，本研究針對「消息面」與「技術面」異質資料建立了獨立的 ETL（Extract, Transform, Load）流程（詳如圖 2）。

（一）消息面資料來源爬蟲：在資料來源的選擇上，本專案初期對 CNBC、鏈新聞（Chain News）及 Crypto News 進行了爬蟲比較測試。測試結果顯示，Crypto News 在資料抓取的穩定性與內容充足度上表現最佳，

故選定其作為主要的模型訓練來源。針對非結構化的新聞文本，本專案串接 Grok API 進行自動化摘要，要求模型以客觀事實為基礎，去除主觀評論。為利於後續程式自動化串接，設計提示詞（prompt）以要求 Grok 將摘要結果以 JSON 格式回傳（如 `{"summary": "..."}` ），確保資料格式之一致性。

- (二) **技術面資料來源爬蟲**：技術指標數據源自 CoinDesk，爬蟲程式針對比特幣的歷史交易資料進行擷取，涵蓋每日開盤價、最高價、最低價、收盤價（OHLC）及成交量。本研究以日頻率（Daily）為分析單位，並針對每一交易日計算技術特徵值（如移動平均線、波動率等），作為技術面 Agents 的量化輸入基礎。

二、多代理協作模型設計

本系統核心採用大語言模型（LLM）驅動的「多代理（Multi-Agent）」架構，將複雜的市場分析任務拆解為多個專責子任務（詳如圖 2）。各 AI 代理（AI Agent）透過精心設計的提示工程（Prompt Engineering），針對特定領域進行特徵提取與趨勢判斷。

(一) 消息面代理（News Sentiment Agents）：

消息面分析由四個專責代理組成，旨在從不同維度解構市場情緒：

1. **情緒判斷（Emotion Agent）**：從整體新聞語調判斷利多或利空性質（如 SEC 通過 ETF、CPI 數據公布），直接預測其對下週幣價的影響方向。

(1) **Role Definition**：你是一位專業的比特幣新聞情緒分析師。

(2) **Task Description**：你的任務是根據新聞內容，判斷該新聞對下週比特幣價格的影響方向，並提供信心機率與簡短理由。你需根據整體市場氛圍、用詞語氣、消息性質（利多／利空）等因素，綜合推斷該新聞傾向帶來上漲（Rise）或下跌（Fall）影響。

(3) **Input Data**：新聞標題 + 新聞摘要 + 已知標籤（Rise/Fall）

(4) **Output Data**：走勢判斷：Rise/Fall（正確標籤）；信心機率： $p \in [0, 1]$ （模型對預測的信心程度）；理由：簡短說明該新聞可能造成上漲或下跌的原因。

2. **KOL 人物影響力分析（KOL Agent）**：旨在量化特定人物言論對

市場的衝擊。提示詞明確定義了需關注的人物清單（如 Elon Musk, Michael Saylor 等），並要求模型評估其「影響力係數」。

(1) Role Definition：你是一位專業的市場影響力分析師。

(2) Task Description：你的任務是根據新聞內容，判斷該新聞是否來自或提及具有市場影響力的關鍵人物（Key Opinion Leaders, KOLs），並分析其對比特幣短期走勢的潛在影響程度。這些關鍵人物可能包括：Elon Musk（特斯拉創辦人）、Michael Saylor（MicroStrategy 執行長）、Donald Trump（美國前總統）、Cathie Wood（ARK Invest 執行長）、CZ（Binance 創辦人）以及其他與加密貨幣市場具有高度影響力的人物。請根據新聞內容判斷該篇報導中是否直接或間接提及這些人物及其言論或行動，並據此評估對市場情緒的影響。

(3) Input Data：新聞標題 + 新聞摘要 + 已知標籤（Yes / No）

(4) Output Data：來源檢測：Yes / No（是否涉及關鍵人物）；影響力係數：介於 1.0 至 2.0（數值愈高代表該人物對市場影響愈強）；理由：簡短說明該人物或其言論為何影響市場。

3. **宏觀經濟分析 (Macro Agent)：**針對整體宏觀之經濟現象進行判讀。

(1) Role Definition：你是一位專業的比特幣宏觀經濟分析師（Macro Analyst）。

(2) Task Description：你的任務是根據新聞內容，判斷該事件在未來 1~7 天內對比特幣價格的短期影響方向（Rise / Fall），並提供信心機率與理由。你需依據下列宏觀面因素進行綜合判斷：利率（Fed Funds Rate、升息/降息預期）；通膨（CPI、PPI）；就業市場（Nonfarm Payrolls、失業率）；宏觀風險事件（地緣政治、股市暴跌、美元指數 DXY、大宗商品波動）；政策與監管（美國、歐盟、亞洲）；資金流向（風險偏好 Risk-on / Risk-off）。

(3) Input Data：新聞標題 + 新聞摘要 + 已知標籤（Rise / Fall）

(4) Output Data：走勢判斷：Rise / Fall（正確標籤）；信心機率： $p \in [0, 1]$ ；理由：簡短說明為何該宏觀經濟事件可能造成上漲或下跌。

4. **市場信任度分析 (Trust Agent)**：從「信任經濟」的角度切入，分析事件對加密貨幣體系穩定性的影響。評估特定事件（如駭客攻擊、機構採用）對加密貨幣體系「信任結構」的破壞或重建，進而推論價格走勢。

(1) **Role Definition**：你是一位專業的市場信任度分析師。

(2) **Task Description**：你的任務是根據新聞內容，判斷該事件對整體加密貨幣市場「信任程度」的影響方向，並提供信心機率與簡短理由。你需根據事件性質（如駭客攻擊、交易所倒閉、監管支持、機構採用等），分析市場對加密貨幣體系的信心變化，並推測其對比特幣價格的潛在影響 (Rise 或 Fall)。

(3) **Input Data**：新聞標題 + 新聞摘要 + 已知標籤 (Rise / Fall)

(4) **Output Data**：走勢判斷：Rise / Fall (正確標籤)；信心機率： $p \in [0, 1]$ (模型對預測的信心程度)；理由：簡短說明該事件對市場信任度變化的原因。

(二) 技術面代理 (Technical Analysis Agents)：

技術面分析由兩個 AI 代理負責，結合量化指標與語意理解：

1. **量價趨勢 (OHLCV Agent)**：基於 OHLCV 原始數據及 RSI、MACD 等進階指標，分析市場的買賣壓動能與趨勢強弱。模擬技術分析師的看盤邏輯，綜合價格型態與指標訊號進行預測。

(1) **Role Definition**：你是一位專業的比特幣技術面分析師。

(2) **Task Description**：你的任務是根據比特幣的價格與成交量資料，判斷短期內的走勢方向，並提供信心機率與簡短理由。你需根據開盤價 (Open)、最高價 (High)、最低價 (Low)、收盤價 (Close)、成交量 (Volume_From)、成交額 (Volume_To)，以及由收盤價計算出的技術指標 (MA、RSI、MACD)，綜合判斷市場動能與價格趨勢，推測未來價格傾向上漲 (Rise) 或下跌 (Fall)。

(3) **Input Data**：Time、Open、High、Low、Close、Volume_From、Volume_To、MA、RSI、MACD + 已知標籤 (Rise / Fall)

(4) **Output Data**：走勢判斷：Rise / Fall (正確標籤)；信心機率： $p \in [0, 1]$ (模型對預測的信心程度)；理由：簡短說明主要價格或指標變化所反映的趨勢方向。

2. **風險評估 (Risk Agent)**：綜合考量動能 (Momentum)、移動平均

比率 (MA Ratio)、價格與成交量波動度 (Volatility) 等因子，判斷市場目前的風險屬性 (高/低風險) 及其對價格穩定性的影響。

(1) Role Definition：你是一位專業的市場風險分析師。

(2) Task Description：你的任務是根據比特幣的技術風險因子資料，判斷市場目前處於高風險或低風險狀態，並推測其對短期價格的可能影響方向 (Rise 或 Fall)，同時提供信心機率與簡短理由。你需根據以下欄位綜合判斷市場波動與穩定性：MOM_1W：一週動能變化 (價格漲跌強度)；MOM_4W：四週動能趨勢 (中期方向)；MA_Ratio：短期與長期移動平均比值；EMA_Gap：快慢指標間距，反映趨勢分歧程度；STDPRC：價格波動度；STDPRCVOL：成交金額波動度；VOL_MA：成交量移動平均；VOL_Ratio：當前成交量相對於平均量的比值。

(3) Input Data：Time、MOM_1W、MOM_4W、MA_Ratio、EMA_Gap、STDPRC、STDPRCVOL、VOL_MA、VOL_Ratio + 已知標籤 (Rise / Fall)

(4) Output Data：走勢判斷：Rise / Fall (正確標籤)；信心機率： $p \in [0, 1]$ (模型對預測的信心程度)；理由：簡短說明主要風險因子變化所反映的市場狀況。

三、決策整合模型設計

在多智能體架構中，不同子代理 (Sub-agents) 基於相異的分析邏輯，可能產生彼此衝突的判讀結果。為解決此問題，本專案設計「整合代理 (Aggregate Agent)」作為第二層決策核心。此層級不涉及原始數據的處理，而是專注於「元分析 (Meta-analysis)」——即針對第一層智能體的輸出結果進行加權評估與邏輯合成，以產出最終的趨勢判斷。

(一) 消息面整合 (News Aggregate Agent)：

消息面分析涉及五個異質維度 (情緒、KOL、宏觀、信任度)。整合智能體的任務在於處理這些維度間的非線性關係，例如：當「市場情緒」為負面，但「KOL 影響力」出現極強烈的利多訊號時，模型需判斷何者權重較高。

1. 提示設計策略：設計指令要求模型不僅是統計看漲/看跌的票數，

而是需綜合考量各面向的信號強度。例如，將宏觀經濟的長期影響與 KOL 的短期衝擊進行交叉比對。

2. 系統指令實作：

(1) **Role Definition**：你是一位專業的比特幣消息面整合分析師。

(2) **Task Description**：你的任務是根據五個消息面分析（情緒判斷、KOL/人物、社交輿情、宏觀經濟、信任度）的結果，整合它們對比特幣未來一週價格走勢的綜合判斷，並提供整體信心機率與理由。你需要綜合不同面向的信號，例如情緒面（市場情感強度）、KOL/人物影響力、社群輿情方向、宏觀經濟面（政策、利率、通膨預期）及信任度變化（信心、風險感知），判斷市場整體傾向上漲（Rise）或下跌（Fall）。

(3) **Input Data**：

- 情緒判斷 agent：走勢判斷、信心機率、理由
- KOL/人物 agent：來源檢測、影響力係數、理由
- 宏觀經濟 agent：走勢判斷、信心機率、理由
- 信任度 agent：走勢判斷、信心機率、理由

(4) **Output Data**：提供整體的走勢判斷、信心機率及綜合理由，明確指出市場目前的主導力量（如：宏觀主導或情緒主導）。

（二）技術面整合（Technical Aggregate Agent）：

技術面整合旨在解決「趨勢（Trend）」與「風險（Risk）」之間的辯證關係。OHLCV 智能體可能基於價格型態發出買進訊號，但風險智能體卻可能偵測到異常的波動率攀升。此部分需在此情境下，判斷市場結構是否健康。

1. **提示設計策略**：指令強調「市場結構（Market Structure）」的判讀。模型需將 OHLCV 的趨勢方向（Direction）與風險因子的穩定性（Stability）結合，區分出「高風險上漲（誘多）」與「穩健上漲」的差異。

2. 系統指令實作：

(1) **Role Definition**：你是一位專業的比特幣技術面整合分析師。

(2) **Task Description**：你的任務是根據兩個技術面分析（OHLCV 技術指標與風險因子分析）的結果，綜合判斷比特幣未來一週價格的走勢方向（Rise/Fall），並提供整體信心機率與理由。你應考量短中期趨勢、成交量變化、波動度、

動能指標與市場風險狀態，以判斷市場結構是否偏向多方(上漲)或空方(下跌)。

(3) Input Data :

- OHLCV agent：走勢判斷、信心機率、理由
- 風險因子 agent：走勢判斷、信心機率、理由

(4) Output Data : 判斷市場結構偏向多方或空方，並提供走勢判斷、信心機率及綜合理由。

(三) 最終整合 (Final Agent) : 將消息面整合及技術面整合 Agent 之輸出內容整併。

1. 系統指令實作：

(1) Role Definition : 你是一位專業的比特幣技術面整合分析師。

(2) Task Description : 你的任務是接收以下兩個 Agent 的輸出，進行最終走勢整合：

(一)消息面整合 Agent 的輸出：「統整後的走勢判斷 (Rise / Fall)」、「信心機率」、「整體 explanation (理由)」；

(二)技術面整合 Agent 的輸出：「統整後的走勢判斷 (Rise / Fall) 信心機率」、「整體 explanation (理由)」。

你需依據這兩者的方向、一致性、強度，輸出最終走勢判斷、新聞摘要與投資建議。

【你的整合任務】 你必須執行以下 3 件事：

(一)最終走勢判斷 (Rise / Fall) :「若兩者方向一致 → 直接採同方向；若方向衝突 → 依照理由強度與資訊重要性判斷；消息面重大新聞 > 技術面；技術面極端反轉訊號(強動能、破位、指標轉折)可反轉消息面」；

(二)生成「新聞摘要 Summary」:用 2-3 句話:「只描述「消息面整合」中的主要內容，不講技術面，不重複理由中的句子、必須可做為投資者快速理解市場背景的摘要；

(三)生成投資建議 (Investment Advice) :「依照最終 Rise / Fall，提供:『短線建議(1-7 天)，具體可行動的策略描述(例如觀察支撐、布局方式、風險控管)，不要寫任何法律警語(如“非投資建議”)」；

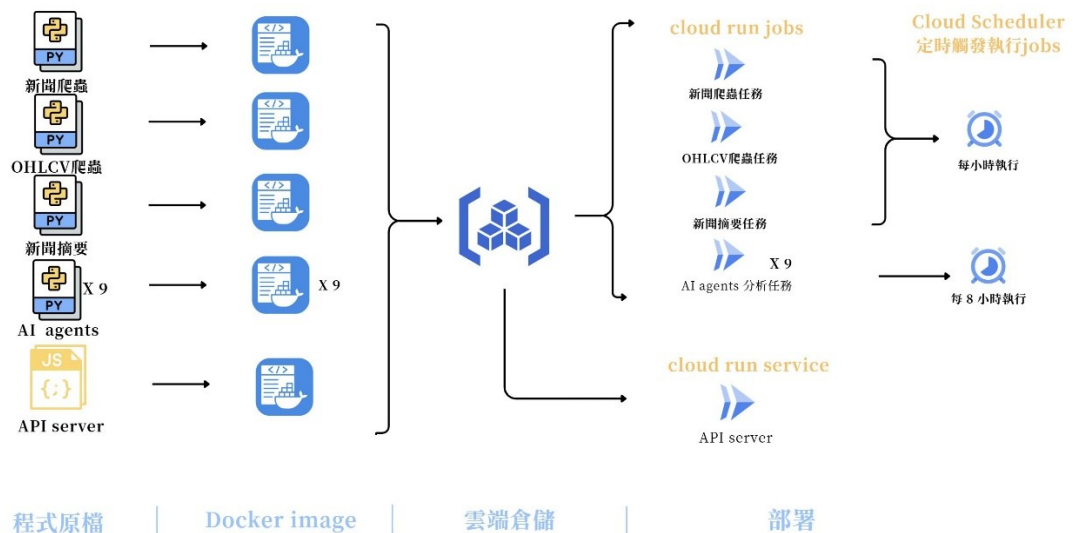
【輸出格式 (務必嚴格遵守)】

(一)走勢判斷：Rise / Fall；

- (二)新聞摘要：用 2-3 句話整理消息面整合的內容，不提技術面；
- (三)投資建議：依最終方向給出短線可執行建議。

四、雲端部署與自動化架構

圖 3：雲端部署流程架構圖



為實現系統的高可用性與可擴展性，本專案全面採用雲端原生（Cloud Native）架構與無伺服器（Serverless）架構，利用 Docker 容器技術確保開發與部署環境的一致性。

（一）系統部署於 Google Cloud Platform（GCP），並依功能特性區分為兩類 Cloud Run 執行模式：

- **常駐型服務（Cloud Run Service）**：部署 Express/FastAPI 後端伺服器，負責處理前端請求與 API 回應，具備自動擴縮（Auto-scaling）機制以應對流量變化。
- **任務型服務（Cloud Run Jobs）**：針對爬蟲、資料摘要、智能體分析等批次任務，建立獨立的 Docker Image 並透過 Artifact Registry 管理。此設計確保各分析模組獨立運作，互不干擾。

（二）自動化排程與資料管線（Scheduler & Pipeline）利用 Cloud Scheduler 設定 Cron Job，實現全自動化的資料管線（Data Pipeline）。系統設定為每小時觸發新聞爬蟲與摘要生成，每八小時更新行情數據，無需人工介入即可維持模型數據的即時性。

- (三) 資料儲存方案(Supabase)資料層採用 Supabase(基於 PostgreSQL)作為核心資料庫，負責儲存原始爬蟲數據、Agent 分析結果及系統日誌。透過 REST API 的整合，雲端爬蟲任務可直接將清洗後的數據寫入資料庫，供後端 API 即時調用，實現了從資料採集到前端呈現的無縫串接。

五、使用者介面設計與前端工程

圖 4：本專案系統介面設計



為確保「交易輔助系統」的分析結果能被使用者直觀且高效地讀取，本研究在前端工程上導入了現代化的 UI/UX 設計原則。系統介面不僅追求視覺上的科技感，更著重於資訊架構的梳理，旨在降低高頻交易環境下的認知負荷。

(一) 設計理念與視覺語彙

1. 沉浸式未來感視覺 (Immersive Futuristic Aesthetic)：介面採用深色系 (Dark Mode) 作為基底，這不僅符合專業交易軟體的主流配置以減輕長時間盯盤的視覺疲勞，更搭配紫色光暈 (Purple Glow) 與幾何動態背景，營造具備科技感的沉浸式體驗。元件設計引入「玻璃擬態 (Glassmorphism)」材質，透過透明度與模糊效果的堆疊，創造出視覺上的層次深度。
2. 層級化的資訊架構 (Hierarchical Information Structure)：為解

決資訊超載問題，本系統嚴格定義了視覺優先權。透過字級大小、色彩飽和度、透明度變化及適度的留白，引導使用者的視線流動。關鍵決策資訊（如 AI 建議、風險係數）被賦予最高的視覺權重，次要資訊則以較低對比度呈現，建立清晰的閱讀順序。

3. **模組化卡片設計 (Modular Card-based UI)**：採用卡片式設計 (Card-based Layout) 將複雜的市場數據解構為獨立模組。幣價走勢、AI 分析、情緒指標等資訊各自封裝於獨立卡片中，使用者可一眼掌握市場全貌，同時保持介面的整潔與擴充彈性。

(二) 前端技術架構

前端開發採用元件化思維，以確保程式碼的可維護性與迭代效率。

1. **核心框架**：基於 React 框架並結合 TypeScript 強型別語言進行開發，利用其嚴格的型別檢查機制減少運行時錯誤 (Runtime Errors)。開發環境選用 Framer，除了加速 UI 組件的構建，更可快速打造接近實際產品的互動原型。
2. **非同步資料串接**：前端透過 fetch() API 與後端微服務進行通訊。系統採用非同步處理機制 (Asynchronous Processing)，在等待後端 AI 分析或資料庫查詢的回傳結果時，介面仍能保持流暢互動。

(三) 動態資料視覺化與即時更新

針對加密貨幣市場瞬息萬變的特性，前端實作了多層次的資料更新機制，確保資訊的即時性 (Real-time Availability)。

1. **即時行情同步**：系統整合第三方 CoinGecko API 獲取即時幣價與漲跌幅數據。實作上採用輪詢機制 (Polling)，透過 setInterval 設定固定的更新週期，確保使用者看到的價格資訊與市場保持高度同步。
2. **專業級走勢圖表**：為提供習慣看盤的交易者熟悉的分析介面，系統以 iframe 嵌入方式整合 TradingView 圖表庫。此方案兼具系統穩定性與高度可讀性，並保留了專業的技術指標繪圖功能。
3. **AI 決策與情報呈現**：前端透過 REST API 呼叫後端分析服務，將「新聞摘要」、「多智能體預測結果」等運算密集型資料，轉化為易讀的文字與圖表呈現於 UI 卡片中，實現後端複雜邏輯的前端可視化。

(四) 響應式佈局策略

考量到交易者可能在不同場景下使用本系統，前端採用響應式網頁設計（RWD），針對不同裝置尺寸最佳化資訊呈現方式：

1. **行動裝置端 (Mobile View)：**採用「單欄縱向佈局 (Single-column Layout)」，強調操作的便捷性與核心資訊的可讀性，確保使用者在移動行進間也能快速獲取關鍵市場訊號。
2. **桌面/平板端 (Desktop/Tablet View)：**採用「多欄式佈局 (Multi-column Layout)」，充分利用螢幕寬度提升資訊密度。左右分欄的結構使使用者能在同一畫面中同時對照「技術走勢」與「AI 分析建議」，支援更深度的市場研判。

肆、數據結果與討論

消息面代理 (News Sentiment Agents)	
Agent 分類	模型準確率
情緒判斷 (Emotion Agent)	51.56%
KOL 人物影響力 (KOL Agent)	此部分輸出為影響力係數，非準確率。
宏觀經濟 (Macro Agent)	52.39%
市場信任度 (Trust Agent)	53.55%

表 1：消息面代理之準確率結果

技術面代理 (Technical Analysis Agents)	
Agent 分類	模型準確率
量價趨勢 (OHLCV Agent)	62.16%
風險評估 (Risk Agent)	55.16%

表 2：技術面代理之準確率結果

決策整合模型設計		
消息面整合 (News Aggregate Agent)	Precision(Rise)	59.15%
	Recall(Rise)	70.50%
	F1 score(Rise)	64.12%
	樣本準確率	58.04%
技術面整合 (Technical Aggregate Agent)	Precision(Rise)	58.04%
	Recall(Rise)	73.00%
	F1 score(Rise)	65.12%
	樣本準確率	69.59%
最終整合 (Final Agent)	模型準確率：64.59%	

表 3：決策整合模型設計之準確率結果

本章節旨在系統性檢視多代理協作系統在比特幣市場預測任務之效能。本研究將依序探討消息面與技術面子代理之獨立表現，並深入分析整合模型如何透過權重分配與決策邏輯合成機制，有效提升預測的準確度與穩健性。

一、消息面代理之效能分析：異質資料的挑戰與整合

在消息面分析層面，本研究部署情緒判斷、宏觀經濟及市場信任度等子代理。如表 1 所示，單一子代理之預測準確率普遍落在 51%至 53%之間。首先，就單一模型之侷限性而言，情緒判斷代理(51.56%)與宏觀經濟代理(52.39%)

之低準確率反映非結構化文本固有之高度雜訊特性。僅依賴單一層面之資訊解讀（例如僅考量新聞情緒）難以全面捕捉市場複雜動態，極易受短期雜訊干擾而產生誤判。

然而，當引入「消息面整合代理（News Aggregate Agent）」後，系統準確率顯著提升至 58.04%，且針對「上漲（Rise）」類別之召回率（Recall）達到 70.50%，展現出整合架構之實質綜效。此結果顯示，儘管單一資訊來源之訊號強度微弱且離散，但透過多維度資訊融合機制，模型能有效過濾雜訊並強化訊號識別能力。該整合代理在捕捉市場顯著上漲趨勢時表現尤為優異，顯示多代理協作架構在處理複雜金融情境時具備「群體智慧」之優勢，能夠從異質且雜訊化的非結構化文本中萃取出具預測價值之市場訊號。

二、技術面代理之效能分析：量化指標的預測優勢

相較於消息面分析，技術面代理展現出顯著較高之基礎預測能力。如表 2 所示，量價趨勢代理（OHLCV Agent）單獨運作即可達到 62.16%之準確率，較消息面子代理高出約 10 個百分點，此結果證實在短期價格預測任務中，歷史價格與成交量數據仍具備較強之自相關性與預測能力。結構化數據之穩定性與可量化特性，使技術面分析在處理時序金融數據時，其結果顯著優於消息面模型。

儘管風險評估代理（Risk Agent）之獨立準確率僅達 55.16%，但其在「技術面整合代理（Technical Aggregate Agent）」中扮演關鍵之過濾與驗證角色。整合後之技術面模型準確率大幅躍升至 69.59%，F1 Score 達到 65.12%，較單一量價趨勢代理提升 7.43 個百分點。此顯著提升並充分驗證了風險因子之互補價值：將「趨勢訊號」與「風險狀態評估」結合，能有效剔除高波動環境下之假突破訊號（False Breakout），並強化模型對真實趨勢轉折點之識別能力。這種「雙重驗證機制」不僅提高了預測精確度，更大幅提升決策穩健性，充分體現多代理協作系統在複雜金融場景中透過互補性資訊整合所產生之協同效應。

三、最終整合模型與人機協作之價值

最終整合代理（Final Agent）結合消息面與技術面之綜合訊號，取得 64.59%之總體準確率。值得深入討論的是，最終整合模型之準確率（64.59%）略低於純技術面整合模型（69.59%），此現象在機器學習領域中屬於常見之「準確率

與穩健性權衡 (Accuracy-Robustness Trade-off)」。當引入高變異性之非結構化資料 (如新聞文本) 與結構化量化特徵 (如技術指標) 進行融合時, 高雜訊資料可能稀釋強特徵之統計顯著性, 導致整體準確率出現邊際下降。

然而, 本專案之核心價值定位並非單純追求數值上之最高準確率, 而是建構「兼具可解釋性之智慧決策支援系統」。純技術指標模型雖具備較高預測準確性, 卻本質上屬於「黑盒子系統」, 無法闡釋市場波動背後之經濟邏輯與因果機制。相對地, 最終整合模型雖在準確率上作出適度妥協, 但其能提供完整之決策敘事邏輯 (包含新聞摘要與投資建議), 有效補足技術指標分析所欠缺之市場背景脈絡與基本面資訊。此種「可解釋性優先」之設計理念, 對於「人機協作 (Human-AI Collaboration)」模式下之使用者驗證、風險評估與策略調整至關重要。透過同步輸出「信心機率」與「推論理由」, 系統使交易者能夠進行二次驗證與邏輯檢核, 而非盲目依從 AI 判斷, 真正實現「AI 作為增強決策工具, 而非決策替代者」之人機協作願景。

四、數據標註與驗證方法

為確保多智能體系統輸出結果之可靠性, 本研究採用歷史回測 (Historical Backtesting) 方法對 LLM 生成之標籤進行系統性驗證。此驗證機制旨在檢核各代理人對市場趨勢判斷之準確性, 並作為模型效能評估之客觀依據。

(一) 標籤定義與時間基準

本研究將每則新聞或技術數據點標註為「上漲 (Rise)」或「下跌 (Fall)」標籤。標籤判定之時間基準設定為: 以新聞發布日期或技術指標計算日期為 t 日, 將該日之收盤價與前一日 ($t-1$ 日) 收盤價進行比較。若價格上漲 (t 日收盤價 $>$ $t-1$ 日收盤價), 則標註為「Rise」; 若價格下跌 (t 日收盤價 $<$ $t-1$ 日收盤價), 則標註為「Fall」。此設計確保標籤反映短期市場即時反應, 符合本系統輔助短線交易決策之定位。

(二) 驗證流程與方法

驗證流程採用「標籤-實際走勢比對」機制, 具體步驟如下:

1. **歷史數據回溯:** 針對每一筆 LLM 分析之數據點 (包含新聞事件或技術指標時序), 系統自動擷取該時間點對應之歷史價格資料,

包含 t-1 日與 t 日之 OHLCV（開盤價、最高價、最低價、收盤價、成交量）完整資訊。

2. **趨勢判定：**計算 t 日與 t-1 日收盤價之價格變動方向。若 $\Delta P = P(t) - P(t-1) > 0$ ，則實際走勢判定為「Rise」；若 $\Delta P < 0$ ，則判定為「Fall」。
3. **標籤一致性檢驗：**將 LLM 輸出之預測標籤與實際價格走勢判定結果進行逐一比對。若預測標籤與實際走勢一致（例如，LLM 預測「Rise」且實際價格確實上漲），則該筆預測判定為正確；反之則判定為錯誤。
4. **準確率計算：**針對每個代理人（如 Emotion Agent、OHLCV Agent 等）及整合模型（如 News Aggregate Agent、Final Agent），分別統計正確預測筆數與總預測筆數之比值，以此計算準確率（Accuracy）。準確率計算公式如下：

$$\text{準確率(Accuracy)} = \frac{\text{正確預測筆數}}{\text{總預測筆數}} \times 100\%$$

（三） 驗證方法之優勢與限制

本驗證方法之主要優勢在於**完全依賴歷史實證數據**，避免主觀判斷介入，確保評估結果之客觀性。透過自動化比對機制，系統能針對數百筆歷史數據點快速完成驗證，提升研究效率。此外，此方法能夠**分層評估**各子代理與整合代理之獨立效能，有助於識別系統中表現較弱之模組，為後續優化提供明確方向。

然而，此方法亦存在若干限制。首先，**時間窗口設定**（t-1 日至 t 日）僅反映極短期價格變動，可能無法完全捕捉新聞事件之中長期影響。其次，加密貨幣市場具有高度隨機性與雜訊特性，單日價格波動可能受多重因素交互影響，導致**因果關係難以精確歸因**。最後，本方法假設價格變動可作為新聞或技術訊號之有效驗證標準，但實務上市場反應可能存在時間延遲（Time Lag）或**預期提前反映**（如市場已於新聞發布前消化利多訊息），此類情境下標籤與實際走勢可能出現不一致，但此不一致未必代表模型判斷錯誤。

儘管存在上述限制，本驗證方法仍為現階段最具可操作性之客觀評估方案，其所得之準確率數據可作為系統效能之重要參考指標。

伍、結論

一、研究總結與貢獻

本專案成功建構一套基於多智能體協作（Multi-Agent Collaboration）架構之加密貨幣交易輔助系統，有效回應當代金融市場中「資訊過載」與「決策碎片化」之雙重挑戰。本研究在學術與實踐層面之貢獻可歸納為以下兩點。

首先，在全自動化混合分析架構之實現方面，本研究驗證結合「非結構化輿情分析」與「結構化技術指標」之可行性與有效性。透過雲端原生（Cloud Native）之微服務架構設計，系統實現從資料獲取、清洗、特徵萃取到推論輸出之端到端全自動化流程，有效因應交易者無法全天候追蹤市場動態之實際需求。此設計不僅展現技術可行性，更實證 AI 系統在高頻、全天候之金融市場中作為人力輔助工具之實質價值。

其次，在決策品質提升之整合機制方面，實驗數據充分證實，儘管單一 AI Agent 之獨立預測能力有限（消息面子代理準確率僅 51-53%），但透過層級化整合代理（Aggregate Agent）進行元層次分析（Meta-level Analysis），能顯著提升整體預測準確率（技術面整合模型達 69.59%）。此結果印證多代理系統在處理複雜金融決策問題時，透過「分工專業化」與「協同整合」所產生之「群體智慧（Collective Intelligence）」優勢，為複雜金融決策場景中之 AI 應用提供重要實證參考。

二、系統核心價值：可解釋性與人機協作

不同於傳統量化交易模型僅輸出買賣訊號之單向指令模式，本系統強調「可解釋性（Explainability）」作為核心設計原則。在透明推論邏輯層面，系統要求每個 AI Agent 在輸出決策判斷時必須同步提供「信心機率」與「推論理由」，將 AI 決策過程從「黑盒子」轉化為「白盒子」。此設計使系統輸出不僅包含結論，更涵蓋完整之決策推論過程，確保使用者能夠檢視模型判斷依據並驗證其邏輯合理性。

在輔助投資者決策層面，本系統最終產出之投資建議並非意圖取代人類決策，而是扮演「虛擬分析師」角色，提供客觀之第二意見（Second Opinion）。此設計理念體現「增強智能（Augmented Intelligence）」之核心精神：AI 系統不應消弭人類判斷，而應透過提供結構化資訊、邏輯推論與風險提示，強化人

類決策品質。使用者可依據 AI 提供之推論邏輯與市場脈絡進行二次驗證與策略調整，有效規避未經獨立判斷即全然採信系統建議所衍生之系統性風險，真正實現高品質之人機協作（Human-AI Collaboration）。此價值定位超越單純技術指標追求，更關注 AI 系統在實際金融決策場景中之實用性與可信度建構。

三、未來展望

本專題在既定時間與資源條件下，初步建構並驗證多智能體協作系統之技術可行性，然實作過程中亦凸顯若干限制，值得後續研究深入探討。

在資料層面，現階段系統之資料來源相對單一。新聞資料僅採用 Crypto News 平台，可能無法全面反映市場輿情多樣性；技術指標雖涵蓋基礎分析工具，但未整合更多元之市場訊號（如市場情緒指數、社群媒體討論熱度、鏈上交易數據等）。此外，系統目前僅針對比特幣進行分析，對於其他加密貨幣之適用性尚待驗證。未來研究可考慮擴充資料源多樣性，並測試系統於不同幣種之表現差異，以評估架構之通用性。

在模型效能層面，實驗結果顯示消息面代理之預測準確率偏低(51-53%)，接近隨機猜測水準，顯示大語言模型在金融文本情境理解上仍存在挑戰。此現象可能源於：（1）金融市場之內在不確定性，（2）新聞事件與價格反應之時間延遲效應，（3）提示詞設計未能充分激發模型之推理能力。後續研究可嘗試透過更精細之提示詞工程、少樣本學習範例設計，或建立金融領域標註資料集進行模型微調，以提升消息面分析之穩健性。

在系統功能層面，本專題因時間限制，未能實作歷史回測模組與績效評估機制，使用者難以驗證系統長期預測之有效性。此外，系統缺乏個人化調整功能，無法依據不同使用者之風險偏好或投資策略進行客製化設定。未來若欲提升系統實用性，建議優先開發回測功能，並設計使用者友善之參數調整介面，使系統更貼近實務需求。

在技術架構層面，雖然本專題採用微服務設計以提升擴展性，但現階段尚未實際部署自動化監控與異常處理機制，系統穩定性仍有待強化。此外，對外部 API 之依賴性較高（如 Grok、CoinGecko），若第三方服務中斷或政策變更，將直接影響系統運作。未來研究可考慮建立 API 備援方案或自建資料管線，以降低系統對外部服務之依賴風險。

綜上所述，本專題雖已完成多智能體協作系統之原型實作，並透過實驗初

步驗證其可行性，惟在資料完整性、模型精準度、功能實用性與系統穩健性等面向仍存在諸多改進空間。這些限制同時也為後續研究指出明確方向，期待未來能在現有基礎上持續精進，逐步提升系統之價值與應用潛力。

參考文獻

一、中文學術文獻

1. 何非凡. (2021). 以多智能體虛擬市場模型提升強化學習交易策略之泛化性 (國立陽明交通大學).
2. 黃健銘. (2023). 去中心化加密貨幣交易做市機制穩定性和流動性改善之研究 (國立臺北大學).
3. 萬恩福. (2016). 基於微服務架構之即時建模的程式交易系統 (國立政治大學).

二、英文學術文獻

1. Calvaresi, D., Dubovitskaya, A., Calbimonte, J., Taveter, K., & Schumacher, M.I. (2018). Multi-Agent Systems and Blockchain: Results from a Systematic Literature Review. *Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems*.
2. Goodell, J.W., Jabeur, S.B., Saâdaoui, F., & Nasir, M.A. (2023). Explainable artificial intelligence modeling to forecast bitcoin prices. *International Review of Financial Analysis*.
3. Luo, Y., Feng, Y., Xu, J., Tasca, P., & Liu, Y. (2025). LLM-Powered Multi-Agent System for Automated Crypto Portfolio Management. *ArXiv*, *abs/2501.00826*.
4. Singhi, A. (2025). An Adaptive Multi Agent Bitcoin Trading System. *ArXiv*, *abs/2510.08068*.
5. Liu, C., Arulappan, A., Naha, R.K., Mahanti, A., Kamruzzaman, J., & Ra, I. (2024). Large Language Models and Sentiment Analysis in Financial Markets: A Review, Datasets, and Case Study. *IEEE Access*, *12*, 134041-134061.

三、中文網路資料

1. AI 輿情分析新招！用大型語言模型快速掌握關鍵網路風向，化亂為準的筆記術，<https://big-data.com.tw/blog/2025-04-10-tap-into-public-sentiment-fast-powered-by-llm>（最後瀏覽日：2025 年 12 月 10 日）。
2. TradingAgents：多智能體 LLM 金融交易框架，<https://quant-wiki.com/ai/aiquant/TradingAgents/>（最後瀏覽日：2025 年 12 月 10 日）。

四、英文網路資料

1. Multi-Agent Trading System — How AI Builds Autonomous Investment Strategies. Medium, <https://medium.com/@ako74programmer/multi-agent-trading-system-how-ai-builds-autonomous-investment-strategies-ffda1383607a> (last visited Dec. 10, 2025).
2. How to Build an AI Crypto Trading Bot, <https://www.coingecko.com/learn/build-ai-crypto-trading-bot> (last visited Dec. 10, 2025).
3. From Trading Bot to Trading Agent: How to Build an AI-based Investment System. Medium, <https://medium.com/@gwrx2005/from-trading-bot-to-trading-agent-how-to-build-an-ai-based-investment-system-313d4c370c60> (last visited Dec. 10, 2025).
4. crypto-sentiment-with-llms: Extract crypto market signal from news using Python and LLMs. GitHub, <https://github.com/Paulescu/crypto-sentiment-with-llms> (last visited Dec. 10, 2025).
5. TradingAgents: Multi-Agents LLM Financial Trading Framework. GitHub, <https://github.com/TauricResearch/TradingAgents> (last visited Dec. 10, 2025).

小組分工表

組員	工作項目
11173105 資科四 A 李皓文	1. 前端設計及製作 2. 投影片設計及編排 3. 影片錄製
11173130 資科四 A 李彥儒	1. AI agent 設計及模型訓練 2. 整體實作流程架構設計 3. 影片剪輯 4. AI agent 架構圖設計
11173139 資科四 A 黃佑嘉	1. 摘要程式開發 2. 整體內容統整 3. 報告書內容撰寫及編排
11173281 資科四 B 溫立行	1. 系統架構 2. ETL 及後端開發 3. 雲端部署 4. 海報及架構圖設計