國立勤益科技大學工業工程與管理系

114 學年度實務專題競賽

應用類神經網路進行台股加權指數預測

Application of Neural Networks for Forecasting the Taiwan Stock Exchange Weighted Index

摘　要

本研究旨在建構一套結合系統動力學（System Dynamics, SD）與類神經網路（Artificial Neural Network, ANN）之混合式預測模型，以提升對台灣加權股價指數（TAIEX）之變動趨勢掌握與預測精度。首先，透過系統動力學方法建構反映股市結構特性之動態因果迴圈模型，納入利率、通膨率、外資動向、交易量等關鍵變數，以模擬其間之交互作用與回饋機制，探討市場系統內部的結構性動態行為。

隨後，基於歷史股價與相關經濟指標數據，運用類神經網路進行訓練與學習，捕捉非線性資料特徵，強化模型之預測能力。本研究以 MATLAB 為主要建模與分析工具，先行由 SD 模型提供系統邏輯架構與模擬輸出，再將相關資料導入 ANN 模型進行優化與預測分析。

本研究結果顯示，本混合模型在短期與中期預測台股指數方面具備良好之擬合度與穩定性，台美市場的準確度約 67%，台與亞洲市場的準確度約 52%，顯著優於單一模型(約 50%)預測表現。為了提升投資人對台股市場趨勢的判斷能力，降低投資風險，並透過較準確的股價預測結果，協助投資人更快速掌握進出場時機，以提高投資報酬與決策效率。此一整合方法不僅可作為投資決策輔助之參考依據，亦為未來金融市場預測模型發展提供理論與實務上之貢獻。

關鍵字：系統動力學；類神經網路；台股指數；混合模型

Abstract

This study aims to develop a hybrid forecasting model integrating System Dynamics (SD) and Artificial Neural Networks (ANN) to improve the prediction accuracy and trend analysis of the Taiwan Capitalization Weighted Stock Index (TAIEX). First, a dynamic causal loop model based on System Dynamics is constructed to represent the structural dynamics of the stock market. Key variables, including interest rates, inflation, foreign institutional investor activity, and trading volume, are incorporated to simulate their interactions and feedback mechanisms, thereby analyzing the system dynamics of the market.

Subsequently, historical stock price data and relevant economic indicators are used to train the ANN model to capture nonlinear patterns in the data and improve forecasting performance. MATLAB is used as the primary platform for model development and analysis. The SD model first provides the system structure and simulation outputs, which are then used as inputs to the ANN model for optimization and predictive analysis.

The empirical results indicate that the proposed hybrid model demonstrates strong stability and forecasting performance in short- and medium-term stock index prediction. The prediction accuracy achieves approximately 67% for the Taiwan–U.S. market scenario and approximately 52% for the Taiwan–Asian market scenario, outperforming single-model approaches, which achieve around 50% accuracy.

To enhance investors' ability to identify market trends and reduce investment risk, the proposed model provides more accurate forecasting results to support better entry and exit timing decisions, thereby improving investment returns and decision-making efficiency. This integrated approach serves as a valuable decision-support tool and contributes to both the theoretical and practical development of financial market forecasting models.

Keywords: System Dynamics; Artificial Neural Networks; TAIEX; Hybrid Model

第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

台灣股票市場（台股）作為國內重要的金融市場之一，其指數變動直接反映經濟景氣與投資人信心。由於股市受多重因素影響，包括國內外經濟數據、政策變動、國際市場波動以及投資人行為等，造成股價波動呈現高度非線性與複雜性。傳統的時間序列分析方法難以完全捕捉這些複雜的動態關係，因此在股市預測領域，結合先進的建模方法成為趨勢。

另外隨著全球金融市場逐漸朝向高頻化、國際化與資訊化發展，台灣股市作為出口導向型經濟的重要指標，對外部環境具有高度敏感性。特別是在美國利率政策、國際能源價格、地緣政治風險等因素影響下，台股波動幅度往往加劇。這些外在變數與內在市場情緒交織，使得台股呈現高度非線性與複雜的動態特徵。傳統的時間序列統計方法，如整合移動自回歸模型(ARIMA)、廣義自迴歸條件異方差模型(GARCH) 雖具一定解釋力，卻難以捕捉投資人情緒與突發事件對市場的即時影響，導致預測力不足。

系統動力學（System Dynamics, SD）作為一種模擬複雜系統內部結構與反饋機制的工具，能夠有效描述股市中的因果關係與系統行為；類神經網路（Artificial Neural Networks, ANN）具備強大的非線性映射能力，適合於挖掘大量歷史數據中的潛在規律，提升預測精度。

另一方面，隨著人工智慧與大數據分析的快速進展，金融市場的預測工具已逐步由「經驗導向」轉向「數據驅動」。其中，系統動力學（System Dynamics, SD）強調因果迴路與回饋機制，適合解釋市場中結構性的交互作用；而類神經網路（Artificial Neural Network, ANN）則具備處理非線性與高維度數據的能力，能有效發掘潛在規律。因此，結合 SD 的結構優勢與 ANN 的運算能力，能夠在理論解釋與實務應用間取得平衡，成為本研究的主要動機。

綜合兩者的優勢，結合系統動力學的結構性分析與類神經網路的數據驅動預測，對台股指數進行更準確的預測，有助於投資決策與風險管理。

1.2 研究目的

本研究旨在結合系統動力學與類神經網路兩種方法，提升台股指數的預測準確性與可靠性。

首先，透過系統動力學建立台股市場中各關鍵變數間的因果關係與反饋機制，深入理解其內部動態結構。接著，利用類神經網路對歷史股價及相關經濟指標進行訓練，以捕捉資料中的非線性特徵與趨勢。研究將探討如何有效整合這兩種方法，期望透過混合模型提升預測效果，並比較各模型在台股指數預測上的表現。

目的在於建構一個混合式股市預測模型，將 SD 的「系統結構模擬」與 ANN 的「數據學習能力」進行整合，達到：

1. 改善單一模型在準確性與穩定性上的不足。
2. 針對不同時間尺度（短期、中期）提供更具彈性的預測能力。
3. 在研究上建立一套可驗證的跨領域方法

論，於實務上則提供投資決策與風險控管的依據。

最終藉由精準的預測結果，為投資人與金融機構提供實用的決策參考，協助降低投資風險，提升投資效益。

1.3 研究範圍

本研究聚焦於運用大數據技術與 MATLAB 平台，結合系統動力學與類神經演算法，對台灣加權股價指數（TAIEX）進行預測分析。研究將以台股為核心，選取 2015 年至 2026 年間的歷史資料作為主要資料來源，涵蓋總體經濟指標、技術指標與市場情緒等多重維度的變數，期望藉由大數據的多樣性與廣度提升模型的準確性與代表性。

在建模方面，本研究將以系統動力學分析市場結構中各影響因子的動態關聯與反饋機制，並透過 MATLAB 所內建的深度學習工具箱與演算法模組，實現類神經網路的訓練與預測功能。資料處理與建模過程均於 MATLAB 平台上進行，涵蓋資料清理、特徵選擇、模型訓練與視覺化分析等步驟。

1.4 研究貢獻

本研究期望的貢獻可分為四方面：

1. 學術貢獻：透過 SD 與 ANN 的整合
2. 補足傳統股市模型僅能描述「數據結果」卻難以解釋「因果結構」的缺陷。
3. 實務應用：提供金融機構與投資人一套可操作的決策工具，提升投資效益並降低系統性風險。
4. 政策模擬：可作為政府進行金融政策與資金流動管控之輔助模型，評估不同政策組合對股市的潛在影響。

1.5 研究架構

本研究計劃共分為五章節，內容重點簡述如下並繪製圖 1 研究架構圖：

第一章 緒論：

介紹研究背景與研究動機、研究目的以及研究架構。

第二章 文獻探討：

針對本研究目的與研究方法來蒐集相關文獻探討及回顧。

第三章 研究方法與操作步驟：

說明本研究所採用的研究方法與操作流程，包含資料來源、MATLAB、相關係數、混淆矩陣，並說明軟體工具（如 MATLAB）之使用方式與參數設定。

第四章資料分析與測試結果：

詳細分析台股與美股及其他國家的股價指數關係，及相關預測圖形趨勢和計算彼此之間的關係。

第五章 結論與建議：

研究模型於台股指數預測之可行性與貢獻，並就研究過程中之限制進行檢討，最後提出未來研究方向與應用建議，供後續研究者與實務應用者參考。

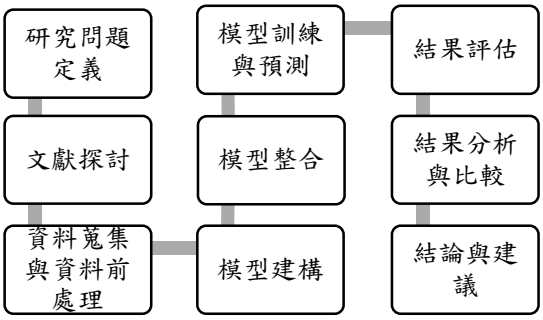


圖 1 論文架構圖

1.6 研究限制

1. **資料限制：**
   本研究使用 2015 年至 2026 年之歷史資料，可能無法完全反映未來極端事件或市場結構變化，影響模型之預測能力。

2. **變數選取限制：**
   雖納入利率、通膨率、外資動向與交易量等變數，但仍可能遺漏其他重要影響因素，進而影響模型表現。

3. **模型整合限制：**
   本研究採 SD 與 ANN 之單向整合(SD 輸出作為 ANN 輸入)，尚未建立雙向回饋機制，對系統互動之描述仍有限。

4. **模型與評估限制：**
   模型建構過程涉及簡化假設，且評估主要以預測準確度為主，未納入實際投資績效指標，應用上仍有侷限。

第二章 文獻探討

2.1 系統動力學相關理論與應用

2.1.1 理論基礎

系統動力學（System Dynamics, SD）為一種用以分析複雜系統行為之建模與模擬方法，最早由麻省理工學院之 Jay W. Forrester 於 1950 年代提出，原先應用於企業與產業管理，後逐漸擴展至環境、生態、政策制定、教育、醫療與金融等領域。

系統動力學的核心精神在於**以系統思維視角**建構整體模型，強調系統中各變數之間的**因果關係、延遲效應、回饋機制**與**非線性互動**。其模型主要由正回饋（Reinforcing Loop）與負回饋（Balancing Loop）所構成，用以解釋動態行為背後的結構性因素。

在模型實作上，常透過因果回饋圖（Causal Loop Diagram, CLD）**與**存量與流量圖（Stock and Flow Diagram, SFD）描繪系統結構，並藉由數學微分方程式進行模擬分析。此方法有助於掌握系統長期行為趨勢，並能於政策測試與決策支持系統（DSS）中提供有力工具。

2.1.2 系統動力學的應用領域

系統動力學廣泛應用於多個領域，包括：

1. **產業與經濟模擬**：如供應鏈管理、價格調控、景氣循環等，用於優化價值鏈的韌性，在微觀經濟與企業管理層面，系統動力學主要用於解決非線性波動問題。
2. **公共政策與能源**：模擬政策實施的長期影響；
3. **環境與永續發展**：分析資源耗竭與污染問題；
4. **健康與醫療系統**：如疫情傳播與醫療資源配置等。

其在金融市場的應用雖相對較新，但亦逐漸受到重視，特別適用於探索**市場心理預期、政策干預、資金流動**等系統性互動行為。

表 1 應用領域

應用	
供應鏈長鞭效應	透過模擬訂單處理與庫存傳遞的延遲，分析資訊不透明如何導致供應鏈上下游的劇烈波動，進而制定平滑化策略。
研發與創新擴散	模擬新產品從進入市場、口碑效應到飽和階段的動態過程（如 Bass Diffusion Model），幫助企業預測市場占有率。
景氣循環與結構轉型	分析投資開支、資本存量與勞動力市場之間的互動，探討產業政策如何引發長期的經濟波動

2.2 類神經網路基本原理與應用

2.2.1 理論基礎

類神經網路（Artificial Neural Networks, ANN）為一種受生物神經系統啟發而建立的非線性映射模型，透過**大量樣本資料的學習與權重調整**，實現對複雜系統之自我學習與模式辨識能力。其主要結構由三層組成，包括：

1. **輸入層（Input Layer）**：負責接收外部資料輸入；
2. **隱藏層（Hidden Layer）**：進行特徵提取與非線性轉換；
3. **輸出層（Output Layer）**：給出最終預測或分類結果。

ANN 通常透過反向傳播演算法（Backpropagation, BP）來修正權重，以最小化預測誤差，並具有良好的函數逼近能力。在訓練過程中，系統會自動調整內部參數，以適應資料中所隱含之規律。

2.2.2 模型架構與特性

類神經網路具有下列關鍵特性，說明其適用於金融資料處理的原因：

1. **自學習能力（Self-Learning）**：透過大量歷史資料進行訓練，不需明確指定變數之間的數學關係；
2. **容錯能力（Fault Tolerance）**：部分輸入或權重擾動不致使預測完全失效；
3. **非線性處理能力**：可擬合任意複雜的非線性函數；
4. **泛化能力（Generalization）**：能夠預測未見過的輸入資料（若訓練良好且未過擬合）；
5. **適應性（Adaptability）**：可持續更新模型以反映新市場環境與特徵變化。

2.2.3 類神經網路在金融市場的應用

ANN 的應用早期多集中於模式識別與非線性回歸，隨著深度學習的發展，RNN、LSTM 以及 CNN-LSTM 等混合架構逐漸成為時間序列預測的主流。特別是 LSTM，因能有效捕捉長期依賴性而被廣泛應用於金融預測。

由於金融市場數據具有高度非線性、非平穩性與雜訊干擾特性，ANN 被廣泛應用於下列任務：

1. **股價與指數預測**：根據歷史收盤價、成交量、技術指標進行未來價格趨勢預測
2. **事件驅動分析**：辨識政策、利多利空消息對市場走勢的影響模式
3. **技術分析輔助**：學習技術指標間的隱含邏輯與預測意涵
4. **交易策略評估**：藉由模擬 ANN 輸出的買賣訊號與實際報酬之關係，評估投資策略有效性

5. **高頻交易資料分類與風險警示**：例如即時辨識價格異常、買賣牆、閃電崩盤訊號

如 Zhangetal.（1998）指出，ANN 對於具有複雜內部結構與交互作用的資料特別有效，尤其當傳統統計方法（如 ARIMA、線性迴歸）無法擬合真實趨勢時，ANN 提供了更具彈性的預測方式；Fischer & Krauss（2018）使用 LSTM 模型預測 S&P 500 的股票報酬，結果顯示其準確度顯著高於傳統隨機森林與邏輯迴歸模型。此一進展說明深度神經網路在處理金融數據時，具有優勢的模式辨識與泛化能力。

2.2.4 類神經網路與系統動力學之整合運用

儘管 ANN 具備強大預測能力，但其「黑箱」特性常遭詬病，難以解釋預測背後的因果邏輯；反觀系統動力學雖具解釋力與結構性優勢，卻常缺乏準確度與資料即時性。因此，兩者結合成為一種具潛力的**混合預測模型（Hybrid Forecasting Model）**：

表 2 模型組合

模型組合	特點	應用案例
SD + ANN	結構性解釋力 + 高精度預測	預測政策干預下的股市波動、模擬不同政策參數對報酬率之影響
ANN 模型輸出餵入 SD 模型	ANN 提供短期預測數據，SD 模擬長期效果	投資策略模擬、資金流動模擬

2.4. LSTM 的基本框架

輸入：當前時間步的輸入。

隱藏狀態：表示當前時間步的輸出，同時作為下一個時間步的輸入。

記憶單元：儲存過去信息的內部狀態。

2.4.1 LSTM 的門控機制

1.**遺忘門（Forget Gate）**：這個門決定了該單元「遺忘」多少信息。它查看當前的輸入和前一時間步的隱藏狀態，並生成一個 0 到 1 之間的數字，來控制遺忘多少信息。

2.**輸入門（Input Gate）**：決定了當前的輸入有多少信息需要被寫入到記憶單元中。它包括兩個部分：計算當前輸入的更新信息（新記憶）新記憶單元的狀態。

3.**輸出門（Output Gate）**：輸出門決定了哪些信息將從記憶單元中被輸出。根據記憶單元的內容和當前的輸入，輸出門將產生下一個隱藏狀態。

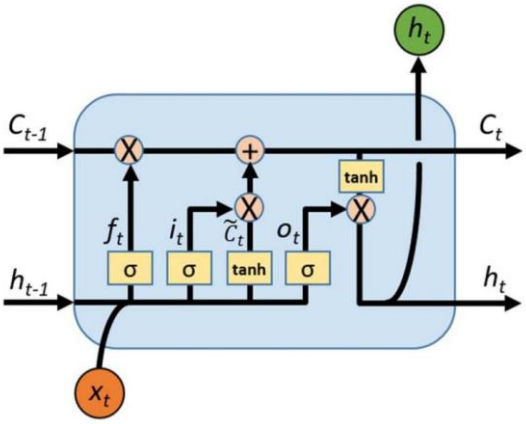


圖 2 LSTM

2.4.2 LSTM 在股市預測中的應用

在股市預測中，LSTM 的優勢體現在以下幾個方面：

1.**處理非線性**：股市數據通常包含非線性關係，LSTM 可以自動學習這些複雜的非線性模式。

2.**捕捉時間依賴性**：股市走勢具有強烈的時間依賴性，過去的市場數據會影響未來的走勢。LSTM 可以記住這些過去的信息，並將其用於未來預測。

3.**適應市場波動**：LSTM 可以處理股市中的波動性，並隨著時間推移不斷調整權重。

2.5 ARIMA+LSTM 預測股價時間序列

ARIMA + LSTM 是一種結合統計方法與深度學習技術的股價時間序列預測模型，ARIMA 模型擅長處理資料中的線性趨勢與季節性模式，能有效捕捉股價的穩定變化，而 LSTM 是一種深度學習模型，能記憶長期資訊並處理非線性特徵，適合用來分析股價中的突變與波動，兩者結合時通常先用 ARIMA 模型預測股價中的線性部分，再將預測誤差（殘差）交由 LSTM 學習其中的非線性成分，最後將兩者的預測結果加總，得到更準確的預測，這種混合模型能兼顧趨勢與波動的預測能力，在金融市場中具有較高的應用價值，但建模與調整較為複雜，需謹慎設計與驗證。

2.5.1 情緒分析(FinBERT)+LSTM 預測美股漲跌

情緒分析（FinBERT）結合 LSTM 模型是一種用於預測美股漲跌的混合方法。FinBERT 是一種專門針對金融文本訓練的語言模型，能夠從新聞、財報或社群媒體中提取市場情緒，例如正面、負面或中立的情緒分數，這些情緒指標與歷史股價及技術數據一起作為特徵輸入到 LSTM 模型中，LSTM 擅長處理時間序列數據，能捕捉股價隨時間變化的趨勢和波動，結合情緒分析與時間序列模型，可以更全面地反映市場的理性與非理性因素，提高對股價漲跌的預測準確度。此方法在美股市場尤其有效，但需注意新聞數據與價格時間點的精確對齊，以及模型訓練過程中的資料完整性與過擬合問題。

2.5.2 CNN+LSTM+技術指標預測台股走勢

CNN + LSTM 結合技術指標的模型是一種用於預測台股走勢的混合深度學習方法。從歷史股價資料中計算各種技術指標，如移動平均線、RSI、MACD 等，這些指標與原始股價數據一起作為模型輸入，卷積神經網路（CNN）負責擷取資料中的局部特徵與價格變化模式，例如短期的突破訊號或波動趨勢，接著長短期記憶網路（LSTM）處理這些特徵的時間序列變化，學習過去價格與指標之間的長期依賴關係，最終模型可預測未來台股的漲跌趨勢或價格變動。這種結構能同時考量短期訊號與長期趨勢，適合應對台股市場的複雜波動，但建模過程需謹慎處理技術指標選擇與模型參數調整，以確保預測的準確性與穩定性。

2.6 相關係數與混淆矩陣

2.6.1 相關係數的公式

$$\gamma xy = \frac{\sum(\mathrm{Xi} - \bar{x})(\mathrm{Yi} - \bar{y})}{\sum(\mathrm{Xi} - \bar{x})^2 * \sum(\mathrm{Yi} - \bar{y})^2}$$

Xi,Yi：第 i 筆觀測值（例如某一天的收盤價與開盤價）

$\bar{x}$、$\bar{y}$：各變數的平均值

n：樣本數

相關係數 γ 的數值範圍為：

$$-1 \leqq \gamma \leqq 1$$

γ =1：完全正線性關係（同步上升）

γ =-1：完全負線性關係（完全反向）

γ =0：無線性關係

在股市分析中，若兩資產相關係數接近 1，表示其價格走勢高度同步；若接近 -1，則表示走勢相反。

MATLAB 中使用的程式碼：

corrcoef(X)

等於以下計算：

$$\gamma = \frac{cov(X,Y)}{\text{бxбy}}$$

2.6.2 混淆矩陣的概念

混淆矩陣的橫軸代表模型的預測結果（Predicted Labels），

縱軸代表實際的真實結果（Actual Labels）。

表 3 混淆矩陣結構

	預測正類	預測負類
實際正類	TP	FN
實際負類	FP	TN

TP（True Positive）：實際上漲且預測為上漲

TN（True Negative）：實際下跌且預測為下跌

FP（False Positive）：實際下跌但預測為上漲（誤判）

FN（False Negative）：實際上漲但預測為下跌（漏判）

1.準確率（Accuracy）

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}$$

意義：

衡量模型整體預測正確的比例，是最直觀的評估指標。

2.精確率（Precision）

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

意義：

在所有「預測為上漲」的結果中，有多少是真正上漲，用於衡量預測的可信度。

3.召回率（Recall）

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

意義：

在所有實際上漲的情況中，有多少被成功預測，用於衡量模型的捕捉能力。

4.F1-score

$$F1 = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

意義：

Precision 與 Recall 的調和平均，用於平衡「誤判」與「漏判」的問題。

矩陣中的每一個格子，皆對應模型在特定分類下的預測次數：

1.對角線上的數值(True Positive, True Negative 等）：

表示模型預測正確的次數。

2. 非對角線上的數值（False Positive, False Negative 等）：

則代表模型預測錯誤的情況。

第三章 研究方法與操作步驟

3.1 研究流程

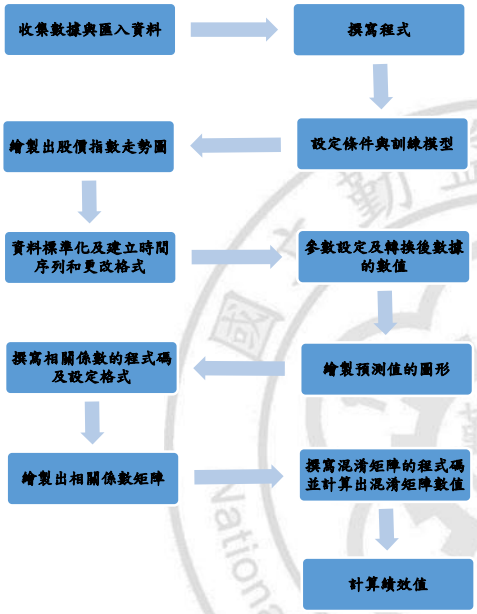


圖 3 研究步驟流程圖

3.2 台股與美股的價格走勢及特性

透過觀察這些數據，我們能夠直觀了解模型對各類別的判斷表現，

例如：是否容易將「持平」誤判為「上漲」，或是否低估「下跌」的發生機率。

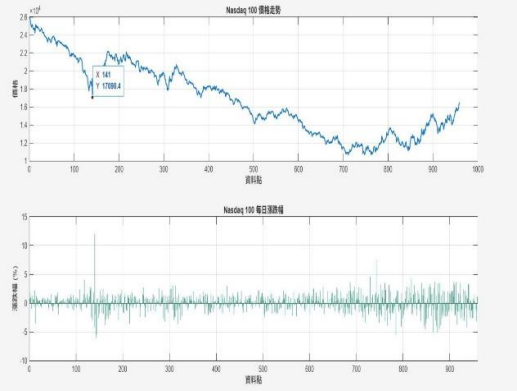


圖 4 Nasdaq 100 走勢圖

走勢：圖中可見 Nasdaq 100 先經歷了一段下跌趨勢，隨後盤整並緩慢回升，近期價格仍未回到高點

波動：每日漲跌幅顯示 Nasdaq 100 波動幅度較大，尤其在市場不穩時，單日漲跌可達 ±10%

特點：由科技股主導，因此容易受到利率政策、科技股財報、創新趨勢影響

此數據以 2015-2020 約 950 筆資料做價格走勢分析

由此圖可觀察，Nasdaq 100 指數整體呈現，在初期階段，市場受到利率上升與通膨壓力影響，科技股評價遭到修正，導致指數明顯下滑；隨後進入橫向整理區間，顯示市場處於觀望狀態；最後隨著市場信心逐步回溫，指數出現回升趨勢。

在波動特性方面，Nasdaq 100 之漲跌幅顯著高於其他指數，單日波動可達 ±10%，顯示其具有高風險、高報酬特性。由於其成分股以

科技產業為主，因此對利率政策、科技創新及企業財報極為敏感，常作為市場風向的領先指標 。

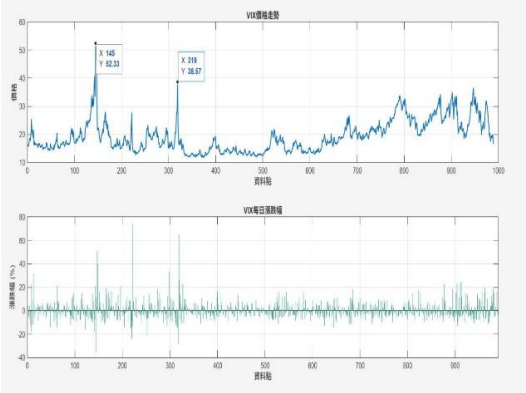


圖 5 VIX 走勢圖

走勢：VIX 在股市大跌時（如 Nasdaq、S&P 500 下跌時）明顯飆升，最高突破 50，反映市場恐慌情緒

波動：VIX 漲跌非常劇烈，日漲幅動輒超過 20%，代表情緒波動快速

特點：VIX 與股市呈負相關，當股市下跌時 VIX 飆升；當市場穩定或反彈時，VIX 回落

此數據以 2015-2020 約 950 筆資料做價格走勢分析

由此圖可觀察，VIX 指數於股市劇烈下跌期間會出現明顯飆升現象，最高甚至突破 50，顯示市場恐慌情緒快速升高。當市場進入穩定或反彈階段時，VIX 則隨之回落，呈現明顯反向關係。

此外，VIX 波動幅度極大，單日漲幅可超過 20%，顯示其對市場情緒變化極為敏感。因此，VIX 常被視為「市場風險與不確定性」的領先指標，在預測模型中具有高度參考價值。

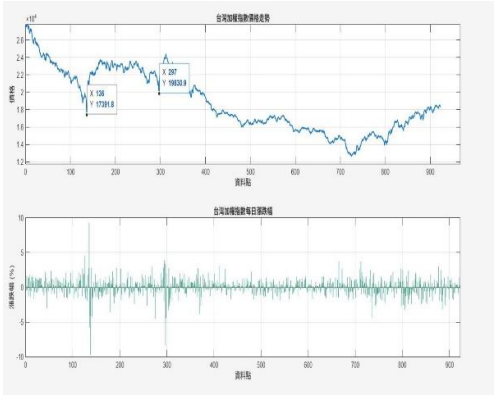


圖 6 台股加權指數走勢圖

走勢：和美股同步性高，走勢大體與 Nasdaq 100 和 S&P 500 相似，顯示台股深受國際市場影響

波動：單日漲跌幅多在 ±3% 內，與美股相比波動相對適中，但仍顯示高度敏感

特點：台灣市場與全球科技供應鏈聯動強，因此與 Nasdaq 科技股走勢高度相關

此數據以 2015-2020 約 950 筆資料做價格走勢分析

由此圖可觀察，台灣加權股價指數（TAIEX）整體走勢呈現與國際股市高度連動之特性，尤其與美國科技股指數（Nasdaq 100）之趨勢一致性最為明顯。

在多頭期間，台股隨全球資金寬鬆與科技產業成長而同步上漲；而在空頭或市場修正階段，亦會受到國際資金撤出與風險趨避影響而下跌，顯示其屬於典型的「外向型市場」。

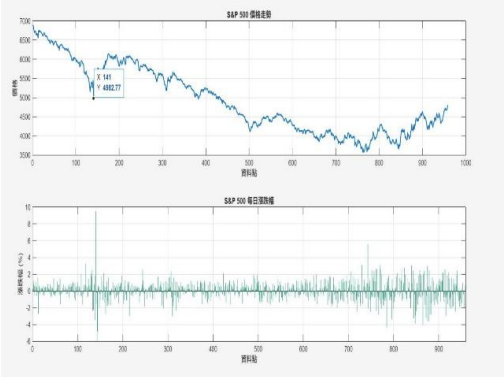


圖 7 S&P 走勢圖

走勢：與 Nasdaq 100 相似，整體經歷了下跌—盤整—回升的過程，但跌幅相對較小

波動：每日漲跌幅多在 ±2% 內，偶爾會有極端情況，但總體波動小於 Nasdaq 100

特點：S&P 500 成分股多元化，反映整體美股市場狀況，是美國經濟的重要風向標

此數據以 2015-2020 約 950 筆資料做價格走勢分析

由此圖可觀察，S&P 500 指數之走勢與 Nasdaq 100 類似，同樣經歷下跌、盤整與回升階段，但整體跌幅較小且走勢較為平穩。此現象主要因 S&P 500 成分股涵蓋多元產業，包括金融、能源、消費與醫療等，使其具備較佳之風險分散效果。

在波動方面，其日漲跌幅多數落於 ±2% 範圍內，相較於 Nasdaq 100 明顯穩定，適合作為觀察美國整體經濟表現之指標。因此，在模型建構中，S&P 500 可視為「市場基準變數」

第四章 資料分析與測試結果

4.1 台股與美股的實際值與預測值分析

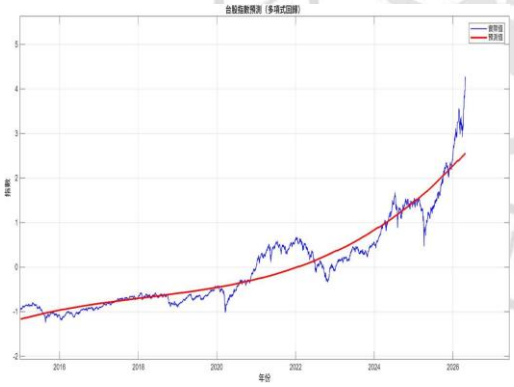


圖 8 台灣加權股價指數預測

台灣加權股價指數（TAIEX）之實際值與模型預測值之比較結果。由圖中可觀察，預測曲線整體趨勢與實際走勢高度一致，顯示本研究模型能有效掌握台股市場之長期趨勢變化。在多頭與空頭轉折期間，預測值亦能即時反映方向變化，但於短期劇烈波動時仍存在些微落後現象，顯示該模型對突發性市場衝擊之反應仍有改善空間。

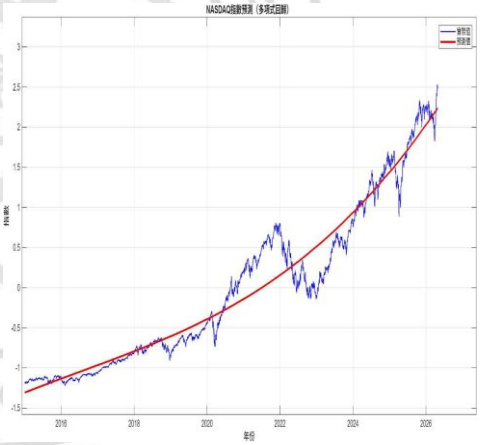


圖 9 Nasdaq 100 指數預測

本圖為 Nasdaq 100 指數之實際值與預測值比較。由圖中可見，預測曲線大致貼近實際走勢，能反映整體市場上升或下降趨勢。然而，由於 Nasdaq 100 屬高波動指數，在短期劇烈震盪期間，預測值與實際值之間會出現較明顯誤差，顯示模型在高波動環境下預測難度較高整體趨勢仍具一致性。

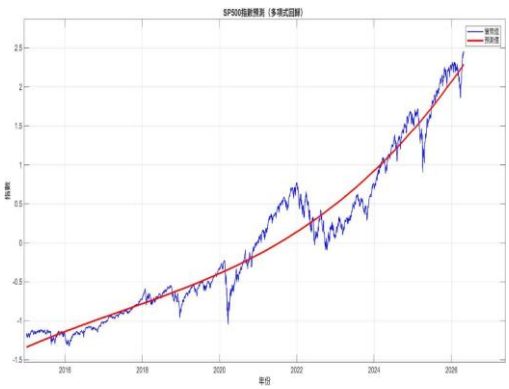


圖 10 S&P 500 指數預測

S&P 500 指數之實際值與預測值之比較結果。相較於 Nasdaq 100，S&P 500 的波動呈現較為平穩，因此模型預測結果與實際值之間的差距較小。預測曲線幾乎貼合實際走勢，顯示模型在穩定市場環境下具有較佳的預測準確性，亦可作為整體市場趨勢判斷的重要依據。

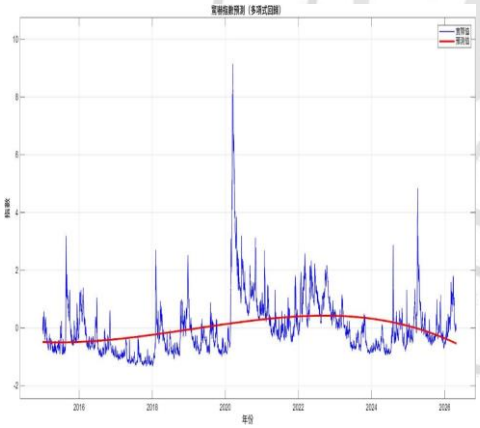


圖 11 VIX 指數預測

本圖呈現 VIX 指數具有高度波動特性，圖中可觀察預測值雖能掌握整體上升與下降趨勢，但在突發性飆升時，預測曲線與實際值存在明顯落差。此結果顯示模型對市場情緒急遽變化之掌握能力較為有限，但仍可作為判斷市場風險趨勢之參考。



圖 12 NASDAQ & S&P &道瓊

NASDAQ 100

趨勢：未來若 AI、半導體、科技持續成長，NASDAQ 會比大盤更強，但也更容易出現劇烈波動

中長期 → 偏向上升（科技創新推動）

短期 → 受利率、科技估值影響，容易大幅修正

2022/6/16 美國市民大量失業

2025/4/8 川普調整關稅

S&P 500

趨勢：比 NASDAQ 穩定，未來整體走勢會受到美國經濟基本面影響

中長期 → 緩步上漲（美國經濟韌性強）

短期 → 若 NASDAQ 出現大跌，S&P 也會被拖累

2022/8/16 總統拜登簽署《通脹削減法案》

2023/10/26 美國第三季 GDP 報告公布

2025/4/8 川普調整關稅

道瓊

趨勢：長期來看多頭向上，中期會已回檔修正，短期因動能偏強容易再創高

4.2 台股與中日韓實際值與預測值分析

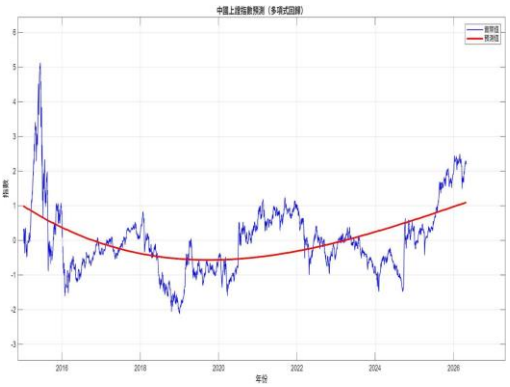


圖 12 中國上證指數預測

本圖呈現中國上證指數之實際值與預測值比較結果。由於中國市場受政策影響較大，其走勢與台股存在一定差異，因此預測曲線與實際值之間誤差相對較高。儘管如此，模型仍能掌握部分長期趨勢，但整體預測表現略低於其他亞洲市場。

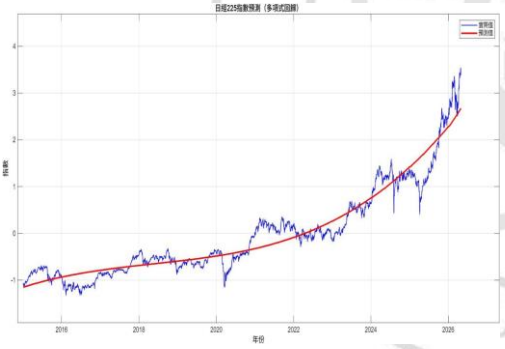


圖 13 日本 Nikkei 225 指數預測

日本 Nikkei 225 指數之實際值與預測值比較。由圖中可見，在趨勢上呈現高度一致性，模型預測結果亦能準確反映市場走勢。特別是在市場上升階段，預測曲線與實際值貼合程度高，顯示模型對成熟市場之預測表現良好。

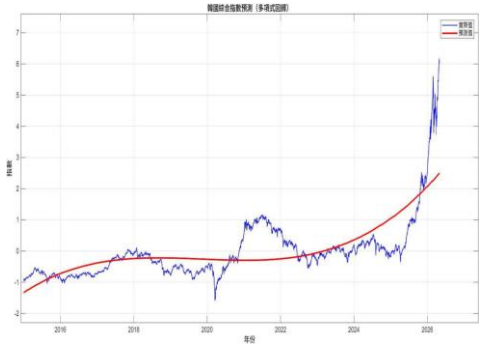


圖 14 韓國 KOSPI 指數預測

本圖顯示韓國 KOSPI 指數之實際值與預測值比較結果。由圖中可觀察，市場走勢具有一定同步性，模型預測曲線亦能有效反映其共同趨勢。在多數期間內，預測值與實際值差異不大，顯示模型對區域性市場連動具有良好掌握能力。

4.3 關稅前後影響

表 4 關稅前後影響

項目	關稅前(32%)	關稅後(10%、20%)
出口商與製造業	面臨訂單流失與成本上升風險	部分產品獲得豁免，依然對中小企業／低利潤產品不利
市場與金融反應	台灣股市因政策出現劇烈波動，投資者收到衝擊	市場不確定性略有下降，企業與政府仍要面對稅率變動
政府與產業反應	政府提出補貼、支援計劃，產業分散市場風險	對美貿易政策與雙邊談判重要性提高，部分產業供應鏈分散

對台灣出口與競爭力的長期影響	更快面對關稅成本，推動供應鏈	強化研發、高附加價值產品
對美國的信任感	台灣對美政策收到挫折，部分民眾與政黨對對等關稅感到不公平	後期談判起到緩和作用，但仍有不安全感

關稅與國際市場與 VIX 之連動分析

當關稅政策公布時，市場不確定性上升，通常伴隨著：

VIX 上升（恐慌指數）、S&P 500 短期修正、NASDAQ 100 波動放大

由於第三章已證明：

TAIEX 與美股存在正相關，但 VIX 呈負相關，此變數會透過國際市場波動，間接影響台股報酬率。

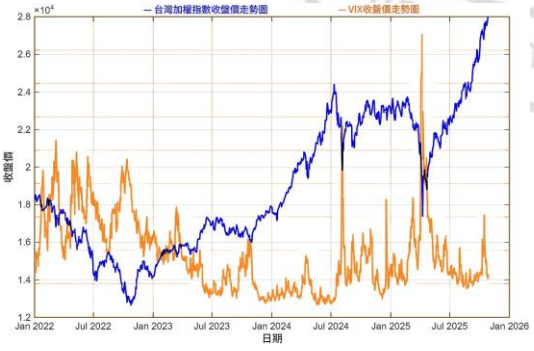


圖 1 VIX&台灣加權指數

VIX(驚嚇指數)

趨勢：長期均值大約在 15－20 之間

如果股市穩定上漲，VIX 會保持低檔（<20）

2023/3/10 美國 3 家中小型銀行接連倒閉或清算

2024/8/5 受日本升息和美國經濟指標不佳的影響導致股市崩盤

台灣加權指數

趨勢：穩定上升，結構性多頭

2022/10/25 美元轉弱 外資匯入台灣

2024/8/5 以色列與真主黨衝突

2025/4/9 川普調整關稅

4.4 台股與市場的績效評估

4.4.1 台股與美股市場的相關矩陣及混淆矩陣

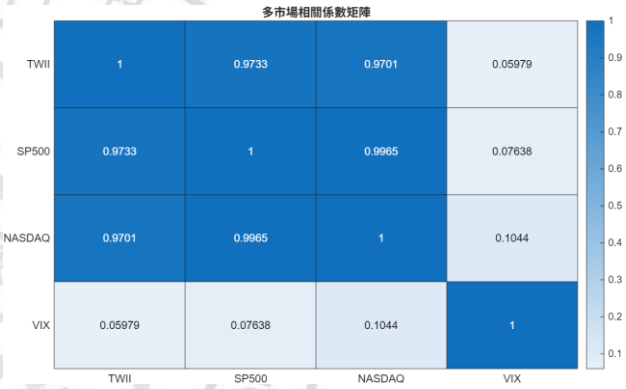


圖 15 台股與美股市場的相關係數矩陣

備註:TWII(台灣加權指數)、SP500(標普 500)、NASDAQ(納茲達克)、VIX(驚嚇指數)

Nasdaq100 和 S&P500 高度正相關 (0.9965)

兩者走勢極其同步，美股市場整體聯動性強。

VIX 與股市正相關較低

VIX 和 Nasdaq100、S&P500 的相關係數分別是 0.1044、0.7638，驗證了 VIX 是市場恐慌情緒指標，股市跌時 VIX 飆升。

台灣加權指數 (TAIEX) 與美股相關性偏高

只有約 0.97，顯示短期漲跌同步性高，可能因匯率、政策、資金面等本地因素影響。

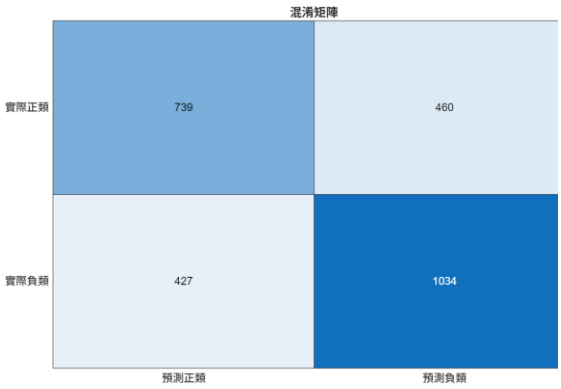


圖 16 台股與美股市場的混淆矩陣

台股與美股指數的相關度數值

1.準確率(Accuracy):
0.667=(739+1024)/(739+460+427+1034)

2.精確度(Precision): **0.633=(739)/(739+427)**
3.召回率(Recall): **0.616=(739)/(739+460)**

4.F1-score：
0.624=2*(0.633*0.616/(0.633+0.616)

4.4.2 台股與亞洲市場的相關矩陣及混淆矩陣

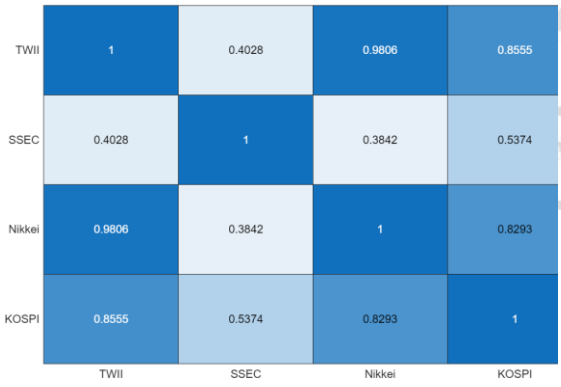


圖 17 台股與中日韓的相關係數矩陣

備註:TWII(台灣加權指數)、SSEC(中國上證指數)、Nikkei(日經 225)、KOSPI(韓國綜合指數)

台股（TWSE）

與 **日經 225（0.855）** 高度相關 → 連動最強

與 **KOSPI（0.8293）** 中度相關

與 **SSEC（0.5374）** 幾乎無關

日韓台三者 → 呈現明顯的區域連動效應（共同受科技產業與美股影響）

中國（SSEC） → 與其他市場相關性低，顯示獨立性強

結論與啟示

1. **投資觀察重點**：台股可密切關注 **日經 225**，做為先行指標之一。
2. **區域連動圈**：日韓台科技股走勢相似，國際資金流動同步性高。

分散風險策略：中國 A 股（SSEC）與台股低相關，可作為投資組合中的 **避險標的**

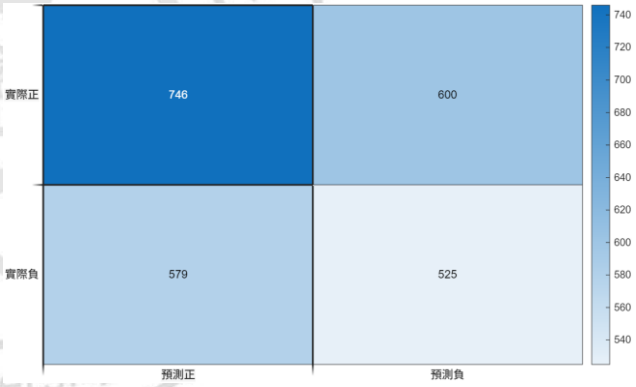


圖 18 台股與中日韓的混淆矩陣

台股與中日韓指數的相關度數值

1.準確率(Accuracy):
0.519=(746+525)/(746+600+579+525)

2.精確度(Precision):

0.563=(746)/(746+579)

3.召回率(Recall):

0.554=(746)/(746+600)

4.F1-score：
0.559=2*(0.563*0.554)/(0.563+0.554)

4.4.3 分析

在分析階段，整體流程可分為資料處理、模型建構、模型整合與結果評估四個主要階段。

首先，在資料處理階段，本研究透過 MATLAB 平台匯入台股及國際股市相關歷史資料，包含 NASDAQ、S&P 500 與 VIX 指數等，並進行資料清洗、格式轉換與標準化處理。同時，為符合時間序列模型之需求，進一步建立適用於 LSTM 模型之序列資料結構，以確保資料具備一致性與可學習性。

在模型建構方面，本研究分別建立系統動力學模型與類神經網路模型。系統動力學模型主要用於描述股市中各重要變數之因果關係與回饋機制，藉此掌握市場結構性變化；而類神經網路模型則以 LSTM 架構為核心，透過歷史資料訓練模型，以捕捉股價變動中的非線性特徵與時間依賴性。

在模型整合階段，本研究採用單向整合方式，將系統動力學模型之輸出結果作為類神經網路模型之輸入變數之一，使模型同時具備「結構解釋能力」與「數據學習能力」。此一混合架構可有效彌補單一模型在預測精度或解釋能力上的不足，提升整體預測效能。

最後，在結果評估與分析階段，本研究透過相關係數矩陣分析各市場指數間之關聯性，並利用混淆矩陣（Confusion Matrix）檢視模型分類結果之正確性。同時，採用準確率（Accuracy）、精確率（Precision）、召回率（Recall）與 F1-score 等指標，全面評估模型之預測表現。進一步比較台股與國際股市之互動關係，以驗證模型在實務應用上的可行性與穩定性。

表 5 台美與台亞市場的 KPI 數值

	準確率	**精確度**	**召回率**	**F1-score**
台美市場	**66.7%**	**66.3%**	**61.6%**	**62.4%**
台亞市場	**51.9%**	**56.3%**	**55.4%**	**55.9%**

第五章 結論與建議

5.1 結論

研究結果顯示系統動力學能有效描繪市場中利率、通膨率、外資流向與成交量等變數之因果關係與回饋結構，提供具解釋力的市場動態架構；而類神經網路則具備良好的非線性學習能力，能從歷史資料中擷取隱含趨勢與變動模式。兩者結合之 SD–ANN 模型，在結構解釋性與預測準確性之間取得平衡，並提升短期與中期預測表現之穩定性。

透過美國市場比較可發現台股與 SP500 指數相關性最高(0.9733)，與 Nasdaq 指數相關性則是其次(0.971)。而透過亞洲市場分析會發現，台股與日經 225 指數相關性最高，與韓國 KOSPI 次之，而與中國上證指數相關性相對較低，顯示台股受區域科技產業鏈與外資資金流向影響較大。此現象反映出台灣加權指數具備

科技導向、高波動性、外資依存度高等特徵，且與國際金融環境及科技景氣循環高度連動。

5.2 研究貢獻

管理實務之意涵：

模型可作為投資決策支援工具，協助金融機構或投資人同時掌握市場「結構關係」與「價格趨勢變化」，提升資產配置與進出場時機判斷的依據。其次，透過納入利率、通膨率與外資流向等變數，本研究結果顯示市場波動具有明確的總體經濟驅動特性，因此可應用於風險管理與市場監控機制，提早辨識潛在系統性風險。跨市場分析結果指出台股與 SP500 與日經 225 具有較高連動性，顯示投資機構在進行跨市場投資或避險策略配置時，應納入區域市場聯動性進行整體評估，以降低投資組合風險。

對學術界之貢獻：

本研究對現有金融預測相關研究提供以下學術貢獻：首先，在方法論上，本研究將系統動力學（SD）與類神經網路（ANN）進行整合，建立兼具結構解釋與非線性學習能力的混合式模型，補足傳統單一統計模型或機器學習模型在金融市場應用上的限制。

本研究驗證系統動力學在金融市場中不僅可用於因果關係建構，亦可與資料驅動模型結合，形成「理論導向 + 資料導向」的混合建模架構，拓展現有金融建模方法論。透過跨市場比較分析，補充亞洲主要股市之間的連動性實證證據，特別是台灣市場與日韓市場之關聯結構，有助於深化對區域金融整合與產業鏈依賴性的理解。

5.3 未來研究方向

未來研究可從以下方向進一步延伸與深化：在模型方法上，可導入如 GRU 或 Transformer 等深度學習模型，與系統動力學進一步整合，以提升對長期時間序列依賴關係的捕捉能力。可擴充更多樣化的外生變數，例如國際油價、美元指數、產業景氣指標，以及新聞輿情（Sentiment Analysis），以提升模型對市場資訊完整性的涵蓋程度。

未來可針對不同時間尺度（如日資料、分鐘級高頻資料）進行比較分析，以探討模型在不同交易頻率下之適用性與穩健性。此外還能夠進一步納入不確定性分析與風險衡量指標（如 VaR、CVaR），使預測結果不僅具準確性，也具備風險可解釋性。最後，可發展即時化預測與決策支援系統，將模型應用於實務交易環境中，提升其在金融科技與智慧投資系統中的實際應用價值。

整體而言，本研究所提出之 SD－ANN 混合式模型在預測台股指數時，兼具結構解釋力與預測準確性，能有效描述市場的非線性特質與動態反饋行為。此模型不僅在理論層面上拓展了股市預測模型的研究架構，也在實務層面上可作為金融機構進行風險評估與投資決策支援之參考工具。

綜上所述，本研究驗證了結合系統動力學與類神經網路於金融市場分析的可行性，證明混合式模型在處理高複雜度、非線性及多變數交互作用之資料時，能有效提升預測效能，對未來股市預測模型之發展具有理論與應用上的貢獻價值。

參考資料

1.Investing-台灣加權指數
https://www.investing.com/indices/taiwan-weighted-historical-data

2.Investing-VIX 指數
https://www.investing.com/indices/volatility-s-p-500

3.Investing-SP500 指數
https://www.investing.com/indices/us-spx-500-historical-data

4.Investing-納斯達克 100 指數
https://www.investing.com/indices/nq-100-historical-data

5.Investing-上證綜合指數
https://www.investing.com/indices/shanghai-composite-historical-data

6.Investing-日經 225 指數
https://www.investing.com/indices/japan-ni225-historical-data

7.Investing-韓國綜合股價指數
https://www.investing.com/indices/kospi

8.Forrester, J.W.（麻省理工學院）-系統動力學（System Dynamics, SD）理論

9.Zhang et al. (1998)- 類神經網路（Artificial Neural Network, ANN）理論

10.Hochreiter & Schmidhuber (1997)- LSTM 模型原始論文

11.Lin et al. (2010)- 混合模型研究

12.ProsusAI / HuggingFace FinBERT- FinBERT 情緒分析模型

13.Pande, Neuman & Cavanagh (2002)，《The Six Sigma Way》-六標準差（Six Sigma）理論

14.吳博欽、潘聖潔，2006，證券投資，中原大學國際貿易系專書

15.MATLAB
https://www.mathworks.com/products/matlab.html

16. Investing.com
https://www.investing.com/

17.LSTM 的門控機制

18. 林佳瑩(2015)。整合六標準差設計與大數據於股票市場預測模式－以半導體產業類股為例。中原大學碩士班。

19. 卓奇山(2024)。運用六標準差 DMAIC 流程與田口方法改善金屬沖壓製程效率。清華大學工業工程與工程管理在職專班。

20. 林松樟(2024)。運用 PPAP 工具結合六標準差評估多製程產品良率與風險防範。勤益科技大學工業工程與管理系碩士班。

21. 黃俊義(2023)。運用六標準差於民航安全管理系統之風險辨識、分析改善與控制之研究。

22. 石昱任(2022)。應用六標準差 DMAIC 提升網路銀行 APP 服務品質之探討。

23. 張惠敏(2020)。生產系統績效之模糊評價分析與關鍵改善

24. 陳美智(2009)。高階管理政策研議：系統動力學方法論。嘉義大學景觀學系。

25. 廖凡宇(2010)。以類神經網路在股價預測之研究。虎尾科技大學資訊管理碩士班。

26. 沈宗育(2009)。遺傳演算法於股票市場技術指標分析預測的應用。元智大學工業工程與管理碩士班。

27. 余欣玹(2024)。長短期記憶模型預測未來股價的趨勢變化之實證分析-以台灣股市為例。東華大學財務金融學系碩士班。

28. 曾子芸(2025)。動態相關係數與投資組合避險績效。政治大學國際經營與貿易學系碩士班。
29. 李盈瑩(2024)。使用技術指標和皮爾森相關分析進行基於深度學習的股價預測-以台灣50 為例。成功大學工程學系碩士在職專班。
30. 王姿云(2023)。相關係數、最小生成樹、擴散映射，在投資標的分類和投資策略的應用。臺灣大學應用數學科學碩士班。
31. 孫郁喬(2020)。相關係數的相似性檢定。交通大學管理科學系碩士班。
32. 李宛懌(2016)。皮爾森相關係數之可行性與相關應用。清華大學計量財務金融學系碩士班。
33. 石智文(1995)。資產間相關係數對構建投資組合的影響以 AICc 選擇預測相關係數之模型。政治大學碩士班。
34. 江佳玶(2024)。監督式機器學習應用於崩塌潛勢預測之研究-以高屏溪領域為例。臺灣大學生物環境系統工程學系碩士班。
35. 郭閔傑(2021)。運用深度學習技術建構繼續經營疑慮意見預測模型。雲林科技大學會計系碩士班。
36. 陳瑞鴻(2020)。以混淆矩陣分析不同分類演算法下威力彩中獎預測。世新大學財務金融學碩士班。