

靜 宜 大 學

資 訊 工 程 學 系

畢 業 專 題 成 果 報 告 書

演 算 法 股 票 交 易

學 生：

資工四 A 411080863 葉俊毅

資工四 A 411053997 張皓評

指 導 教 授：蔡奇偉 教授

西 元 二 0 二 四 年 十 二 月

目錄

一、前言.....	3
二、研究目的.....	3
三、系統功能.....	3
四、使用環境.....	4
五、開發工具.....	4
六、成本分析.....	5
七、結論.....	5

一、前言

隨著金融市場的不確定性與波動性，預測股票市場的走向已成為一項極具挑戰性的任務。許多傳統的預測方法依賴於歷史數據和技術指標，但這些方法往往無法準確地捕捉到市場的隨機性。隨著資料科學和機器學習技術的發展，深度學習逐漸成為一個有效的工具。LSTM（長短期記憶網絡）作為一種特殊的循環神經網絡（RNN），可以有效處理時間序列數據中的長期依賴問題，並且被證明在金融預測中具有良好的表現。本專題將探討如何運用 LSTM 模型來預測股票市場的收盤價。

二、研究目的

本專題的主要目的是利用 LSTM 模型預測股票市場的收盤價。具體而言，本專題希望達成以下幾個目標：

1. **開發基於 LSTM 的股票預測模型**，利用過去 30 天的股票交易數據（開盤價、最高價、最低價、收盤價、成交量）來預測隔天的收盤價。
2. **對比與評估預測模型的準確性**，通過實際股票市場數據進行回測，衡量模型在真實情境中的預測能力。
3. **探索 LSTM 模型在股票市場中的優勢與挑戰**，分析模型的優缺點，以及如何改進模型以達到更高的預測準確率。

三、系統功能

本專題的股票交易預測系統具備以下功能：

1. **資料預處理**：系統能夠從股票市場中提取過去 30 天的數據，包括開盤價、最高價、最低價、收盤價及成交量。這些數據將用於訓練模型，並進行清洗和標準化處理。
2. **LSTM 模型訓練**：系統基於過去的股市數據進行 LSTM 模型的訓練，學習歷史數據的時間序列模式。使用不同的超參數設

定，如學習率、訓練批次大小等，來進行模型調優。

3. **股票價格預測：** 經過訓練後，系統能夠預測下一天的收盤價，並將結果展示給用戶。這些預測結果可以幫助用戶了解市場走向，並做出交易決策。
4. **結果評估：** 系統提供回測功能，通過計算預測結果與實際股價的差距，來評估預測模型的準確性。

四、使用環境

本專題所開發的股票預測系統，需在以下環境中運行：

- **作業系統：** 支援 Windows、macOS、Linux 等多種作業系統。
- **硬體要求：** 至少需要 8GB 記憶體，並且有足夠的 CPU 或 GPU 資源來進行模型訓練。若使用深度學習訓練，建議配備 NVIDIA GPU 以加速訓練過程。
- **網路環境：** 系統需要連接到股票數據提供平台（如 Yahoo Finance、Alpha Vantage 等）來獲取歷史股票數據。
- **數據庫：** 用於存儲股票歷史數據和模型預測結果的資料庫。

五、開發工具

本專題使用以下開發工具與技術進行開發：

- **程式語言：** Python，因其強大的數據處理和機器學習庫，適合進行 LSTM 模型的開發與訓練。
- **深度學習框架：** TensorFlow 和 Keras，這些框架提供了簡單易用的 API 來構建和訓練 LSTM 模型。
- **數據處理庫：** Pandas、NumPy，用於數據的清洗、處理和分析。
- **視覺化工具：** Matplotlib、Seaborn，用於展示預測結果與實際數據的比較圖表。
- **股票數據來源：** Yahoo Finance、Alpha Vantage，用於獲取歷史股市數據。

六、成本分析

開發與運行本系統的成本分析包括以下幾個方面：

1. **人力成本**：專案開發涉及資料收集、數據預處理、模型訓練與優化等多項工作。這些工作需要專門的數據科學家和機器學習工程師進行，因此會有相應的人力成本。
2. **硬體成本**：若使用 GPU 進行模型訓練，可能需要投入較高的硬體成本。如果沒有現成的硬體資源，可以選擇雲端平台（如 AWS、Google Cloud、Azure）來租用計算資源，並根據實際使用量進行付費。
3. **數據成本**：雖然有些數據平台（如 Yahoo Finance）提供免費數據，但若需要更高精度或更多歷史數據，可能需要訂閱付費的數據源，增加一定的數據費用。
4. **維護成本**：系統的運行和維護也會產生一定的成本，特別是在系統升級、數據更新和模型優化方面。

七、結論

本專題利用深度學習中的 LSTM 模型進行股票市場的預測，展示了該模型在處理時間序列數據中的優勢。通過大量的數據訓練，LSTM 能夠學習股市走勢的複雜模式，並且有較好的預測能力。然而，LSTM 模型也存在計算複雜度高、訓練時間長等問題，且需要大量數據來進行準確的預測。

未來的研究可以探索如何進一步提升模型的準確性，例如嘗試結合其他深度學習方法（如 GRU、Transformer 等）或引入更多市場因素（如財報數據、新聞情感分析等）。此外，模型運行效率的提升也是未來改進的方向，以便能夠在實際的股市交易中得到更快速的反應。