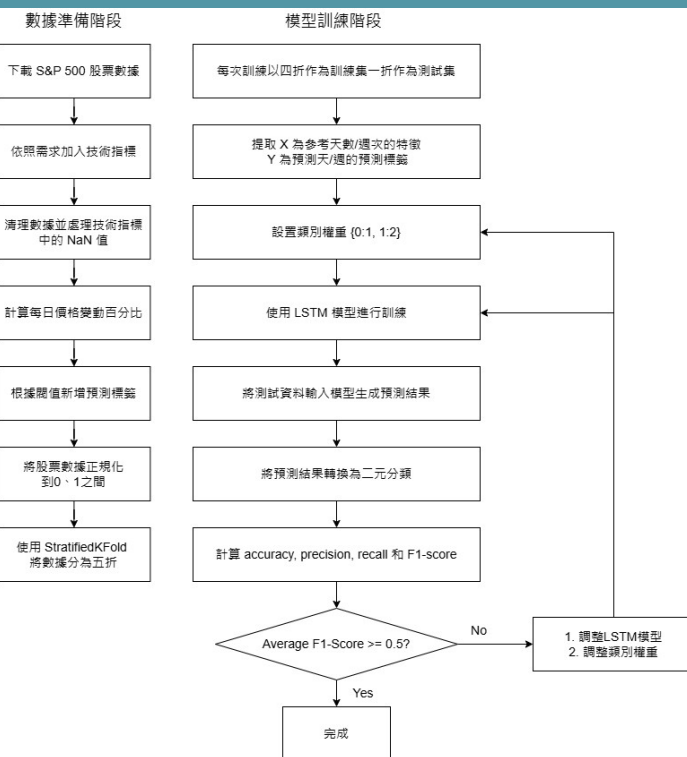


一、研究動機

因為剛開始準備專題時，對於嵌入式系統比較不熟悉，因此和老師協調出先電腦上用python與機器學習當作練習。為求資料來源方便，我們以股票分析為主軸。目標是嘗試用多種技術分析的資料，來猜測股票上漲與下跌。老師也有特別強調，這絕對不可能準，千萬不要用這個去買賣股票，保證慘賠！本研究設計一個結合多種技術指標的LSTM預測模型，能夠為投資者提供有效的決策支持，幫助他們識別潛在的買入或賣出機會。藉由提升模型的預測精度，本研究期望降低投資風險、提升收益，並為未來的金融智能交易系統提供參考依據。

二、研究架構

參照下圖一為本專題研究的整體流程，可分為數據準備與模型訓練兩大部分。



圖一、專題研究流程圖

三、數據集說明

本研究使用1987年至2022年的「S&P 500」股票資料，因其涵蓋市值最大且具代表性的500家公司，能夠有效反映市場波動與趨勢。期間包括多次經濟周期與市場波動，提供了豐富的數據進行模型學習和驗證。在研究中我們加入了RSI_14和MACD等技術指標，並處理缺失值和計算每日價格變動百分比。根據設定的閾值標記價格變動超過特定百分比的資料，進行0和1的分類。數據處理完成後，正規化至0到1的範圍之間，並使用StratifiedKFold進行五折分割，確保類別比例平衡。

其中RSI_14是衡量價格強弱的動量指標，以14天的價格數據計算，值介於0到100之間。超過70表示超買，低於30表示超賣，適合短期交易，幫助辨識價格波動。

而MACD是趨勢追蹤指標，由12日和26日EMA的差值計算。當MACD線上穿信號線時，表示可能進入上升趨勢；下穿則表示下降趨勢，適合識別中期趨勢變化。

四、模型簡介

LSTM是一種改良的遞迴神經網路，專為解決序列數據的長期依賴問題設計。相比於傳統RNN，LSTM加入了遺忘門、輸入門和輸出門，以控制記憶的保留與丟棄，使其在處理長序列數據時能避免梯度消失的問題。LSTM通過遺忘門丟棄不必要的過去信息，通過輸入門加入新的有用信息，最後由輸出門傳遞重要信息至下一步，能夠靈活應對輸入變化。因此，LSTM在需要長期依賴的任務中，如時間序列預測、語音識別和自然語言處理，表現出色。金融領域中也常用LSTM來進行股價預測與銷售預測。

本專題的模型訓練透過交叉驗證，選取四折數據作為訓練集，剩下一折作為測試集。提取技術指標作為特徵(X)，使用下一天或下一週的股價變動標籤作為目標(Y)。為解決類別不平衡，設置類別權重以加強模型對少數類別的學習能力。接著，使用LSTM模型訓練並預測測試集，並計算accuracy、precision、recall和F1-score等指標評估模型性能。

五、模型評估

預測 \ 評估指標	日線漲幅 3%	日線跌幅 3%	週線漲幅 3%	週線跌幅 3%
Average Accuracy	0.9846	0.9924	0.9196	0.8887
Average Precision	0.5328	0.5000	0.3322	0.3161
Average Recall	0.1982	0.1882	0.1741	0.1481
Average F1-Score	0.2365	0.2639	0.2182	0.1174

表一、日線、週線基礎模型表現比較

從表一可見，週線模型的Average F1-Score明顯低於日線模型，特別是在預測跌幅3%時，F1分數僅為0.1174，顯示出模型在預測大跌時難以平衡Precision與Recall，導致捕捉跌幅的能力較弱。總體而言，日線模型在預測股價漲跌幅3%方面表現更佳，特別是在預測跌幅時有明顯優勢。相比之下，週線模型在捕捉大幅下跌方面效果不佳，可能需要結合更多長期指標來提升預測效能。

評估指標 \ 預測	日線預測 不加技術指標	加入 RSI	加入 MACD	加入 RSI & MACD
Average Accuracy	0.9846	0.9918	0.9888	0.9895
Average Precision	0.5328	0.4571	0.4667	0.5342
Average Recall	0.1982	0.1544	0.1877	0.2641
Average F1-Score	0.2365	0.2300	0.2491	0.3332

表二、技術指標在日線漲幅3%模型中的表現比較

從表二可見，本研究比較了基於日線模型的四種不同技術指標組合，以預測股票日線漲跌幅是否超過3%。經過比較，我們選擇出最佳模型進行說明。在預測日線漲幅超過3%時，RSI與MACD結合的模型表現最佳，Average F1-Score達到0.3332，優於其他版本。這表明，RSI能捕捉超買和超賣狀態，而MACD則有助於識別價格趨勢轉折，兩者互補，提升了模型的預測準確性。

六、結論

本專題成功構建了基於LSTM的股價預測系統，但因時間限制，尚未將模型部署到ESP32等嵌入式裝置。未來我們將重點在優化模型並驗證其在實際應用中的可行性與穩定性，並把所學應用於其他研究項目中，拓展機器學習在不同領域的應用。