國立成功大學

電機工程學系

碩士論文

利用深度學習預測股價趨勢反轉點-以標普500為例

Using Deep Learning to Predict Trend Reversal Points of Stock price -

A Case Study of the S&P 500

研究生: 林鉦平 Student: Chang-Ping Lin

指導教授: 吳謂勝 Advisor: Wei-Sheng Wu

Department of Electrical Engineering

National Cheng Kung University

Tainan, Taiwan, R.O.C

Thesis for Master of Science

July, 2024

中華民國一一三年七月

利用神經網絡預測金融商品價格趨勢反轉點

研究生: 林鉦平

指導教授: 吳謂勝

國立成功大學電機工程學系

**摘要**

　　市場未來的趨勢走勢及趨勢反轉點的預測一直是金融領域中的重要課題，但目前尚無絕對準確的預測方法。過去，許多學者利用技術指標分析市場狀況，但技術分析因其滯後性難以達到預測效果。隨著機器學習技術的發展，越來越多的研究開始探討利用機器學習和深度學習技術來預測未來的趨勢走勢及趨勢反轉點。對於趨勢的預測較為容易，但因難以即時預測反轉點的出現，無法制定有效的交易策略。對於趨勢反轉點的預測則較為困難，但若能準確預測則能制定有效的交易策略，為投資者帶來巨大的獲利。

　　本研究利用深度學習模型，結合趨勢預測及趨勢反轉點預測的優點，透過預測未來數日中每日的趨勢狀況，識別趨勢反轉點的出現，為投資者建立交易策略的參考。

關鍵字: 趨勢預測、趨勢反轉點、機器學習、深度學習

**Using Neural Networks to Predict Trend Reversal Points in Financial Instrument Prices**

Student: Chang-Ping Lin

Advisor: Wei-Sheng Wu

Department of Electrical Engineering, National Cheng Kung University

|  |
| --- |
| **SUMMARY**  　　The prediction of future market trends and trend reversal points has always been a significant topic in the financial field, but there is currently no absolutely accurate prediction method. In the past, many scholars have used technical indicators to analyze market conditions, but technical analysis often falls short due to its lagging nature. With the development of machine learning technology, more and more research is exploring the use of machine learning and deep learning techniques to predict future trends and trend reversal points. Trend prediction is relatively easier; however, due to the difficulty in timely predicting the appearance of reversal points, it is challenging to formulate effective trading strategies. On the other hand, predicting trend reversal points is more difficult, but accurate predictions can lead to effective trading strategies, bringing significant profits to investors.  　　This study utilizes deep learning models, combining the advantages of trend prediction and trend reversal point prediction. By predicting the daily trend conditions over the next few days, this approach aims to identify the occurrence of trend reversal points, providing investors with a reference for establishing trading strategies.  Key word: Trend Prediction, Trend Reversal Points, Machine Learning, Deep Learning |

1. 研究背景與動機

本章節將概述背景知識和相關現有文獻的探討。1.1節將介紹標普500及趨勢理論，1.2節將說明常見的趨勢和趨勢轉折點的定義，1.3節將回顧現有文獻中所採用的預測方法，1.4節將總結前述內容，並基於此提出本研究的動機和目標。

* 1. 背景知識介紹
     1. 標普500介紹

　　標準普爾500指數（S&P 500，簡稱標普500）是美國股票市場中最具代表性的一個股票指數之一，由普爾道瓊斯指數公司編制。其成分股涵蓋了500家在美國主要證券交易所上市的大型企業，包括科技、金融、醫療保健、能源、消費品、工業等多個領域。標普500指數被視為美國經濟和股市的重要指標，能夠提供關於經濟健康狀況和市場趨勢的廣泛視角。

　　由於其廣泛的代表性和權威性，標普500指數被廣泛用作基準指數，許多投資產品（如指數基金和交易所交易基金）都以其為標的。此外，分析師和投資者經常使用標普500指數來衡量市場趨勢和制定投資策略。

　　標普500指數不僅是美國股市的關鍵指標，還在全球範圍內具有深遠的影響力。它的表現不僅影響投資者的信心，也影響著經濟政策的制定和企業決策的方向。

* + 1. 趨勢理論介紹

　　趨勢理論是金融市場分析中的一個重要概念，旨在透過觀察市場價格的運動方向，來預測未來的價格變動。趨勢理論的核心在於假設市場價格會在一定的方向上持續運動，直到出現反轉信號。這一理論被廣泛應用於技術分析中，並成為投資決策的重要依據。

　　趨勢理論主要分為兩種方面的應用，分別是趨勢預測及趨勢反轉點預測。趨勢預測關注於分析市場中形成的主要趨勢，如上升趨勢或下降趨勢，以預測未來價格走勢的可能方向，並跟隨趨勢制定交易策略，趨勢走向與歷史資料較為相關，預測難度較低。趨勢反轉點的預測則關注於分析趨勢的變化，包括識別趨勢可能結束並轉向反方向的時機，趨勢轉折點的出現通常難以透過歷史資料判斷，因此預測難度較高。

* 1. 常見趨勢及趨勢反轉點定義介紹
     1. 常見趨勢定義介紹

　　常見的趨勢定義可以基於不同的時間跨度進行分類：

1. 以隔日收盤價較今日收盤價為基準：

若隔日的收盤價高於今日的收盤價，則被視為上升趨勢。若隔日的收盤價低於今日的收盤價，則被視為下降趨勢。以隔日漲跌做為趨勢定義，雖然預測難度低，但容易受短期波動影響，無法建立長期之交易策略。

1. 以未來數日後收盤價較今日收盤價為基準：

若未來數日後的收盤價高於今日的收盤價，則被視為上升趨勢。若未來數日後的收盤價低於今日的收盤價，則被視為下降趨勢。以未來數日後漲跌做為趨勢定義，雖然預測難度低，但難以即時預測反轉點的出現，容易誤判未來趨勢的走勢而發生虧損。

* + 1. 常見趨勢反轉點定義介紹

常見的趨勢反轉點定義有以下三種分類:

1. 以局部極值為定義

　　反轉點定義為在一定範圍內收盤價的局部極大值和極小值。當某日的收盤價是前後X日內的最高或最低點時，該日即被視為趨勢反轉點。

1. 以漲跌反轉為定義

　　收盤價連續下跌 N 天並第T日在之後連續上漲 M 天定義為趨勢向上反轉，T為趨勢反轉點:

或連續上漲 N 天並在第T日之後連續下跌 M 天定義為向下趨勢反轉，T為趨勢反轉點:

　　但市場中很少出現兩天以上的連續上漲或連續下跌，因此條件常會放寬為：

在T日之前的第n日收盤價相較於T日的收盤價下跌了至少a%;

且在T日之後的第m日收盤價相較於T日的收盤價上漲了至少b%。

T日即為反轉點。

或在T日之前的第n日收盤價相較於T日的收盤價上漲了至少a%;

且在T日之後的第m日收盤價相較於T日的收盤價下跌了至少b%。

T日即為反轉點。

1. 以Piecewise Linear Regression近似股價線段為定義

將股價時間序列遞歸地分割成多段，直到每段內的最大誤差不超過預設的閾值𝛿，步驟如下:

1. 初始化：自收盤價給定時間序列。  
   設置初始段為整個序列，即,。
2. 分割判斷：對於每一段 ,，計算段內數據點到段端點之間的線性插值直線的最大誤差。
3. 使用以下線性插值公式計算段內每個點的插值:
4. 計算每個點的誤差
5. 找到最大誤差
6. 遞歸分割：如果最大誤差𝐸大於或等於閾值𝛿，則找到最大誤差點E。   
   將當前段分為兩段： ,和,。
7. 對這兩個新段重複步驟2，直到每段的最大誤差不超過閾值𝛿。
8. 停止條件：當所有段的最大誤差都小於或等於𝛿時，停止分割。
9. 端點即為趨勢反轉點。

　　以漲跌反轉為定義容易同時定義多個相鄰同方向的反轉點，以Piecewise Linear Regression近似股價線段為定義與局部極值定義相近，但計算量較大。

* 1. 文獻回顧

現有文獻提出了多種預測股市未來趨勢的方法。這些方法包括使用Ming-Chi Lee(2009) 提出了一種使用支持向量機(SVM)和混合特徵選擇方法來預測股票市場趨勢的模型，該模型在台灣股票市場上的實驗結果表明,其預測準確率優於其他傳統技術分析方法。另外Andrea Picasso Ratto(2018)、 Jigar Pate(2014) 、Yaohu Lin(2021)、Jing Zhang(2017)、Lili Yin(2021)、Jingyi Shen(2020)也利用技術分析指標、蠟燭圖模式等特徵，並結合機器學習算法如支持向量機、深度學習等,實現了對股市趨勢的有效預測。

　　預測股市未來趨勢反轉點出現的時機是一個更具挑戰性的問題。Qiujun Lan(2011)提出了基於模糊蠟燭線的反轉模式，並結合機器學習算法預測未來的趨勢反轉點。在真實股票市場數據上的實驗結果表明，與傳統的蠟燭圖模式分析相比，基於模糊蠟燭線的反轉模式更加有效。Linkai Luo(2013)使用分段線性表示和加權支持向量機(SVM)來預測趨勢反轉點以制定交易信號，Huimin Tang(2019)、Qiao Qian (2019)也利用SVM來預測趨勢反轉點。吳明軒(2015)、Mingze Shi(2020)分別提出了基於類神經網路的模型用於預測股票價格的反轉點。Chern-Bin Ju(2022)則使用CNN通過分析價格活動的結構來識別金融市場的趨勢反轉行為。洪海晟(2016)、JuHyok U(2019)、Nicolo Ridulfo(2021)則分別提出了基於LSTM的模型，用於預測股票價格的反轉點。陳煦茗(2021) 提出了基於LSTM加上注意力機制的模型。

　　以上研究證明利用機器學習與深度學習技術，預測股市趨勢和趨勢反轉點較傳統技術分析更有效，但仍存在可以進步的空間。

* 1. 研究動機與目標

目前對於趨勢反轉點預測的研究常會遇到正負樣本不平衡的問題，導致模型難以訓練，對於趨勢預測的研究則無法有效透過趨勢變化識別趨勢反轉點出現的時機。本研究旨在透過預測未來數日間的每日趨勢，並從趨勢變化識別趨勢反轉點出現的時機。

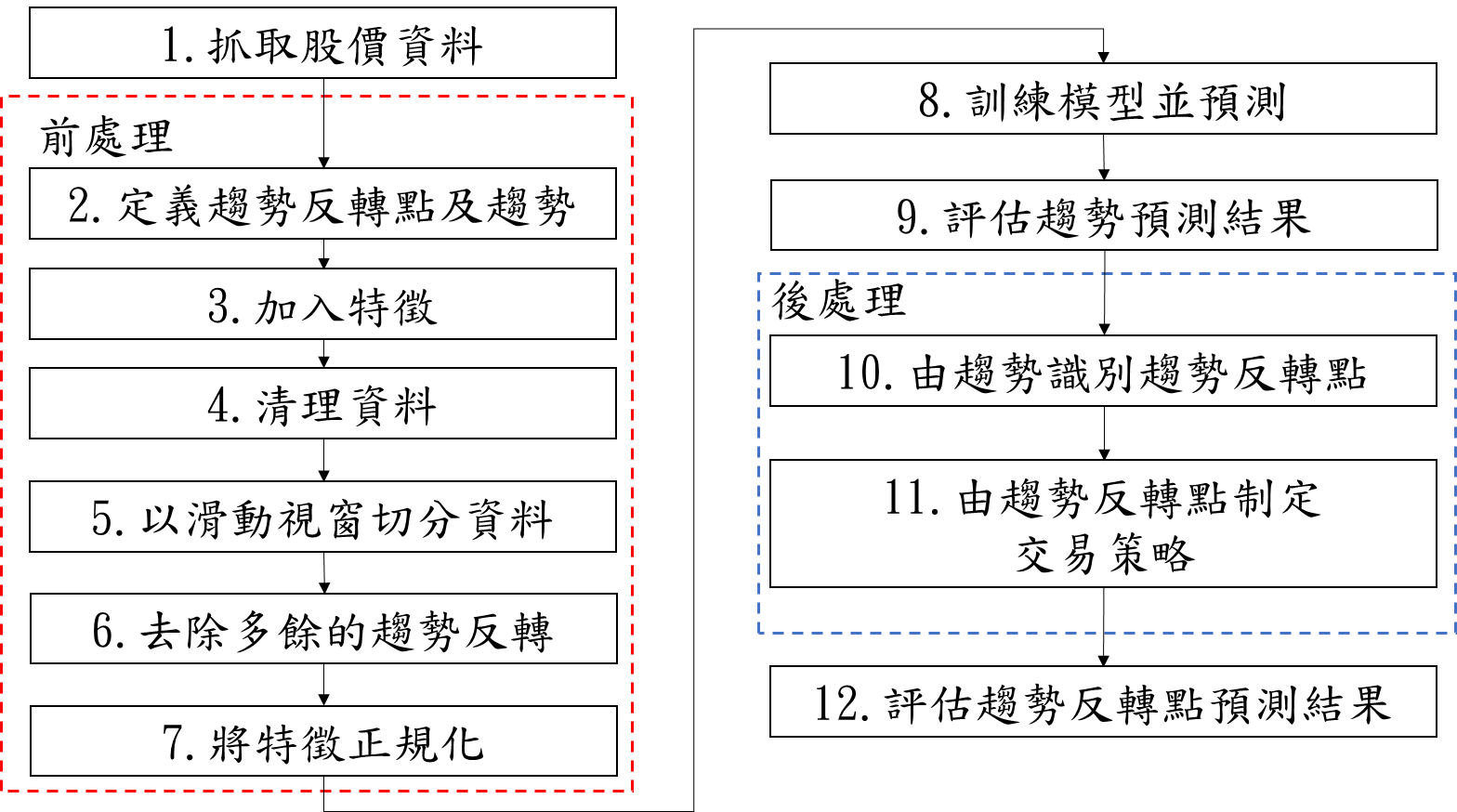
　　基於現有的趨勢定義無法有效識別趨勢反轉點的問題，因此本研究提出了一種新的趨勢定義方法。具體而言，本研究使用20日局部極值來定義趨勢反轉點，並由此定義趨勢。低點至高點被定義為上漲趨勢，而高點至低點則被定義為下跌趨勢。

　　本研究的目標是透過預測未來每日的趨勢來識別趨勢反轉點的出現。這種方法結合了趨勢預測和反轉點預測的優點，有效地避免了直接預測反轉點時遇到的樣本不平衡問題。透過這種新方法，本研究期望能提升趨勢反轉點辨識的準確性和穩定性，從而為投資者提供更有效的交易策略依據。

第二章 資料與實驗流程

在本章節中，將依次介紹本次實驗所使用的資料來源以及資料前處理，並且簡述本次實驗的流程與架構，章節2.1節中將簡述本次實驗的流程，章節2.2節中將介紹資料來源及前處理，章節2.3節將介紹模型訓練流程及本實驗中用到的模型，章節2.4將介紹對於模型預測結果的後處理，章節2.5將介紹模型評估方法，及交易策略的制定方法。

* 1. 實驗流程



* 1. 資料來源及前處理

在本次實驗流程中，股價原始資料來自於yahoo finance，將使用S&P500於2001年1月1日到2023年12月31日的原始股價資料。



　　資料下載完畢後，將進行前處理。

* + 1. 定義趨勢反轉點及趨勢

於值小於0.001則代表其拒絕虛無假說，滿足於對立假說，進一步認定該特徵於兩母體間存在顯著差異，

* + 1. 設計輸入特徵

於值小於0.001則代表其拒絕虛無假說，滿足於對立假說，進一步認定該特徵於兩母體間存在顯著差異，

* + 1. 清理資料

於值小於0.001則代表其拒絕虛無假說，滿足於對立假說，進一步認定該特徵於兩母體間存在顯著差異，

* + 1. 以滑動視窗切分資料

於值小於0.001則代表其拒絕虛無假說，滿足於對立假說，進一步認定該特徵於兩母體間存在顯著差異，

* + 1. 去除多餘的趨勢反轉

於值小於0.001則代表其拒絕虛無假說，滿足於對立假說，進一步認定該特徵於兩母體間存在顯著差異，

* + 1. 將特徵正規化

於值小於0.001則代表其拒絕虛無假說，滿足於對立假說，進一步認定該特徵於兩母體間存在顯著差異，

* 1. 模型訓練與預測
     1. 訓練流程

於值小於0.001則代表其拒絕虛無假說，滿足於對立假說，進一步認定該特徵於兩母體間存在顯著差異，應可作為模型特徵使用。

* + 1. 模型介紹

在使用篩選出之特徵進行模型訓練前，由於每個特徵於收集實所使用的單位有所不同，因分

* 1. 預測結果後處理

ent Boosting Decision Tree)，在此演算法當中，每次的計算皆希望能夠減少上一次計算的殘差(residual)，並以消除殘差為目的產生新模型，使用梯度作為取代權重的算法，而LightGBM又更進一步採用單邊梯度採樣(2.5.3節)減少運算所需資源

* + 1. 識別趨勢反轉點

在直方圖演算法中會將特徵數值以直方圖的方式做分類，以減少運算所需時間，將浮點數歸類於特定直方圖區間內，同時於建立完直方圖，於決策樹分枝計算時，可依靠父節點直方圖與單一側子節點直方圖計算另一節點數值分布，進行差加速，減少模型運算過程中所需時間

* + 1. 設計交易策略

單邊梯度採樣(Gradient-based One-Side Sampling, GOSS)，相較於其餘Boosting演算法而言，在LightGBM會採用以梯度值取代權重值的方式，減少運算量，於梯

* 1. 模型評估

ROC&PR曲P則用以解析模型與特徵間的關聯。

* + 1. 趨勢預測結果評估

本次實驗中為了檢

* + 1. 趨勢反轉點預測結果評估

本次實驗中為了檢

* + 1. 交易策略回測結果評估

在模型效能評估上，除

第三章 結果與討論

在本章節中將依次介紹本次實驗所得到的不同模型以及其經過模型評分參數後所得的結果以及網頁呈現，分別為3.1章節的全特徵模型，包含CBC檢驗、WBC/DC檢驗以及生化檢驗，3.2章節的依檢驗處方分群建立模型，包含第一種單純依照CBC，第二種使用包含CBC以及WBC/DC，以及第三、四種使用包含CBC、WBC/DC以及生化中的CRP或ALT此四種不同處方以及全特徵模型比較，3.3章節將依照SHAP分群做縮減模型比較，3.4章節將呈現當使用獨立資料集時，模型的效能比較，3.5章節將比較臨床症狀與模型的關聯性，3.6章將做現有網頁工具的簡易介紹。

* 1. 全特徵模型

於全特徵模型當中，本次實驗共使用26個特徵，當中包含1個獨立特徵年齡，10個來自CBC檢驗的特徵，13個來自WBC/DC檢驗的特徵以及2個來自生化檢驗的特徵。