**國　立　成　功　大　學**

**資 訊 管 理 研 究 所**

**碩 士 論 文**

**股票投資組合個人推薦**

**指導教授：王惠嘉 博士**

**研 究 生：吳翌暄**

**目錄**

[**第一章** **緒論** 2](#_Toc82463745)

[**第一節** **研究背景與動機** 2](#_Toc82463746)

[**第二節** **研究目的** 4](#_Toc82463747)

[**第三節** **研究範圍與限制** 4](#_Toc82463748)

[**第四節** **研究流程** 5](#_Toc82463749)

[**第五節** **論文架構** 6](#_Toc82463750)

[**第二章** **文獻探討** 7](#_Toc82463751)

[**第一節** **投資組合** 7](#_Toc82463752)

[**2.1** **選股策略** 8](#_Toc82463753)

[**2.2** **擇時交易策略** 10](#_Toc82463754)

[**2.3** **資產配置策略** 11](#_Toc82463755)

[**第二節** **人工智慧應用於金融領域之文獻回顧** 12](#_Toc82463756)

[**2.1** **遺傳演算法** 12](#_Toc82463757)

[**2.2** **強化學習-Q Learning** 13](#_Toc82463758)

[**第三節** **小節** 14](#_Toc82463759)

[**參考文獻** 15](#_Toc82463760)

1. **緒論**

在這個高物價低利率的時代，等著薪水成長或是存放銀行滾利息在目前已是不可靠了，必須妥善穩健理財是現今人們需要思考重視之事。在眾多金融商品之中，以股票為投資大眾主要的投資標的，它是有價證券的一種，具有極高的流通性，變現容易，因此廣受一般大眾的喜愛。投資者如何做出正確的選擇，在適當的時間買賣股票，分散風險，進而引導投資成功是本論文研究目的。

1. **研究背景與動機**

在這個高物價、低利率的時代，民眾生活的品質並沒有提升，讓許多投資者紛紛關注起其他穩健的金融商品來增加自己的被動收入。而股票是投資大眾主要的投資標的，它是有價證券的一種，具有極高的流通性，變現容易，因此廣受一般大眾的喜愛。由於金融市場是一個複雜，會因市場供需、公司營運情況、政府政策及大環境等因素，使得股價產生漲跌波動，而一般投資者並不知道這趨勢會持續多久，什麼時候會反轉，是什麼讓它反轉，且投資者會依自己看到、聽到的資訊來進行投資，因投資者缺乏計劃性、系統化的投資策略，導致在股市中追高殺低，而實質上投資者是在不確定性的報酬和風險中進行選擇，當在無避險的情況下獲取優異的報酬，就必須接受更大的風險，一旦市場趨勢轉下，不免會損失慘重。因此如何提出更有效的投資組合模型已是學者、投資者關注的熱門話題。

投資最主要的目的是獲得最大收益，而預測單一股票趨勢及價格並不是最佳做法，而是如何在預期最大化收益和最小化風險之間進行權衡，確定每個資產的最佳投資分配，如Hu等人提出的金融投資組合管理優化(Hu and Lin 2019, Park, Sim et al. 2020)。

因此一個完整的投資組合策略需包括選股、擇時交易、資產配置。而選股是投資組合的首要步驟，是找出潛在高報酬和低風險的股票，最常使用的兩種方法是以基本面分析和技術面分析，如使用股票的各種基本面特徵來製定評分機制，區分好跟壞的股票，以提供有價值的股票(Yu, Hu et al. 2016) ; 而擇時交易是取決於買入或賣出的時機點，主要是使用技術面分析，如使用歷史資料：交易日、開盤價、收盤價、最低價、最高價、成交量六個特徵來預測股價(Wei 2019) ; 而在資產配置主要目的是在於如何將投資報酬與風險之間作取捨，利用不同資產的組合來分散風險，形成一個在既定報酬率下，且風險最小的投資組合，如使用夏普比率來分配資產權重(Fu and Wang 2020)。

由於股票市場具有高維度、非線性的特點，但是早期使用的數學理論(Moore 1972)無法足以解釋它。而人工智慧在股票市場的各種應用提出了幾種研究方法足以解釋這些問題，如遺傳演算法(Chou, Kuo et al. 2017)、強化學習(Jeong and Kim 2019)。遺傳演算法是解決最佳化的一種搜尋啟發式演算法，搜尋速度快，可靠性高，可進行選股與資產配置(Chou, Kuo et al. 2017)。而強化學習是藉由代理人(Agent)與環境不斷重複地互動及透過自我嘗試錯誤，找出能獲得最大化報酬的學習方法，它可以開發出一種自我改進的交易策略，並找到最佳動態交易策略(Chakole, Kolhe et al. 2021)。

在2017年Chang 與 Lee於發表一篇關於選股、交易策略、資產配置之相關研究(Chang and Lee 2017)，利用強化學習-馬可夫決策與遺傳演算法的結合，從訓練歷史資料來找尋有價值的股票、買賣訊號，資產配置，由於股市複雜不可預測，單靠歷史資料去預測在成效上有所限制，本論文提出再加上以基本面資料與技術面資料等特徵輔助，並以”強化學習Q-learning”與遺傳演算法來提升準確率。

1. **研究目的**

總結上述研究背景與動機，利用 Q-learning 與遺傳演算法結合，尋找最佳的投資組合，提升最大報酬與最小風險。

1. 遺傳演算法：幫助投資者進行選股和資產配置。
2. Q-learning：幫助投資者進行擇時交易策略。
3. **研究範圍與限制**

本研究資料來源為台灣證券交易所之資料進行分析，故本研究有以下研究範圍、假設與限制：

1. 股票為個股股票。
2. 個股需包含5年以上的交易記錄才會被拿來做資料分析。
3. 投資者需設定停損、獲利標準。
4. **研究流程**

本研究流程如圖1-1所示，各階段說明如下：

* 1. 定義問題及確認研究主題：檢視文獻中找出股票投資組合、股價預測、交易策略的相關議題，並找出可以調整的部分，以確認研究主題、範圍及目的。
  2. 相關文獻蒐集與探討：根據研究主題蒐集相關方法，包含投資組合、擇時交易策略、強化學習、遺傳演算法相關研究。
  3. 研究方法設計：設計投資組合決策支援系統，系統架構包含資料蒐集與前處理、強化學習、遺傳演算法。
  4. 進行實驗驗證：依據前一階段的設計進行實驗驗證並評估結果，透過參數調整找出可以使實驗成效最好之組合。
  5. 結論與未來研究方法討論：對實驗結果進行總結，提出本研究的結論與貢獻，並建立未來可繼續改善的方向。

圖 1-1 研究流程圖

1. **論文架構**

為了使讀者能更迅速了解本篇論文的內容，茲將本論文的章節架構進行條例說明，本論文分為五個章節，各章節的簡要內容如下述：

第一章：緒論

探討一般投資者之投資行為之影響，並進一步說明此篇論文背景與動機，支援投資者進行投資決策，如選股、擇時交易決策、資本分配。

第二章：文獻探討

整理與本研究相關的技術文獻並進行簡介，包括過往投資組合相關研究，強化學習、遺傳演算法技術。

第三章：研究方法

詳細說明本研究提出之系統架構及各模組的核心方法，包括資料蒐集與前處理、投資組合生成等三個模組。

第四章：系統建置與驗證

根據前一章節所提之系統架構進行系統實作，透過實驗進行參數調整，並對此系統之實作結果進行分析討論。

第五章：結論

對本研究結果進行總結，並建議未來可再繼續深入探討的研究方向。

1. **文獻探討**

本章節將整理與本研究相關之文獻，並分成兩個小節進行探討：第一節主要是討論投資組合，第二節是討論遺傳演算法和Q-Learning在股市上的應用。

1. **投資組合**

投資組合是由多個資產組合而成的，而組合的核心是如何在風險與報酬之間進行有效的配置，比如在風險固定下，獲得最高的報酬；或是在報酬固定下，將風險降到最低。而這兩者的目標都是將有限的資金在投資資產中作有效的配置，以滿足最佳投資組合。依據投資人投資管理模式可分為兩種說明如下：

1. 保守型管理：指投資人認為市場是有效率的，市場能快速正確地反應各項資產價格，或是投資者欠缺專業的投資知識，認為積極的掌握股票進場時機或挑選股票都無法得到比大盤(市場指數)佳的績效。
2. 積極型管理：指投資人認為市場是無效率的，所以必須積極的掌握股票進場時機或挑選股票，以獲取超過大盤的利潤或比正常報酬率高的超額利潤。而根據現有文獻主要研究是以積極型管理，如使用遺傳演算法挑選股票以找出最佳投資報酬(Shrivastava and Singh 2013)，以及使用基本面及技術面組合來挑選股票及進場時機(包含止損及資本保護)(Silva, Neves et al. 2015)

因此組合管理從一開始的資產選擇、組合決策、風險評估來提供一個最佳的行動方案，需包含挑選股票(選股)，掌握進場時機(擇時交易)，資產配置策略。

* 1. **選股策略**

選股是指在眾多股票當中找出潛在高報酬和低風險的股票。主要是以基本面鎖定獲利能力不錯的公司，並評估在產業中的地位，競爭優勢，及未來的成長潛力，可依據公司的資產負債表、損益表、股利發放記錄等其他相關資訊來衡量企業的價值。一般而言，評估企業價值有三種，說明如下：

1. 市場法：評估一家公司價值時是考量公司產業趨勢、獲利能力、全球景氣等。一般採用市場法計算股權價值通常會使用財務乘數來推估。一般常見財務乘數包含：本益比(P/E)、股權價值/淨值(P/B)、股權價值/營業收入(P/S)、股權價值/稅前息前利益(P/EBIT)以及企業價值/稅前息前折舊前利益(EV/EBITDA)。
2. 收益法：收益法是將公司未來預計的淨收益或淨現金流量，用反映公司投資風險的折現率，將公司各期的淨收益或淨現金流量折至現值，以評估公司的價值。
3. 成本法：評估所有的資產與負債，包括有形、無形、潛在的資產及負債，並分別選用適當之評價方法，進行價值評估。

而根據現有文獻研究出以多因子評價模式來評價股票(表2：股票評分機制中使用的因子)，並透過各自提出的決策模型來挑選優質的股票，有效地反應出股票本身的價值，相關文獻如下：

1. (Liu and Yeh 2017)建立一個選股決策支緩系統，基於多個特徵因子選股，以滿足不同投資者偏好，並證實可提高策略的有效性。
2. (Hajjami and Amin 2018)使用兩種視角來探討選股問題，一是以投資者視角，尋找報酬較高的股票;二是以債權人視角尋找最大化還款能力，並證實該投資策略具有可行性。
3. (Yang, Chen et al. 2019)提出了一種新的選股模型，透過多因子評價模式並搭配股票預測，有效地捕捉到公司的未來特徵

|  |  |
| --- | --- |
| 作者 | 因子 |
| Liu、Yeh (2017) | |  |  | | --- | --- | | 類別 | 因子 | | 盈利能力 | 本益比(P/E)、  股權價值/淨值(P/B)、  股權價值/營業收入(P/S)、  股本回報率(ROE) | |
| Hajjami、Amin (2018) | |  |  | | --- | --- | | 類別 | 因子 | | 盈利能力 | 現金流量比率(CF)、  投資周轉率(SALE)、  資產回報率(ROE)、  每股收益(EPS) | | 槓桿作用 | 槓桿比率(LEV) | |
| Yang、Chen (2019) | |  |  | | --- | --- | | 類別 | 因子 | | 盈利能力 | 資產回報率(ROA)、  股本回報率(ROE)、  營業利潤率(OPM)、  淨利潤(NPM) | | 槓桿作用 | 債務權益比率(DE) | | 流動性 | 現金流量比率(CF)、  目前的比例(CR)、  速動比率 (QR) | | 效率 | 庫存周轉率(ITR)、  應收賬款周轉率(RTR)、 | | 成長 | 營業收入增長率(OIG)  淨收入增長率(NIG) | | 預期報酬 | 預期報酬(PR) | |

表2：股票評分機制中使用的因子

* 1. **擇時交易策略**

擇時交易策略是指利用技術分析來判斷股票的走勢情況，如果判斷是上漲則買入持有;如果判斷是下跌，則賣出清倉，取決於買入或賣出的時機點。技術分析是利用歷史的資料如成交價、量、時間等資料以圖形、表格、指標等分析工具來解釋、預測未來的市場走勢，且相信過去的經驗可用來推估未來，以輔助投資者進行交易。而根據現有文獻研究出以技術分析來預測股票趨勢，整理相關文獻如下：

1. (Chen 2014)提出使用技術分析的方法來增強股市預測，採用了股市中最有高度認可的技術指標，即簡單移動平均線(SMA)、隨機震盪指標(STOCH)和相對強弱指數(RSI)。並依據技術指標提供的交易信號規則來確定交易信號。實驗證明提出的預測方法的平均準確度優於過去的研究。
2. (Prasetijo, Saputro et al. 2017)提出使用兩種技術指標1.SAR拋物線和2.布林通道(Bollinger Band)，來預測股價是上漲或是下跌趨勢，實證結果在上漲趨勢股票中的最佳策略可提升17.06%的報酬，證明技術指標可以預測股價趨勢。
3. (Kamble 2017)提出使用決策樹與4種技術指標1.相對強弱指標(RSI)、2.平滑異同移動平均線(MACD)、3.布林通道(Bollinger Band)、4.隨機指標 (KDJ) 來預測股價趨勢，實驗證明此模型對於買入信號的準確率為 66.8%。
   1. **資產配置策略**

資產配置 (Asset allocation) 它是一種理財概念，此理論是依投資者設定個人的目標，把投資分配在不同種類的資產上，如股票、債券、房地產等，表示在投資資產之間相關性越低，則可有效地分散投資組合的風險。因此投資人在評估股票表現時，也需考量風險因素，以確定每隻股票在投資組合中所佔的比例。

1. (Chen, Mabu et al. 2011)提出了一種以新的變異遺傳關係演算法，此方法考量了風險因素，以解決投資組合優化問題。
2. (Gaobo and Xiufang 2011)提出了一種遺傳演算法和AGA-PS模型的混合算法來尋找最優投資組合權重，解決資本配置的問題，實驗結果證實對股票投資組合是可行和有效的。。
3. (Harnpadungkij, Chaisangmongkon et al. 2019)研究將強化學習應用於投資組合管理，提出了一種選擇策略，並搭配夏普比率來控制投資風險以實現報酬最大化。
4. **人工智慧應用於金融領域之文獻回顧**
   1. **遺傳演算法**

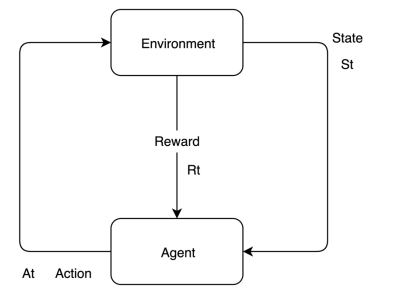
遺傳算法 (GA) 是一種搜尋啟發式演算法，用於搜索問題的精確解或近似解。它是一種特殊的進化計算，使用進化生物學啟發的技術，如遺傳、突變、選擇和交叉。遺傳算法將特定問題的潛在解決方案作為簡單的類似染色體的數據結構來尋找，從而保留關鍵資訊。遺傳演算法於金融的相關研究包含特徵提取、股價預測、投資組合…等，相關文獻如下描述：

1. (Kim and Han 2000)使用遺傳算法來提取股市重要特徵，並透過特徵離散化可簡化學習過程，以提高演算法的執行效率。
2. (Tsai and Hsiao 2010)。提出了一種新方法，是結合多種特徵選擇方法可以比使用單一特徵選擇方法有更好的預測性能，這種方法能更準確地預測股票價格。
3. (Gaobo and Xiufang 2011)提出了一種遺傳演算法和AGA-PS模型的混合算法來尋找最優投資組合權重，解決資本配置的問題，實驗結果證實對股票投資組合是可行和有效的。。
4. (Fu, Chung et al. 2013)使用遺傳算法確定不同技術指標的最佳參數設置。由於不同的技術指標擁有其獨特的涵意，很難將全部技術指標設置相同的參數，因此，提出一種用於調整不同技術指標參數的優化策略，有效地預測股票市場未來買賣方向。
5. (Sable, Porwal et al. 2017)使用遺傳演算法並搭配歷史股價為特徵因子來預測股票價格
6. (Chang and Lee 2017)使用遺傳算法搜索能力提供投資者最優的選股策略和資本配置，來解決投資組合問題，提高投資者的[投資報酬率](https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/return-on-investment)。

綜合前述文獻的討論，本研究選擇以遺傳演算法建置股票挑選機制與資本配置。

* 1. **強化學習-Q Learning**

強化學習是機器學習中一個領域，其通用性很強，已被廣泛運用在資訊理論、多智能體、統計學等領域。其概念主要是藉由代理人(Agent)與環境(Environment) 不斷重複地互動，並在過程中給予正負向的回饋以及透過自我嘗試錯誤的行為，找出能獲得最大化報酬的學習方法，進而學習出一種自我改進的交易策略，如圖一所示。



圖一：強化學習架構圖

強化學習主要是因為具有自適應性和可自動交易的特性，使得強化學習與投資者目標有緊密聯合，比如像股票交易訊號、規避風險等相關性研究在成效上有不錯的結果，相關文獻如下描述：

1. (Harnpadungkij, Chaisangmongkon et al. 2019)提出使用強化學習應用於投資組合管理上。提出了一種選擇策略，並搭配夏普比率來控制投資風險以實現報酬最大化。
2. (Brim 2020)提出使用 Deep Q-network (DQN) 並應用於股票市場的交易策略上，證實DQN 能夠透過學習來執行交易策略以獲取正報酬。
3. (Darapaneni, Basu et al. 2020)使用Q-Learning組合一個平衡良好的金融資產組合，並使用淨交易成本作為投資組合報酬的學習標準。。
4. (Chakole, Kolhe et al. 2021)提出使用Q-learning生成最佳動態交易策略，是開發一種基於自我改進代理的算法交易模型。

綜合前述文獻的討論，本研究選擇以強化學習-Q-Learning來建置股票市場的交易策略。

1. **小節**

投資組合管理方式可以分為消極型跟積極型，大多學者主要是以積極型管理方式進行探討，所謂地積極型投資組合管理是指投資者需積極的掌握股票進場時機跟股票挑選與資產配置，進而獲取最大報酬跟最低風險。

在挑選股票方面主要是以基本面的評價模式來評價股票，方法可分為市場法、收益法、成本法，而大多學者主要是將這三種方法以多因子評價方式來評價股票，並搭配遺傳演算法來挑選股票，能有效地捕捉到股票的未來發展。

在掌握進場方面主要是利用技術面來判斷股票的走勢情況，技術面是使用具有高度認可的技術指標，即簡單移動平均線(SMA)、隨機震盪指標(STOCH)和相對強弱指數(RSI)。並透過強化學習能有效地學習出一種自我改進的交易策略。

在資產配置方面主要是搭配先前挑選的股票，並由夏普指標與遺傳演算法來分配出最佳投資組合。遺傳演算法是解決最佳化的一種搜尋啟發式演算法，搜尋速度快，可靠性高，可進行選股與資產配置

**參考文獻**

Brim, A. (2020). Deep Reinforcement Learning Pairs Trading with a Double Deep Q-Network. 2020 10th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC).

Chakole, J. B., et al. (2021). "A Q-learning agent for automated trading in equity stock markets." Expert Systems with Applications **163**: 113761.

Chang, Y.-H. and M.-S. Lee (2017). "Incorporating Markov decision process on genetic algorithms to formulate trading strategies for stock markets." Applied Soft Computing **52**: 1143-1153.

Chen, Y. (2014). Enhancement of stock market forecasting using a technical analysis-based approach. 2014 IEEE 5th International Conference on Software Engineering and Service Science.

Chen, Y., et al. (2011). "Genetic relation algorithm with guided mutation for the large-scale portfolio optimization." Expert Systems with Applications **38**(4): 3353-3363.

Chou, Y., et al. (2017). "Portfolio Optimization Based on Funds Standardization and Genetic Algorithm." IEEE Access **5**: 21885-21900.

Darapaneni, N., et al. (2020). Automated Portfolio Rebalancing using Q-learning. 2020 11th IEEE Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON).

Fu, A. and B. Wang (2020). Portfolio Optimization based on LSTM Neural Network Prediction. 2020 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC).

Fu, T.-c., et al. (2013). "Adopting genetic algorithms for technical analysis and portfolio management." Computers & Mathematics with Applications **66**(10): 1743-1757.

Gaobo, C. and C. Xiufang (2011). A hybrid of adaptive genetic algorithm and pattern search for stock index optimized replicate. 2011 2nd International Conference on Artificial Intelligence, Management Science and Electronic Commerce (AIMSEC).

Hajjami, M. and G. R. Amin (2018). "Modelling stock selection using ordered weighted averaging operator." International Journal of Intelligent Systems **33**(11): 2283-2292.

Harnpadungkij, T., et al. (2019). Risk-Sensitive Portfolio Management by using Distributional Reinforcement Learning. 2019 IEEE 10th International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST).

Hu, Y. and S. Lin (2019). Deep Reinforcement Learning for Optimizing Finance Portfolio Management. 2019 Amity International Conference on Artificial Intelligence (AICAI).

Jeong, G. and H. Y. Kim (2019). "Improving financial trading decisions using deep Q-learning: Predicting the number of shares, action strategies, and transfer learning." Expert Systems with Applications **117**: 125-138.

Kamble, R. A. (2017). Short and long term stock trend prediction using decision tree. 2017 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS).

Kim, K.-j. and I. Han (2000). "Genetic algorithms approach to feature discretization in artificial neural networks for the prediction of stock price index." Expert Systems with Applications **19**(2): 125-132.

Liu, Y. C. and I. C. Yeh (2017). "Using mixture design and neural networks to build stock selection decision support systems." NEURAL COMPUTING & APPLICATIONS **28**(3): 521-535.

Moore, P. G. (1972). "Mathematical models in portfolio selection." J. Inst. Actuar. **98**: 103-148.

Park, H., et al. (2020). "An intelligent financial portfolio trading strategy using deep Q-learning." Expert Systems with Applications **158**: 113573.

Prasetijo, A. B., et al. (2017). Buy/sell signal detection in stock trading with bollinger bands and parabolic SAR: With web application for proofing trading strategy. 2017 4th International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE).

Sable, S., et al. (2017). Stock price prediction using genetic algorithms and evolution strategies. 2017 International conference of Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA).

Shrivastava, A. and A. Singh (2013). An Optimal Stock Portfolio Construction Model Using Genetic Algorithm. 2013 International Conference on Machine Intelligence and Research Advancement.

Silva, A., et al. (2015). "A hybrid approach to portfolio composition based on fundamental and technical indicators." Expert Systems with Applications **42**(4): 2036-2048.

Tsai, C.-F. and Y.-C. Hsiao (2010). "Combining multiple feature selection methods for stock prediction: Union, intersection, and multi-intersection approaches." Decision Support Systems **50**(1): 258-269.

Wei, D. (2019). Prediction of Stock Price Based on LSTM Neural Network. 2019 International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacturing (AIAM).

Yang, F., et al. (2019). "A novel hybrid stock selection method with stock prediction." Applied Soft Computing **80**: 820-831.

Yu, L., et al. (2016). "Stock Selection with a Novel Sigmoid-Based Mixed Discrete-Continuous Differential Evolution Algorithm." IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering **28**(7): 1891-1904.