**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](#_Toc83922682)

[**第一節** **研究背景與動機** 2](#_Toc83922683)

[**第二節** **研究目的** 4](#_Toc83922684)

[**第三節** **研究範圍與限制** 4](#_Toc83922685)

[**第四節** **研究流程** 5](#_Toc83922686)

[**第五節** **論文架構** 6](#_Toc83922687)

[**第二章** **文獻探討** 7](#_Toc83922688)

[**第一節** **投資人風險偏好** 7](#_Toc83922689)

[**第二節** **投資組合** 8](#_Toc83922690)

[**2.1** **選股策略** 9](#_Toc83922691)

[**2.2** **擇時交易策略** 12](#_Toc83922692)

[**2.3** **資產配置策略** 14](#_Toc83922693)

[**第三節** **人工智慧應用於金融領域之文獻回顧** 15](#_Toc83922694)

[**第四節** **小節** 16](#_Toc83922695)

[**參考文獻** 17](#_Toc83922696)

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Park等人提出的金融投資組合管理優化(Park 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 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 & 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 et al., 2017)、強化學習(Jeong & Kim, 2019)。遺傳演算法是一種搜尋啟發式演算法，但是容易陷於局部最佳化的問題。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 et al., 2021)。

Chang & Lee (2017)發表了一篇關於選股、交易策略、資產配置之相關研究，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等特徵輔助，並以強化學習Q-learning來提升準確率。

1. **研究目的**

總結上述研究背景與動機，此研究目的是：

1. 使用強化學習分析出當下最佳的投資組合達到最大報酬率與最小風險
2. 投資組合包含選股策略，擇時策略與資產配置。
3. 並與 Chang & Lee (2017) 比較投資報酬率。
4. **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。
  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。

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，並分成三個小節進行探討：第一節主要是討論投資人風險偏好，第二節是討論投資組合，第三節是討論人工智慧在股市上的應用。

1. **投資人風險偏好**

Roszkowski & Grable (2010) 提出在無法完全保證的情況下，都需承擔風險來做出決策，而風險承受能力是依個人忍受程度而定。Faff et al. (2008) 調查顯示風險厭惡程度越高的人在風險忍受能力越低。Hanna & Lindamood (2004) 認為投資者在不熟悉投資上可能會過於保守而無法做出理想的選擇，或是太過自信，而承受過高的風險。因此在投資之前需衡量本身的風險承受能力，以利找出適合自己的投資組合分配。Hallahan et al. (2004) 在測量投資者的風險承受能力的時候，會評估他們的性別、年齡、婚婚狀況、收入、本身資產、投資經驗、投資頻率與投資用途等面向來綜合評估，研究結果有助於將投資者置於特定的風險承受能力類別中。Grable (2008) 每個人承受風險能力各不相同所以再投資決策上會採取符合自己的行動方案，以及承受風險越高的人在投資上越積極。

總結上述文獻探討，現今投資人對風險態度的差異，可分爲風險趨避者、風險中立者與風險偏好者三種類型的投資人，分別描述如下：

1. 風險趨避者：投資者在面對相同期望報酬的投資資產時，往往會選擇風險較小的選項，因為大部分投資人都不喜歡無條件承擔風險。
2. 風險中立者：投資人投資時，面對未來收益的不確定性，會要求相對的報酬以為代價，不同程度的風險所要求的報酬可能有所不同。但若無論風險水準為何，每增加一單位的風險所要求的報酬皆呈固定不變，此種每增加一單位風險而要求的報酬不會隨風險水準之不同而改變的投資人，係屬不被風險水準影響、不在意不確定性的投資人，稱之為風險中立者。
3. 風險偏好者：每多承擔一單位的風險，所要求的風險溢酬反而愈來愈低，故風險偏好者會接受公平或有利的賭局，同時也有可能會接受不利的賭局。

由以上的分類可知，一個人的風險偏好會影響到其投資標的的選擇。

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。而在投資組合策略上可分為消極型跟積極型(Murphy,1999)，說明如下：

消極型投資策略(Passive Investment Strategy)：又稱為保守型投資策略，是基於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，因此找不到價格被錯誤定價(mispricing)的情況。總而言之，消極型投資策略的目的只是建立一個多元化的投資組合，及有效控制風險並獲得正常報酬。

積極型投資策略(Active Investment Strategy)：是基於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，此策略屬於估價分析、信用分析策略。因此，積極型投資策略目標是承受一定風險並獲取超額報酬。Silva et al. (2015) 在策略上從一開始的股票選擇是基於基本面的股東權益報酬率及淨利潤來挑選營運方面最佳的公司，並透過技術指標簡單移動平均線來告知進入市場的時機點，結果表現優於市場指數。

總結上述投資組合策略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(Chang & Lee, 2017)。

* 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，因此評估公司當前和未來的獲利能力來估計實際股票價值是非常重要的，一旦確認完實際價值後，投資者即能確定股票是被高估還是低估，以促進投資選擇和獲利機會。主要是以基本面來評估一家公司的價值，是基於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。在基本面評估企業價值可分為絕對估值與相對估值。

絕對估值(Absolute Valuation)是以基本面來尋找投資的內在價值。從基本面來看只需關注公司的股息、現金流和成長率。模型包括現金流貼現模型、股息貼現模型。

* 1. 現金流量折現模型(Discounted Cash Flow，DCF)：是將公司未來會產生的現金流都轉換成現值的概念，所得到的數值即為企業的內在價值。Yao et al. (2005) 開發出一個新型的現金流量折現模型，是原始現金流量折現模型與不確定的貼現率來評價公司，是符合創造長期價值的目標，可以全面性地捕捉到影響公司價值的所有要素。
  2. 股息貼現模型(Dividend Discount Model，DDM)：以適當的貼現率將股票未來預計將派發的股息折算為現值，以評估股票的價值。Sim and Wright (2017) 提出了股息貼現的替代用途，投資者可根據歷史股息來評估與特定股票相關的風險。

相對估值(Relative Valuation)是涉及計算比率來探討公司的財務狀況。比率分析是一種透過資產負債表和損益表等財務報表來洞察公司流動性、運營效率和盈利能力的定量方法。

1. 流動性比率：用來評估企業償付短期債務的能力。流動性比率越高，代表公司償債能力越強。流動性比率包括流動比率、速動比率和營運資金比率。
2. 償債能力比率：也稱為財務槓桿比率，是反映公司償債能力的財務比率之一，將公司的債務水平與其資產、股權和收益進行比較，並過償還長期債務以及利息來評估公司長期維持生計的可能性。償付能力比率的例子包括：債務權益比率、債務資產比率和利息覆蓋率。
3. 盈利比率：衡量企業在某一段期間內的營運收入。利潤率、資產報酬率、本益比。
4. 效率比率：也稱為活動比率，效率比率是評估公司如何有效地利用其資產和負債來產生最大化利潤。關鍵效率比率包括：周轉率、庫存周轉率和庫存天數。
5. 覆蓋率：是衡量公司支付利息和其他與其債務相關的義務的能力。包括利息賺取倍數和償債覆蓋率。
6. 股價評價指標：這些是基本面分析中最常用的比率。它們包括股息率，每股收益，本益比。

根據文獻Liu & 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。Hajjami & Amin (2018) 使用兩種視角來探討選股問題，一是以投資者視角，尋找高報酬的股票;二是以債權人視角尋找最大化還款能力，結果證實該投資策略具有可行性。Yang 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。以上文獻所使用的基本面因子已整理在2-1使用基本面財務指標之選用表 所示：

表2-1：使用基本面財務指標之選用表

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 構面 | 基本面  財務指標 | Liu & Yeh (2017) | Hajjami & Amin  (2018) | Yang & Chen (2019) |
| 盈利能力 | 股本回報率 | V |  | V |
| 資產回報率 |  | V | V |
| 現金流量比率 |  |  | V |
| 營業利潤率 |  |  | V |
| 淨利潤 |  |  | V |
| 槓桿作用 | 債務權益比率 |  |  | V |
| 槓桿比率 |  | V |  |
| 流動性 | 現金流量比率 |  | V | V |
| 目前的比例 |  |  | V |
| 速動比率 |  |  | V |
| 營運能力 | 庫存周轉率 |  |  | V |
| 投資周轉率 |  | V |  |
| 應收賬款周轉率 |  |  | V |
| 成長能力 | 營業收入增長率 |  |  | V |
| 淨收入增長率 |  |  | V |
| 股價評價指標 | 股權價值/淨值 | V |  |  |
| 股權價值/營業收入 | V |  |  |
| 本益比 | V |  |  |
| 每股收益 |  | V |  |

註：「V」代表選用該財務指標；「 」代表未選用該指標。

* 1. **擇時交易策略**

投資中最基本的策略是購買特定股票並持有它，並預期未來股價能持續上漲，此策略帶來的樂觀情緒有助於推動買入並持有，以增加投資者的信心 ; 反之，當股票價格持續下跌，此時市場將籠罩著悲觀情緒。而擇時交易策略是基於技術分析判斷股票的走勢情況，如果是上漲則買入持有;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、成交量、時間等資料以圖形、表格、指標等分析工具來解釋，並提供趨勢交易訊號或是反轉警告，因此技術分析真正含義是幫助投資者更好地理解金融市場並製定出能適應當前市場的交易策略。

根據文獻Chen (2014) 提出使用技術分析來增強股市預測，採用了4個技術指標並依據指標提供的交易信號來進行交易，實驗證明提出的預測方法的平均準確度優於過去的研究。Kamble (2017) 提出使用隨機森林與4個技術指標來預測股價趨勢，實驗證明此模型對於買入信號的準確率為 66.8%。Prasetijo et al. (2017) 提出使用兩個技術指標並搭配7種交易策略，且開發出一個基於Web的應用程序來測試所提出策略的性能，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。Chen et al. (2019) 提出能提供給投資者更有用的交易策略，透過遺傳演算法與10個技術指標來生成交易規則以識別買入與賣出的訊號。以上文獻所使用的技術指標已整理在表2-2 使用技術指標之選用表 所示。

表2-2 使用技術指標之選用表

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 分類 | 技術指標 | Chen (2014) | Kamble (2017) | Prasetijo et al. (2017) | Chen et al. (2019) |
| 移動平均線 | 移動平均線 | V |  |  | V |
| 震盪指標 | 隨機震盪指標 | V | V | V |  |
| 相對強弱指數 | V | V |  | V |
| 平滑異同移動平均線 |  | V |  | V |
| 動量 |  |  |  | V |
| 商品通道指數 |  |  |  |  |
| 定向運動指數 |  |  |  | V |
| 乖離率 |  |  |  | V |
| 心理 |  |  |  | V |
| 波動率 | 布林通道 |  | V |  |  |
| SAR拋物線 |  |  | V |  |
| 比爾威廉  指標 | 威廉姆斯%R |  |  |  | V |

註：「V」代表選用該技術指標；「 」代表未選用該指標。

* 1. **資產配置策略**

資產配置它是一種理財概念，因每個資產都有其本身的報酬和風險，投資者需設定個人的投資目標、風險承受能力、時間範圍和可投資資金以作為其資產構成的基礎，因此，持有不同資產類型選擇與比例分配策略，稱為資產配置。而在資產配置策略上可分策略性與戰術性資產配置。

策略性資產配置(Strategic Asset Allocation，SAA) 又稱為靜態資產配置，認為市場運作是有效率的，是一種長期的規劃，並不會因為短期市場的波動而改變，但是會定期重新平衡投資組合，以追求更好的績效表現。Berald et al. (2011) 提出了一個交易支援系統與複雜的隨機編程方法來幫助投資者解決策略性資產配置的問題，模型包括數據管理、統計分析、場景模擬、[模型生成器](https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/model-generator)、解決方案內核和解決方案分析模塊。

戰術性資產配置(Tactical Asset Allocation，TAA) 又稱為動態資產配置或主動資產配置。為一種積極的策略，認為市場是沒有效率的，是一種短期規劃。是預測短期經濟的景氣、利率與政治情勢變化後，妥善調節資金投資到各類資產。由於此策略牽涉到資產進場時機，所以又稱掌握時機策略。Parque et al. (2011) 提出了一種使用引導遺傳關係演算法來解決資產配置的問題，並在規定的時間內買入持有，為了避免市場不確定性，採用較短的時間內持有，並且定期重新優化投資組合。

而資產分配權重衡量乃是以夏普值、風險值(Value at Risk，VaR)、條件風險值(Conditional Value at Risk，CVaR)來評估。夏普值是衡量投資資產是否能用越小的波動來創造越高的獲利，也就是承受每單位風險所得的報酬，報酬指的是超越無風險利率的額外報酬(Harnpadungkij et al., 2019)。然而在非常態分配情況下，不容易評定投資績效的優劣(Homm & Pigorsch, 2012); VaR是將風險量化為數字，是基於常態分配的假設下能估計正確的損失，但是並非所有的報酬都是常態分配，如在極端事件下敏感性低，則無法正確評估風險; 然而CVaR能在報酬分配未知的情況下評估風險，則可得到最佳風險值與投資組合權重，是一種有效的綜合風險度量，可以克服VaR的問題(Quaranta & Zaffaroni, 2008)。

1. **人工智慧應用於金融領域之文獻回顧**

近年來，隨著人工智慧逢勃發展，學者已開始應用人工智慧在金融市場上研究，且人工智慧理論已經有效地應用在投資上，成為[投資者決策的](https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/human-decision-making)工具。著名的技術包括類[神經網絡](https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/neural-networks)、模糊理論、強化學習。Pang et al. (2020)提出了使用嵌入層和自動編碼器對數據進行向量化，並透過長短期記憶神經網絡(LSTM)預測股票，雖然此方法在某些應用中是有效的，但它們經常會遇到過擬合的問題，可能會陷入局部最佳解的挑選。Fasanghari & Montazer (2010) 開發一個用於選擇優質股票的模糊專家系統，以解決股票投資組合推薦的不確定性，雖然模糊方法表明能能在金融領域中使用，但由於模糊理論缺乏足夠的學習能力。Harnpadungkij et al.(2019) 使用了分佈式強化學習應用於金融投資組合管理，能適應在高波動性自的學習能力，透過強化學習的動作來選擇策略並控制投資風險來實現利潤最大化。而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3-1所示。

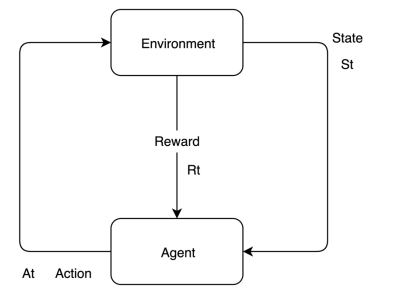


圖3-1：強化學習架構圖

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。Harnpadungkij 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。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。Darapaneni 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。Chakole 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來建置股票市場的交易策略。

1. **小節**

投資之前需先評估本身的風險偏好，由於每個人承受風險能力各不相同所以再投資決策上會採取符合自己的行動方案。以及投資組合策略上可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，方法可分為現金折現模式、股息折現模式、利率分析，並搭配決策工具來挑選股票，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，篩選適合指標來輔助決策。在資產配置方面主要是搭配先前挑選的股票，並由風險指標夏普值、風險值、條件風險值來找尋適合的最佳投資組合。決策工具主要評估是以強化學習，能有效地學習出一種自我改進的學習策略。

**參考文獻**

Beraldi, P., Violi, A., & De Simone, F. (2011). A decision support system for strategic asset allocation. *Decision support systems*, *51*(3), 549-561.

Brim, A. (2020). Deep Reinforcement Learning Pairs Trading with a Double Deep Q-Network. In *2020 10th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)* (pp. 0222-0227). IEEE.

Chakole, J. B., Kolhe, M. S., Mahapurush, G. D., Yadav, A., & Kurhekar, M. P. (2021). A Q-learning agent for automated trading in equity stock markets. *Expert Systems with Applications*, *163*, 113761.

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

Chen, Y. J. (2014). Enhancement of stock market forecasting using a technical analysis-based approach. In *2014 IEEE 5th International Conference on Software Engineering and Service Science* (pp. 702-705). IEEE.

Chou, Y. H., Kuo, S. Y., & Lo, Y. T. (2017). Portfolio optimization based on funds standardization and genetic algorithm. *IEEE Access*, *5*, 21885-21900.

Darapaneni, N., Basu, A., Savla, S., Gururajan, R., Saquib, N., Singhavi, S., ... & Paduri, A. R. (2020, October). Automated Portfolio Rebalancing using Q-learning. In *2020 11th IEEE Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON)* (pp. 0596-0602). IEEE.

Faff, R., Mulino, D., & Chai, D. (2008). On the linkage between financial risk tolerance and risk aversion. *Journal of financial research*, *31*(1), 1-23.

Fasanghari, M., & Montazer, G. A. (2010). Design and implementation of fuzzy expert system for Tehran Stock Exchange portfolio recommendation. *Expert Systems with Applications*, *37*(9), 6138-6147.

Fu, A. and Wang, B. (2020). Portfolio Optimization based on LSTM Neural Network Prediction. In *2020 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)* (pp. 1-5). IEEE.

Chen, C. H., Chen, Y. H., Lin, J. C. W., & Wu, M. E. (2019). An effective approach for obtaining a group trading strategy portfolio using grouping genetic algorithm. *IEEE Access*, *7*, 7313-7325.

Grable, J. E. (2008). Risk tolerance. In *Handbook of consumer finance research* (pp. 3-19). Springer, New York, NY.

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

Hallahan, T. A., Faff, R. W., & McKenzie, M. D. (2004). An empirical investigation of personal financial risk tolerance. *Financial Services Review-greenwich-*, *13*(1), 57-78.

Hanna, S. D., & Lindamood, S. (2004). An improved measure of risk aversion. *Journal of Financial Counseling and Planning*, *15*(2), 27-45.

Harnpadungkij, T., Chaisangmongkon, W., & Phunchongharn, P. (2019). Risk-Sensitive Portfolio Management by using Distributional Reinforcement Learning. In *2019 IEEE 10th International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST)* (pp. 1-6). IEEE.

Homm, U., & Pigorsch, C. (2012). Beyond the Sharpe ratio: An application of the Aumann–Serrano index to performance measurement. *Journal of Banking & Finance*, *36*(8), 2274-2284.

Hu, Y. J., & Lin, S. J. (2019). Deep reinforcement learning for optimizing finance portfolio management. In *2019 Amity International Conference on Artificial Intelligence (AICAI)* (pp. 14-20). IEEE.

Jeong, G., & Kim, H. Y. (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. In *2017 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)* (pp. 1371-1375). IEEE.

Liu, Y. C., & Yeh, I. C. (2017). Using mixture design and neural networks to build stock selection decision support systems. *Neural Computing and Applications*, *28*(3), 521-535.

Moore, P. G. (1972). Mathematical models in portfolio selection. *Journal of the Institute of Actuaries*, *98*(2), 103-148.

Murphy, J. J. (1999). *Technical analysis of the financial markets: A comprehensive guide to trading methods and applications*. Penguin.

Pang, X., Zhou, Y., Wang, P., Lin, W., & Chang, V. (2020). An innovative neural network approach for stock market prediction. *The Journal of Supercomputing*, *76*(3), 2098-2118.

Park, H., Sim, M. K., & Choi, D. G. (2020). An intelligent financial portfolio trading strategy using deep Q-learning. *Expert Systems with Applications*, *158*, 113573.

Parque, V., Mabu, S., & Hirasawa, K. (2011). Guided genetic relation algorithm on the adaptive asset allocation. In *SICE Annual Conference 2011* (pp. 173-178). IEEE.

Prasetijo, A. B., Saputro, T. A., Windasari, I. P., & Windarto, Y. E. (2017, October). Buy/sell signal detection in stock trading with bollinger bands and parabolic SAR: With web application for proofing trading strategy. In *2017 4th International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE)* (pp. 41-44). IEEE.

Quaranta, A. G., & Zaffaroni, A. (2008). Robust optimization of conditional value at risk and portfolio selection. *Journal of Banking & Finance*, *32*(10), 2046-2056.

Roszkowski, M. J., & Grable, J. E. (2010). Gender differences in personal income and financial risk tolerance: How much of a connection?. *The Career Development Quarterly*, *58*(3), 270-275.

Silva, A., Neves, R., & Horta, N. (2015). A hybrid approach to portfolio composition based on fundamental and technical indicators. *Expert Systems with Applications*, *42*(4), 2036-2048.

Sim, T., & Wright, R. H. (2017). Stock valuation using the dividend discount model: An internal rate of return approach. In *Growing Presence of Real Options in Global Financial Markets*. Emerald Publishing Limited.

Wei, D. (2019). Prediction of stock price based on LSTM neural network. In *2019 International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacturing (AIAM)* (pp. 544-547). IEEE.

Yang, F., Chen, Z., Li, J., & Tang, L. (2019). A novel hybrid stock selection method with stock prediction. *Applied Soft Computing*, *80*, 820-831.

Yao, J. S., Chen, M. S., & Lin, H. W. (2005). Valuation by using a fuzzy discounted cash flow model. *Expert Systems with Applications*, *28*(2), 209-222.

Yu, L., Hu, L., & Tang, L. (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.