**國　立　成　功　大　學**

**工 業 與 資 訊 管 理 學 系 在 職 專 班**

**碩 士 論 文 計 劃 書**

**使用強化學習推薦個人化投資組合**

**指導教授：王惠嘉 博士**

**研 究 生：吳翌暄**

**摘要**

在這個高通膨物價與低利率的時代，社會大眾為了增加收入往往會以投資金融來增加自己的被動收入，主要是以股票為投資標的。而投資者如何做出正確的選擇，來滿足個人預期最大化收益和最小化風險，由於投資有風險，高報酬就需承擔高風險，且投資者每人的風險偏好各不相同，有些是偏於承擔風險來獲得最大報酬，有的是害怕風險而規避風險來獲得穩定的報酬。總而言之投資是介於報酬與風險之間的取捨，而且投資的風險接受度是取決於投資人對風險的接受度個性。因此本研究將設計以投資人風險偏好來推薦個人化的投資組合。主要是採用風險評估指標Beta來評估投資者的風險偏好，並利用強化學習對股市進行訓練，是透過技術指標找出交易訊號，並透過基本面指標對股票做評價，讓強化學習能夠組合出獲利最大化的投資組合。

關鍵字：強化學習、投資組合、個人化推

**目錄**

[摘要 I](#_Toc88417320)

[圖目錄 III](#_Toc88417321)

[表目錄 IV](#_Toc88417322)

[第一章 緒論 1](#_Toc88417323)

[1.1 研究背景與動機 1](#_Toc88417324)

[1.2 研究目的 2](#_Toc88417325)

[1.3 研究範圍與限制 3](#_Toc88417326)

[1.4 研究流程 4](#_Toc88417327)

[1.5 論文架構 5](#_Toc88417328)

[第二章 文獻探討 6](#_Toc88417329)

[2.1 投資人風險偏好 6](#_Toc88417330)

[2.2 投資組合 7](#_Toc88417331)

[2.2.1 選股策略 8](#_Toc88417332)

[2.2.2 擇時交易策略 13](#_Toc88417333)

[2.2.3 資產配置策略 17](#_Toc88417334)

[2.3 人工智慧應用於金融領域之文獻回顧 19](#_Toc88417335)

[2.4 強化學習 20](#_Toc88417336)

[2.5 小節 22](#_Toc88417337)

[第三章 研究方法 23](#_Toc88417338)

[3.1 問題描述 23](#_Toc88417339)

[3.2 研究架構 24](#_Toc88417340)

[3.2.1 研究架構圖 24](#_Toc88417341)

[3.2.2 研究架構舉例說明 24](#_Toc88417342)

[3.3 投資人風險分類模組 26](#_Toc88417343)

[3.4 股票分類模組 28](#_Toc88417344)

[3.5 投資組合推薦模組 29](#_Toc88417345)

[3.6 評估指標 31](#_Toc88417346)

[參考文獻 32](#_Toc88417347)

**圖目錄**

[圖 1 - 1研究流程圖 8](#_Toc88412264)

[圖 2 - 1強化學習架構圖 24](#_Toc88412268)

[圖 3 - 1研究架構 28](#_Toc88412273)

[圖 3 - 2保守型投資組合視意圖 29](#_Toc88412274)

[圖 3 - 3強化學習-投資組合推薦架構 33](#_Toc88412275)

[圖 3 - 4模型資料集定義 33](#_Toc88412276)

[圖 3 - 5強化學習實驗流程示意圖 34](#_Toc88412277)

**表目錄**

[表 2 - 1使用基本面財務指標之選用表 17](#_Toc88412376)

[表 2 - 2使用技術指標之選用表 21](#_Toc88412377)

[表 3 - 1股票分類範例表 30](#_Toc88412380)

[表 3 - 2選股排名範例表 30](#_Toc88412381)

[表 3 - 3投資屬性分析問卷 32](#_Toc88412382)

[表 3 - 4技術指標參數對應表 36](#_Toc88412383)

1. **緒論**

在這個高通膨物價與低利率的時代，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**

在這個高通膨物價與低利率的時代，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。

投資者如何做出正確的選擇，來滿足個人預期最大化收益和最小化風險，以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先了解投資者個性(即對風險承受能力)後， 再進行後續包括選股、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，如使用夏普值來分配資產權重(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. 首先需評估投資人的風險偏好，並使用強化學習分析出符合投資人的投資組合。
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。
   1. **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3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。
   1. **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，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，如指數股票型基本(ETF)。

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。

* 1. 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。
  2. 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。
  3. 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 & 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。
  4. 相對估值(Relative Valuation)是涉及計算比率來探討公司的財務狀況。比率分析是透過財務報表來洞察公司流動性、營運和獲利能力的定量方法。相關比率分析述敘如下：
  5. 獲利能力：

衡量企業在某一段期間內的營運收入。淨值報酬率、毛利率。

* + 1. 淨值報酬率(ROE)：

企業為整體股東資金創造獲利的效率。股東權益報酬率越高，代表公司為股東賺回的獲利越高。如其走勢平穩或上升，代表為股東帶來獲利的效率越來越好。其計算公式如下：

* + 1. 毛利率：

是衡量一家公司在扣除與銷售商品及服務相關的直接成本後剩餘利潤的方法。它可以說明公司在產生支出的情況下是否仍有收益。其計算公式如下：

* 1. 經營績效：

是指企業在一定經營期間內的經營效益和業績，主要是透過經營者在經營管理企業的過程中對企業經營、成長、發展所取得的成果和所做出的貢獻來體現。

* + 1. 營收成長率：

營收成長率可避開淡旺季影響，看出營收真正成長或衰退趨勢。其計算公式如下：

* + 1. 稅後淨利成長率：

淨利年增率可避開淡旺季影響，看出淨利真正成長趨勢。其計算公式如下：

* 1. 償債能力：

是反映公司償債能力的財務比率，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。償債能力比率包括流動比例、速動比例：

* + 1. 流動比率：

流動資產是否能償還流動負債。流動比率大於100% 為佳，若小於100% 須瞭解流動資產的變現性還有短期金融負債。

其計算公式如下：

* + 1. 速動比率：

為了更嚴格衡量企業償債能力，速動比是將流動資產中，變現性較差的預付款項、存貨踢除，利用剩下變現性較好的速動資產來和流動負債做比較。速動比率一般以大於100% 為佳。

其計算公式如下：

* 1. 經營能力：

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。效率比率包括：應收帳款週轉率、存貨週轉率。

* + 1. 應收帳款週轉率：

指企業在特定期間內，收回應收帳款的能力。當客戶一直沒有償還欠款，將使應收帳款周轉率下滑，而產生呆帳。若企業收帳能力強，則應收帳款周轉率會維持高或是穩定的走勢。其計算公式如下：

* + 1. 存貨週轉率：

指企業在特定期間內，存貨管理的效率。存貨週轉率趨勢上升，代表公司存貨打消很快，市場需求或是存貨控管能力增強；存貨週轉率趨勢下滑，代表公司存貨消耗減緩，市場需求或是存貨控管能力下滑。其計算公式如下：

* 1. 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表2-1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) |
| 獲利能力 | 淨值報酬率 | V |  | V |
| 資產報酬率 |  | V | V |
| 現金流量比率 |  |  | V |
| 營業利潤率 |  |  | V |
| 淨利潤 |  |  | V |
| 償債能力 | 債務權益比率 |  |  | V |
| 槓桿比率 |  | V |  |
| 現金流量比率 |  | V | V |
| 速動比率 |  |  | V |
| 經營績效 | 存貨周轉率 |  |  | V |
| 投資周轉率 |  | V |  |
| 應收帳款周轉率 |  |  | V |
| 經營績效 | 營收成長率 |  |  | V |
| 稅後淨利成長率 |  |  | 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。相關技術指標介紹如下：

1. 相對強弱指數(RSI)：

Welles Wilder 在1978年發表RSI，其理論是衡量短期內損益的幅度，其震盪範圍為 0 到 100之間。當值由上向下突破50，代表股價轉弱;反之當值由下向上突破50，代表股價轉強。公示如下所示。

：前n天內的收盤上漲數之平均值。

：前n天內的收盤下跌數之平均值。

*n*：是經過的交易期間。

1. 隨機指標(KD)：

George Lane在1957年發表KD指標，主要研究最高價、最低價與收盤價之間的關係，反映價格走勢的相對強弱和超買超賣狀態。公示如下所示。

：未成熟隨機值。

：第n日收盤價。

：過去n日內最低價。

Hn：過去n日內最高價。

：第n日的K值。

：第n日D值。

*n：*是經過的交易期間。

1. 指數平滑異同移動平均線(MACD)：

Gerald Apple在1979年發表MACD指標，其理論是利用快慢兩條線的變化來評估中長期的走勢，是用來判斷買賣股票的時機與訊號。其原理是使用兩條快慢線來計算兩者間的差(稱為DIF線)，然後再對DIF線進行平滑移動平均線即為MACD線。當DIF從下往上穿過MACD時，為由負轉正，為買進訊號;當DIF從上往下穿過MACD時，為由正轉負，為賣出訊號。公示如下所示。

：第n日的需求指數。

：是指第n日的長期EMA值，l為長期。

：是指第n日的中期EMA值，m為中期。

：差離值。

：第n日的短期MACD值。

*n*：是經過的交易期間。

*s*：代表短期。

1. 布林通道-Bollinger Band：

John Bollinger在1980年發表布林通道，其理論是確認股價波動範圍與未來走勢的趨勢線。布林通道是是由均線和標準差組成的指標，總共有三條線：中線，上線，下線。中線是股價的移動平均線。上線也可稱為壓力線，通常是用中線加2個標準差。下線也稱為支撐線，通常是用中線減2個標準差。上下線構成的區域就是布林通道。公式如下所示。

：n日的移動平均線公式。

*n*：是經過的交易期間。

：代表第t日的收盤價。

：標準差。

：是表示第i天的收盤價。

：表示n日內之收盤價平均值。

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 | 隨機指標 | 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 | 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風險指標夏普值來評估。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)。夏普與投資組合報酬率公式如下所示：

：夏普指標。

：投資組合的報酬率。

：無風險報酬。

：投資組合的標準差。

：投資組合報酬率

：於j資產的資金占總投資額的比例。

：資產j的期望報酬率。

*m*：投資資產組合中不同投資項目的總數。

* 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) 使用了強化學習應用於金融投資組合管理，能適應在高波動性的學習能力，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。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是開發一種基於自我改進的交易模型。

* 1. **強化學習**

強化學習是機器學習中的一個領域，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。

* + 1. **馬可夫決策(MDP)**

強化學習是使用馬可夫決策過程(MDP)來建立模型，以處理各種最佳化的問題。如圖2-1所示，環境(Environment)提供狀態，而代理人(Agent)做出相對應的動作作為回覆，然後環境基於此動作給予獎勵與下一個狀態。

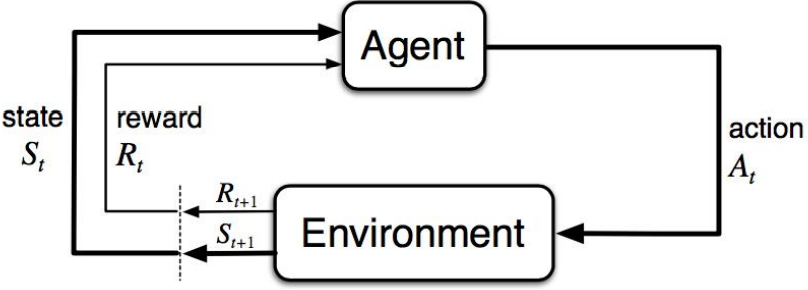


圖 2 - 1強化學習架構圖

MDP是由以下五個因素組成：

1. 狀態：s ∈ S，所有狀態的集合。
2. 動作：a ∈ A，是一組有限的動作，用於從一個狀態移動到另一個狀態。
3. 轉移機率：，是指在當前狀態s執行動作*a*後而移動到下一個狀態的機率。
4. 獎勵函數：是指在當前狀態s執行動作*a*後而移動到下一個狀態所獲得的回饋。
5. 折扣因子：γ，會決定未來獎勵與立即獎勵的重要程度。0 ≤ γ ≤ 1。γ=0，只考量立即獎勵，代表永不學習。γ=1，會無窮無盡的尋找未來獎勵。因此折扣因子最佳值是落在0.2至0.8之間。

由於環境是隨機的，因此未來獎勵所佔的權重需透過折扣因子來計算，稱之為折扣獎勵(預期報酬)，公式如下：

MDP在處理問題時是要如何採取動作(action)，為了能達成目標則需有一套決策(policy)，決策(policy)能夠指示在什麼狀態(state)下來執行什麼動作(action)。因此決策(policy)是定義代理人(Agent)來決定到底要做哪個動作(action)來達到目標的方法。通常策略符號是以π來表示。而如何評估一個策略(policy)的好壞，是由代理人(Agent)在某個環境下循著策略與環境持續互動下所得到的期望折扣獎勵。狀態決策價值函數又稱Q函數，表示在策略推薦的狀態s採取動作a的價值，即公式如下：

而如何得到最佳策略，以\*符號視為最佳的意思，公式如下：

* + 1. **Q學習**

Q學習是一種off-policy的學習方法。是建立在一個Q-Table裡，目的是在狀態S中執行動作A所產生的價值，並透過每個動作A帶來的獎勵來更新 Q-Table。意思是初始策略𝜋會跟環境互動來蒐集資料，並利用時間差學習法(TD)來訓練一個Q函數，只要能夠訓練出一個Q函數，就能保證可以找到一個新的策略𝜋 ′會比原本的𝜋還要好，接著再把原本的𝜋取代掉再以新的𝜋 ′跟環境作互動。依據以下公式來更新Q值：

代理人會基於每個給定的狀態S進行動作A來估測價值，是以貪婪法(greedy)的原則來選取動作，並將()加入記憶庫(Replay Buffer)中，而記憶庫會保存最近一段期間的資料。

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。

1. **研究方法**

本研究的方向主要是建立個人化股票投資組合推薦，目標是在投資者可承受的風險下獲得理想中的報酬，在投資之前需先評估投資者風險類型，來選擇對應的股票類別，並同時透過強化學習篩選優良的股票、與找出適當的交易訊號來進行個人化的資產配置。本章節分6個小節，3.1節為問題描述。3.2節為研究架構，介紹個人化股票投資組合推薦的基本架構與流程。3.3節是投資人風險分類模組，3.4節為股票分類模組，3.5節是投資組合推薦模組，3.6節為評估指標，是驗證提出的研究方法的準確性。

* 1. **問題描述**

在低利率、高物價的時代裡，社會大眾為了增加收入往往會以投資金融來增加自己的被動收入，主要是以股票為投資標的，而投資者如何做出正確的選擇，來滿足個人預期最大化收益和最小化風險。由於投資有風險，高報酬就需承擔高風險，且投資者每人的風險偏好各不相同，有些是偏於承擔風險來獲得最大報酬，有的是害怕風險而規避風險來獲得穩定的報酬。總而言之投資是介於報酬與風險之間的取捨，而且投資的風險接受度是取決於投資人對風險的接受度個性。因此本研究是依照投資人風險偏好來推薦個人化的投資組合。

* 1. **研究架構**
     1. **研究架構圖**

本研究提出的個人化股票投資組合推薦，共有5個步驟，其架構如圖3-1 所示。第1個步驟為投資人的風險分類模組與股票分類模組，前者是解釋如何評估投資人的風險類型。後者是解釋如何將股票進行分類。第2個步驟為為投資組合推薦模組，解釋如何透過強化學習資產配置以達到投資人期望的推薦清單。

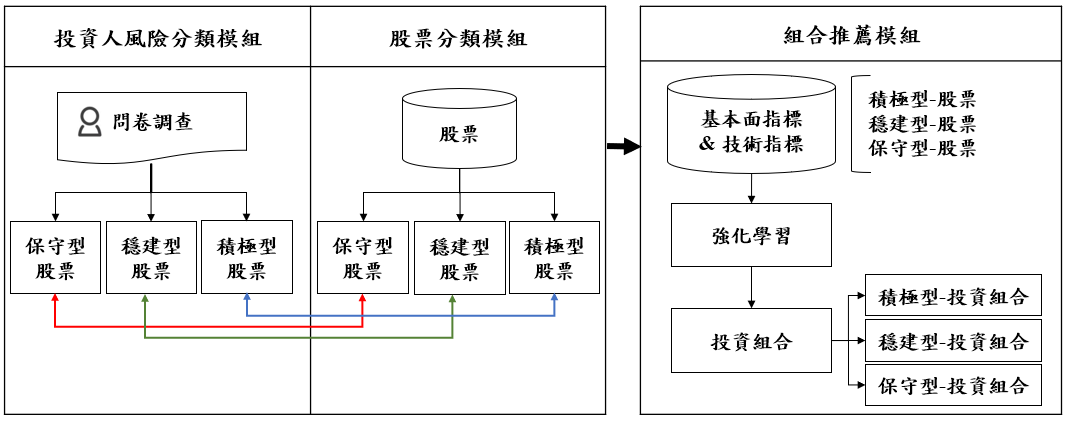


圖 3 - 1研究架構

* + 1. **研究架構舉例說明**

**步驟一：資料前處理**

資料前處理分別為投資人風險分類模組與股票分類模組，兩者之間執行沒有優先順序，互不干擾。

1. 投資人風險分類模組：是指投資人一開始先從問卷來評估自己的風險類型，比如A投資人是屬於保守型投資人。
2. 股票分類模組：依據風險分類模組，將股票進行分類(前提是上市要達3年以上)，舉例：共有1000家上市公司，有300家屬於保守型股票、300家屬於穩建型股票、300家屬於積極型股票，以上分類整理在表3-1所示。保守型投資人適合保守型股票，穩健型投資人適合穩健型股票，積極型投資人適合積極型股票。

表 3 - 1股票分類範例表

|  |  |
| --- | --- |
| **分類** | **數量** |
| 保守型股票 | 300 |
| 穩建型股票 | 300 |
| 積極型股票 | 300 |
| 不符合上市3年 | 100 |
| 總數量 | 1000 |

**步驟二：組合推薦模組**

1. 將有被歸類的股票透過強化學習來預測交易訊號，訊號狀態為買進、賣出、持平。
2. 將有被歸類的股票清單來進行股票評分，使用評價規則對股票進行評分(分數是介於0~1之間，越靠近1代表公司越穩建)。並以類股各自股票進行排名，範例為表3-2所示。

表 3 - 2選股排名範例表

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **類股** | **半導體** | **評分** | **鋼鐵** | **評分** |
| 股  票  評  分 | A公司 | 0.95 | G公司 | 0.85 |
| L公司 | 0.81 | B公司 | 0.81 |
| F公司 | 0.72 | K公司 | 0.71 |

1. 透過強化學習將交易訊號與股票評分結果進行投資組合。若為買進訊號，則可進行資產配置;若為賣出，則需評估累計報酬率是否有低於N%(由投資者設定)，若有低於，則股票需進行賣出，並重新將原先的投資組合重新配置。如圖3-2所示，此為保守型投資組合視意圖，以5個不同類股組合為一組。

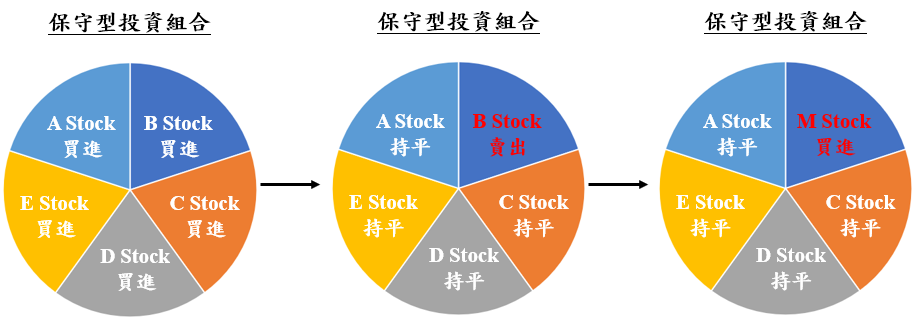


圖 3 - 2保守型投資組合視意圖

* 1. **投資人風險分類模組**

投資的特性是在於報酬與風險，大多投資人的眼裡只看到報酬，一味認定進場就會賺錢，而忽略了風險。然而事實上，報酬與風險是成正比的，高風險高報酬、低風險低報酬是投資定律，若不願意承擔風險則無法得到想要的報酬。然而如何在眾多股票當中選擇適合自己的投資標的？首先，需先找出自己的風險類型，大部份是採用問卷方式調查，本研究是採用元大人壽-投資屬性分析問卷(如表3-3所示)，此問卷是以年齡、投資經驗、風險承擔能力、虧損影響程度、購買金融商品種類、個人投資專業人力、投資目標等屬性來綜合評估，以便找出投資人的風險類型。

而根據元大人壽將風險類型分成三類，為保守型投資人(風險趨避者)、穩健型投資人(風險中立者)、積極型投資人(風險偏好者)，透過表3-1來評估個人綜合分數，找出適合投資人的風險類型。關於風險分類說明整理如下：

1. 保守型投資人(風險趨避者)：7 分(含)以下。

比較無法接受損失，希望能有穩定的報酬，一般來說，年紀愈大、沒有經驗的投資者、可投資資金較少、緊急預備金少、有家庭負擔、投資頻率低、投資目的為追求穩定報酬或保本的人，容易被分類到風險趨避者。

1. 穩健型投資人(風險中立者)：8~13 分。

介於保守型與積極型中間，希望有資產能穩定成長，不想要承受過大的風險。

1. 積極型投資人(風險偏好者)：14~21分。

能夠承受波動比較大的投資，也能夠負擔下跌時的損失，一般來說、剛出社會的年輕人、有經驗的投資者、可投資資金較多、緊急預備金充足、沒有家庭負擔、投資頻率高、投資目的為追求資本利得的人，比較容易被分到這個類別。

表 3 - 3投資屬性分析問卷

|  |
| --- |
| 1. 請問您目前的年齡？   □ A. 65 歲(含)以上 (1 分)  □ B. 46~64 歲 (2 分)  □ C. 45 歲(含)以下 (3 分) |
| 2.您的投資經驗有多少年？  □ A. 1 年以內 (1 分)  □ B. 1~3 年內 (2 分)  □ C. 3 年以上 (3 分) |
| 3.您的風險承擔能力及期望年投資報酬率為何？  □ A. 正負低於 5% (1 分)  □ B. 正負 5% ~ 15% (2 分)  □ C. 正負超過 15% (3 分) |
| 4.投資商品如下跌或虧損超過 15%以上，對您財務的影響程度為何？  □ A. 高 (1 分)  □ B. 中 (2 分)  □ C. 低 (3 分) |
| 5.您曾購買過以下何種金融商品？(可複選，但以分數最高者計分)  □ A. 無 ( 0 分)  □ B. 銀行定存、傳統型保險商品、基金、債券 (2 分)  □ C. 股票、結構型產品、期貨、選擇權、其他衍生性金融商品 (3 分) |
| 6.您自認具備金融專業能力?  □ A. 不瞭解或僅初步了解部分金融商品 (0 分)  □ B. 普通，已有基本金融商品專業知識 (2 分)  □ C. 了解且主動掌握金融趨勢並進行投資組合規劃 (3 分) |
| 7.您的財務目標?  □ A. 避免資產損失 (1 分)  □ B. 資產穩定成長 (2 分)  □ C. 資產有效增值 (3 分) |

* 1. **股票分類模組**

股票分類是為了便於理解投資人的風險承受能力而對股票進行分類。本研究共分三種類別，分別為保守型股票(風險小)、穩健型股票(風險中等)、積極型股票(風險高)。每一組都代表著不同風險的股票，代表著保守型投資人適合保守型股票，穩健型投資人屬於穩健型股票，積極型投資人適合積極型股票。本研究是採用台灣上市公司為研究對象，且上市公司需含3年以上的交易記錄。

Beta是衡量股票市場[波動](https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/market-volatility" \o "從 ScienceDirect 的 AI 生成的主題頁面了解有關市場波動的更多信息)的指標之一，是顯示股票與金融市場關係的指數。例如，Beta > 1 (Beta < -1)，表示該投資商品報酬率的波動度，比市場還大；當市場上揚 10% (下跌10%)，商品會上漲超過 10% (下跌超過 10%)。因此，一家公司Beta值越高，則預期報酬越高，相對地，承受風險也越高。Beta公式如下：

本研究採用Beta來分類股票，以劃分三個部份，條件如下：

* 1. **投資組合推薦模組**

本研究是採用強化學習來推薦個人化的投資組合，由於投資人風險共分成三類(保守型、穩健型、積極型)，因此在強化學習上需分開學習，而本研究的強化學習是透過馬可夫決策來建立模型。主要是以技術指標與基本面指標來學習出最佳的投資組合，如圖3-3所示。技術指標是辨別買賣時機，如買進、賣出、持平，當累計報酬率低於預設的 N%，投資者必須進行投資組合調整。而基本面指標是拿來評價公司，該指標主要用途是在選股，比如評價高的公司代表獲利穩定，相對評價低的公司而言，投資人所承擔的風險較低。而投資組合是以5個不同類股組合為一組，會依投資人風險類型對應的股票來進行投資組合推薦，如投資人是屬於高風險承擔能力，則會推薦積極型股票的投資組合。

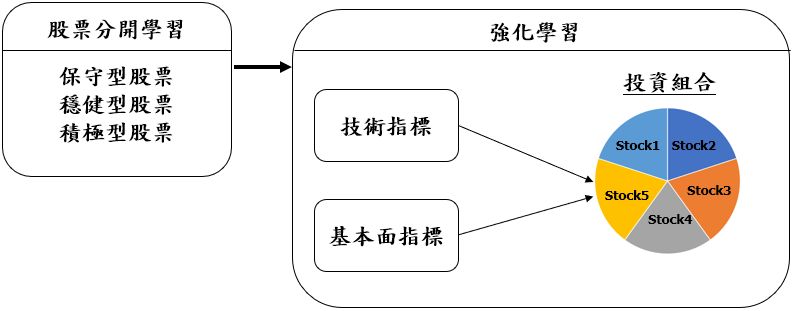


圖 3 - 3強化學習-投資組合推薦架構

模型資料集定義，分為訓練集(Training)、驗證集(Validation)、測試集(Test)

，規劃資料為2019年 ~ 2021年，共3年的技術指標與基本面指標，圖3-4所示

。訓練集的部份為2019/01/01 ~ 2020/06/30。驗證集為2020/07/01~2020/12/31。測試集為2021/01/01 ~ 2021/12/31。

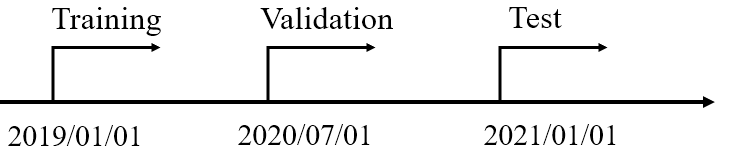


圖 3 - 4模型資料集定義

使用強化學習實驗流程如圖3-5所示。一開始是將股票的交易歷史資料與財務資料轉換成技術指標與基本面指標。並使用MDP來建立模型，其順序如下：

1. 環境提供狀態給代理人。
2. 代理人提供動作給環境。
3. 環境回饋獎勵與下一個狀態給代理人。
4. 代理人將()資料儲存到記憶庫。
5. 從記憶庫中抽出樣本，根據Q學習，找出最佳policy，並更新給環境。

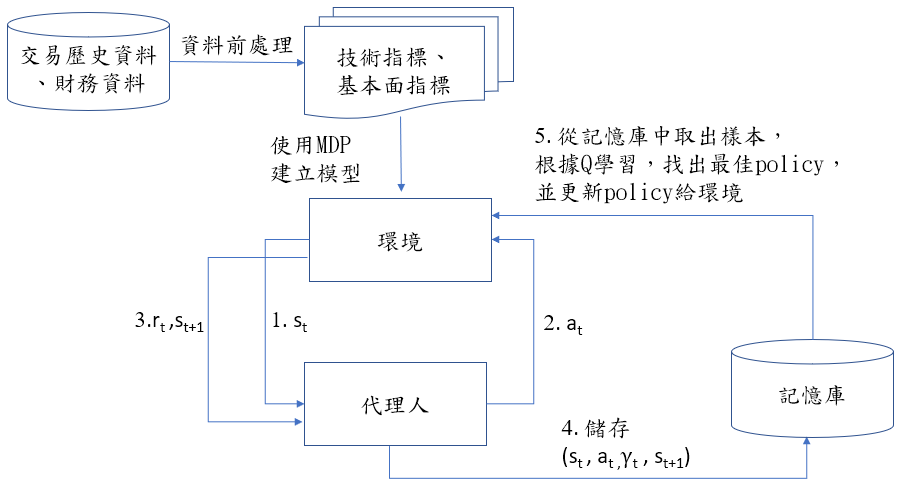


圖 3 - 5強化學習實驗流程示意圖

本研究將基本面指標分成四大構面，為獲利能力、經營績效、償債能力、經營能力。主是要根據以下這8個指標來對公司進行評分，該分數顯示了公司的穩健性。分別為：

1. 獲利能力：淨值報酬率、毛利率。
2. 經營績效：營收成長率、稅後淨利成長率。
3. 償債能力：流動比率、速動比率。
4. 經營能力：應收帳款週轉率、存貨週轉率。

評價公式整理如下，採平均法來計算評價，值統一是分佈在0與1之間。

使用技術指標是透過強化學習來預測交易訊號，本研究採用技術指標為KD、RSI、MACD、Bollinger Band。表3-4是技術指標參數對應表。

表 3 - 4技術指標參數對應表

|  |  |
| --- | --- |
| 技術指標 | 說明 |
|  | n = 9為 |
|  | n = 14為 |
| (*m , l , s*) | m = 12，l = 26，s = 9 為 (12 *,26 , 9*) |
|  | n = 20為 |

* 1. **評估指標**

本研究評估指標是使用平均報酬率(公式3.3所示)來驗證方法的準確性，期望本研究提出的方法與強化學習的結合能夠提升報酬率，且能夠勝任Chang & Lee (2017)提出的遺傳演算法，並與台交所、台灣50做比較。而平均報酬期數的部份可分為1個月、3個月、6個月、12個月，如表3-9所示。

：1到N期的平均報酬率。

：第N期的報酬率。

**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. & 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.

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.

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.