

富邦論文

作者

提交日期: 2022年07月05日 05:43下午 (UTC+0800)

作業提交代碼: 1835051650

文檔名稱: _.pdf (700.78K)

文字總數: 8794

字符總數: 19170

選擇權行為財務模型之人工智慧交易策略與實證分析

Artificial Intelligence Trading Strategy and Empirical Analysis of Option Behavior Financial Model

摘要

本研究採用 2006 年 1 月 2 日至 2021 年 12 月 31 日期間之歷史收盤交易資料估算出實際 P 測度之行為財務參數，並採用 Corrado and Su (1996) 選擇權模型估算出風險中立 Q 測度之隱含行為財務參數。

在估算出不同測度下之行為財務參數後，本研究分別採用全部的行為財務參數，以及經由迴歸分析選出顯著的行為財務參數，當成挑選人工智能(Artificial Intelligence, AI)之機器學習羅吉斯迴歸，與深度學習之深度神經網路兩種演算法的輸入參數，期望協助投資人預測未來金融資產的價格走勢。

本研究依據上述預測結果發展金融資產交易策略，並進行實際情境測試。結果發現，波動度大的個股使用短期的策略期間較佳，而較平穩的個股則使用長期的策略期間，加入選擇權隱含參數可以有效的提高績效。本研究所發展的交易策略之投資績效可以明顯超越標竿指數，投資人得以根據本研究所發展之模型建構一套穩定獲利的交易策略模式。

關鍵詞：行為財務、人工智能、選擇權交易策略、類神經網路。

壹、緒論

一、研究背景與動機

為了考慮股市投資人的情緒，本研究使用經典的財務模型——資本資產定價模型(Capital Asset Pricing Model, CAPM)之超額報酬(Alpha)與市場風險(Beta)來做為情緒指標的依據，除此之外也考慮了報酬率的標準差(Standard Deviation)、偏態(Skewness)與峰態(Kurtosis)，其中，偏態與峰態分別為報酬率的三階動差與四階動差，藉由參數估計期間的資料分布型態的這些量化的資料來做分析。

三大法人可以分為外資買賣超、投信買賣超、自營買賣超，而這些法人擁有龐大的資本，因此三大法人的一舉一動都可能對股市造成重大的影響，藉由觀察三大法人的動向獲得判斷股市漲跌的重要資訊，在本研究中也將這個重要的資訊放入輸入參數中。

上述所提到的超額報酬(Alpha)、市場風險(Beta)、外資買賣超、投信買賣超、自營買賣超都是真實世界中可以觀測到的數據，也可以稱作是 P 測度，但是歷史不一定會重演，因此本研究中的後半部分加入了在風險中立下可以觀察到的 Q 測度，以 Corrado and Su (1996)選擇權模型所推導的隱含波動度、隱含偏態、隱含峰態，來當作本研究 Q 測度參數。

Corrado and Su (1996)模型是一個以 Black and Scholes (1973)模型為框架的選擇權模型，他將原本 Black and Scholes (1973)模型的常態分配假設轉為有隱含偏態、隱含峰態的非常態分配，本研究運用台指選擇權中的週選擇權與月選擇權計算 Corrado and Su 模型的隱含參數，並用以觀察台灣加權股價指數在 P 測度、Q 測度、P+Q 測度，這三個種不同的參數估計下的績效表現。

台灣加權股價指數是由台灣證券交易所編製的股價指數，其中內含了台灣的上市股票，以市值加權做計算，是個代表台灣經濟走勢的最佳指標。元大台灣 50(0050.TW)為指數股票型基金，其成分股為上市股票中最大市值的前 50 檔，直接買進台灣市值最佳的 50 檔股票，也是個極具代表性的指標。本研究選用這兩個指標來做為與交易策略的績效比較，來探討是否可以獲得超額報酬。

二、研究目的

近年來，因應全球金融市場的變化，大數據分析已成為現下處理資料的一大趨勢，在這之中以機器學習的話題最為熱門。機器學習主要是以電腦程式來模擬人類需要做的事，利用歷史資料去學習，分析未來可能發展的模式，而在機器學習之中還有一層叫做深度學習，深度學習比機器學習又更為複雜，它需要利用多層的非線性特徵資料做學習。

在本研究中使用了機器學習與深度學習來做為預測模型，分別選擇了羅吉斯迴歸(Logistic Regression, LR)與倒傳遞類神經網路(Back Propagation Neural Network, DNN)，

機器學習中的羅吉斯迴歸是一種二元分類的模型，²⁴可以將輸入的參數輸出為 1 或 0，可以很好的作為交易策略的判斷依據；深度學習中的倒傳遞類神經網路是一種具有學習能力的²⁴神經網路，可以藉由超參數的調整來使得預測更加準確，預測出的資料會介於 1 到 0 之間，與二元分類的羅吉斯迴歸相比可以運用在更多的地方，不只是可以用來當作交易策略的判斷依據，但是所需的時間也相較羅吉斯迴歸還要更久。雖然機器學習沒有深度學習複雜，但在交易策略中的表現也不遜於深度學習。

本研究利用機器學習與深度學習結合情緒指標與價量關係來建構交易策略，使用程式來去除掉人類的主觀判斷，以更客觀的角度來決定買進與賣出的時點，避免有如同不理性的投資人會出現的追高殺低行為，並且設計許多不同的再平衡策略來做實證分析，比較交易策略在短期、中期、長期與台灣加權股價指數、台灣元大 50 的績效表現。

三、研究架構

¹⁵本研究研究架構主要分為五個章節，分別簡述如下：第壹章緒論，說明本研究之研究架構與研究目的。¹⁸第貳章文獻回顧，探討情緒指標的運用與行為財務模型的應用。³⁰第參章研究方法與模型，利用財務工程模型並解釋隱含參數。¹⁰第肆章實證結果與分析，建構交易策略與進行橫向與縱向的分析。¹⁰第伍章結論與建議，總結本研究之研究結果與未來研究方向。

貳、文獻回顧

一、選擇權與隱含參數相關文獻

Black and Scholes(1973)是一個最早用於選擇權與權證的定價模型，但該模型的假設是建立在股價是服從對數常態分配以及無交易成本，並在無套利的情況下產生無風險的投資組合，但是³²這種理想情況在現實生活中很難發生，因此為了更符合實際會發生的狀況，許多學者以 Black and Scholes (1973)為研究基礎，發展了下列不同的模型。

¹Corrado and Su (1996) 使用 Gram-Charlier 展開式，考慮了資產分配的三階與四階動差，也就是在展開式中加入了偏態與峰態，運用 S&P500 估算隱含偏態與隱含峰態；¹Heston (1993) 提出隨機波動模型(Stochastic Volatility model)，並推導出其封閉解；¹Zhang et al. (2017) 運用 Heston 模型推導出隱含偏態。

¹Amaya et al. (2015) 使用美股歷史股價計算偏態與峰態，²發現已實現峰態與下週股票收益之間是正向關係，以情緒指標解釋未來資產的報酬；²Stilger et al. (2017) 從股票選擇權中計算的隱含偏態發現，過高的隱含偏態是未來股價表現不佳的訊號。

二、¹類神經網路相關文獻

McCulloch and Pitts (1943) 從認知神經科學中的神經活動，應用在微積分中，提出

人工神經元的運作模型；Hebb(1949)提出了多個神經元同時被激發，會促進神經元之間¹⁹的突觸強度增加的學習方法，稱為「赫布型學習 (Hebbian Learning)」，是非監督學習⁴⁰的生物學基礎；Rosenblatt³⁶ (1958) 提出了一種二元線性分類器，「感知機」，感知機可以模擬人類感知能力，並被視為一種最簡單形式的前饋神經網路；Hopfield(1982) 提出的霍普菲爾網路(Hopfield Neural Network)為類神經網路開創一個新的方法，使得類神經網路可以通過使用雙向線路來連接。

Rumelhart et al. (1986) 提出一種具有學習能力的多層前饋神經網路，倒傳遞類神經網路 (Back-propagation Neural Network)，突破了類神經網路瓶頸；葉怡成 (1997)，將類神經網路應用於實際問題，推出新的線性彈性結構勁度法之聯立解，證明類神經網路的潛力。²¹

參、研究方法與模型

一、²²資料來源與樣本選取

本研究來源來自台灣經濟新報(Taiwan Economic Journal, TEJ)，取用股價資料庫之調整後收盤價日資料與籌碼資料庫中¹⁴三大法人買賣超之外資買賣超、投信買賣超、自營買賣超，總樣本期間為 2006 年 1 月 2 日至 2021 年 12 月 31 日。

長期交易策略期間為 2008 年 5 月 30 日至 2021 年 12 月 31 日，共 3355 個樣本；

中期交易策略期間為 2014 年 1 月 2 日至 2021 年 12 月 31 日，共 1960 個樣本；

短期交易策略期間為 2020 年 1 月 2 日至 2021 年 12 月 31 日，共 489 個樣本。

股票選取以臺灣期貨交易所公告之臺灣證券交易所發行量加權股價指數成分股暨市市值比重前 150 檔，剔除無完整資料期間之股票共 32 檔，留下完整資料股票共 118 檔，並從中挑選台灣市市值第一大的公司，台積電，與較為穩定的金融股，華南金進行實證分析，以比較交易策略在波動劇烈的科技股及波動較低的金融股的表現是否皆有效。²⁶

台指選擇權日資料來自臺灣期貨交易所之選擇權每日交易行情下載，以盤中的買權資料作分析，並剔除掉交易量小於 10 的資料。

二、機器學習與深度學習

(一) 機器學習—羅吉斯迴歸(Logistic Regression, LR)

機器學習 (Machine Learning) 是人工智慧 (AI) 的分支，透過資料的訓練讓電腦像人類一樣學習，可以廣泛的區分為監督式學習(Supervised Learning)與非監督式學習(Unsupervised Learning)，其中，羅吉斯迴歸屬於的監督式學習是利用有標記的數據去做分群分組的分析訓練數據並生成推斷函數，也就是要有特徵

向量。而羅吉斯迴歸在這之中是屬於二元分類(Binary Classification)的模型，通常會將資料分類為 1 或 0。

(二) 深度學習——⁸倒傳遞類神經網路(Back Propagation Neural Network, DNN)

深度學習(Deep Learning)也是機器學習的一種，它包含了多層的神經網路，運用神經元做為連接的節點，而本³³研究使用的倒傳遞類神經網路和羅吉斯迴歸一樣屬於監督式學習，主要可以分為三層，分別為輸入層(Input Layer)、隱藏層(Hidden Layer)、輸出層(Output Layer)。

在神經網路中，超參數 Epoch、Batch size、迭代次數(Iteration)的調整很重要，他們影響了模型的準確度，其中，增加 Batch size 可以使處理速度變快，但也會更佔電腦的記憶體容量，而迭代次數 = (訓練樣本數 - Batch size) × Epoch。

三、²Corrado and Su 模型

Corrado and Su(1996)²將 Black and Scholes 模型的常態分配假設轉換為具有偏態與峰態的非常態分配假設，並使用 Gram-Charlier 展開式將機率密度函數 $f(x)$ 定義為：

$$f(x) = \sum_{n=0}^{\infty} C_n H_n(x) \varphi(x) \quad (3.1)$$

其中， $\varphi(x)$ 為常態機率密度函數， $H_n(x)$ 為 Hermite 多項式， C_n 為係數項。

由於此 Gram-Charlier¹² 展開式為無限的數列級數，因此在 Corrado and Su 模型¹中僅取前四項，推導出以 Black and Scholes 模型為架構的修正模型：

$$C_{GC} = C_{BS} + u_3 Q_3 + (u_4 - 3) Q_4 \quad (3.2)$$

$$Q_3 = \frac{1}{3!} S_0 \sigma \sqrt{t} \left((2\sigma \sqrt{t} - d_1) n(d_1) - \sigma^2 t N(d_1) \right) \quad (3.3)$$

$$Q_4 = \frac{1}{4!} S_0 \sigma \sqrt{t} \left((d_1^2 - 1 - 3\sigma \sqrt{t} (d_1 - \sigma \sqrt{t})) n(d_1) + \sigma^3 t^{2/3} N(d_1) \right) \quad (3.4)$$

$$d_1 = \frac{\ln(S_0 / K) + (r + \sigma^2 / 2) T}{\sigma \sqrt{T}} \quad (3.5)$$

其中， C_{BS} ¹為 Black and Scholes 模型的買權公式解， u_3 為標的資產報酬率分配的偏態係數， u_4 為標的資產報酬率分配的峰態係數， $n(d_1)$ 為常態分配機率密度函數， σ 為標的資產報酬率的波動度， $N(d_1)$ 為常態分配累積密度函數。

四、 交易策略

觀察報酬率時，最直觀的看法是以正負號來做區分，正代表是漲，負代表是跌，以漲代表為買進訊號，以跌代表為賣出訊號，在考慮到買賣股票的證券交易稅稅率的交易成本，加上³⁷門檻值 0%、0.25%、0.5%來劃分隔日報酬率為漲或跌，並且為了進入羅吉斯迴歸與³⁷倒傳遞類神經網路中做訓練，將股票的漲跌分為 1 或 0，1 代表為漲，0 代表為跌。

進入羅吉斯迴歸與倒傳遞類神經網路中輸出的結果稱為預測的隔日漲跌，但兩者匯出的結果有所不同。羅吉斯迴歸因為二元分類的模型特性，輸出的資料本身就區分為 1 或 0；倒傳遞類神經網路輸出結果為 0 至 1 的隨機數字，但是小數並無法幫助我們判斷漲跌，因此在本研究中使用訓練資料中的 1 或 0 的比例來將倒傳遞類神經網路的輸出結果區分 1 或 0。

買進策略的設定為「預測隔日為漲，且過去五天累積兩個真實的買進訊號」，在策略中的隔日為漲代表以羅吉斯迴歸與⁹倒傳遞類神經網路預測出的隔日漲跌輸出需為 1，並且搭配以門檻值 0%、0.25%、0.5%來劃分的真實隔日報酬率也要在過去的五天內有兩個漲，也就是在過去五天內須要有兩個真實報酬率劃分為 1，但是在門檻值為 0.5%時的模型預測時常出現賣出訊號 0 的狀況，導致²⁹預測效果不佳，建構交易策略時會因為極少出現的買進訊號使得無法進行交易，因此在²⁹第肆章的實證結果與分析中僅討論門檻值為 0%、0.25%，門檻值為 0.5%時的狀況在附錄 A 中。

賣出策略的設定為「預測隔日為跌，且股價低於⁹持有期間最高點之 2、3、4、5、6、8、10%」，在策略中的隔日為跌代表以羅吉斯迴歸與⁹倒傳遞類神經網路預測出的隔日漲跌輸出需為 0，並且分別以股價低於持有期間的最高點之 2%、3%、4%、5%、6%、8%、10%，持有期間為每一次買入後即開始算此次持有期間，直到此次持有期間買入時起算的股價最高點下跌到此價格的 2%、3%、4%、5%、6%、8%、10% 即賣出，並等待下次遇到買進策略時再往返操作。

在第肆章中的交易策略與回測，首先將資料區分為長、中、短三個不同策略期間進入模型做預測，比較以不同策略期間在進入模型中預測漲跌的結果，並使用交易策略觀察在不同策略期間中的績效表現，以前述的買進策略門檻值 0%、0.25%、0.5%，與賣出策略之股價低於持有期間的最高點之 2%、3%、4%、5%、6%、8%、10%做分析，再固定下跌區間來看績效的表現，以探討在相同下跌區間時不同策略之間的差異。

除了對於個股作分析外，本研究還以¹³Corrado and Su (1996)選擇權模型所推導的行為財務¹³參數，加入輸入參數中，對台灣加權股價指數作分析，並使用台指選擇權的盤中資料，僅選取買權與剔除掉交易量小於 10 的選擇權¹³資料，以免因為無交易的特殊狀況而影響了參數估計的準確度。由此模型所推導出的¹³隱含波動度、隱含偏態、隱含峰態與其變化量，分別對大盤測試三種不同輸入參數的績效比較，分別為 P 測度、Q 測度與 P+Q。

以不同的輸入參數設定與預測模型可以區分為以下策略：

策略一：沒有使用 OLS 挑選參數並使用¹²倒傳遞類神經網路作為預測模型(ALL+DNN)

策略二：沒有使用 OLS 挑選參數並使用羅吉斯迴歸作為預測模型(ALL+LR)

策略三：使用 OLS 挑選參數並使用¹²倒傳遞類神經網路作為預測模型(OLS+DNN)

策略四：使用 OLS 挑選參數並使用羅吉斯迴歸作為預測模型(OLS+LR)

共 4 種策略，再以不同門檻值與不同股價低於持有期間的最高點之比例，共 21 種情況，與 3 種不同的策略期間，每檔股票之不同的策略期間各有 84 種情況，建構不同交易策略並找出每檔股票在不同策略期間與不同策略的最佳交易策略。

五、 績效指標

建構完交易策略³⁸後，需要一些指標來評估各種交易策略的績效高低，因此在本研究中選用了投資人常用的內部報酬率(Internal Rate of Return,IRR)、年化標準差(Sigma)、夏普指標(Sharp Ratio)、最大交易回落(Max Drawdown,MDD)等四個指標，以下為各項指標的計算公式：

²⁸
(一) 內部報酬率(Internal Rate of Return,IRR)

$$\text{內部報酬率} = (1 + \text{累積報酬率})^{(1/\text{年數})} - 1$$

$$\text{累積報酬率} = \frac{\text{總獲利}}{\text{總成本}}$$

(二) 年化標準差(Sigma)

$$\text{年化標準差} = \text{報酬率之標準差} \times \sqrt{252}$$

(三) 夏普指標(Sharp Ratio, SR)

$$\text{夏普指標} = \frac{\text{標的報酬率} - \text{無風險利率}}{\text{年化標準差}}$$

(四) 最大交易回落(Max Drawdown, MDD)

$$\text{最大交易回落} = \frac{1 + \text{累積報酬率}}{\text{cummax}(1 + \text{累積報酬率})} - 1$$

其中，cummax()為找出策略期間之累積最大值。

一、參數估計與迴歸分析

參數估計期間為 90 個交易日，以移動視窗(Rolling Window)的方式去計算每天的參數，並使用迴歸分析來挑選對於日報酬顯著的參數，迴歸式如下：

$$R_{t+1} = \alpha_0 + \alpha_1 \times \sigma_t + \alpha_2 \times SK_t + \alpha_3 \times KU_t + \alpha_4 \times Alpha_t + \alpha_5 \times Beta_t + \alpha_6 \times FI_t + \alpha_7 \times IT_t + \alpha_8 \times DE_t + \alpha_9 \times \Delta\sigma_t + \alpha_{10} \times \Delta SK_t + \alpha_{11} \times \Delta KU_t + \alpha_{12} \times \Delta Alpha_t + \alpha_{13} \times \Delta Beta_t + \alpha_{14} \times \Delta FI_t + \alpha_{15} \times \Delta IT_t + \alpha_{16} \times \Delta DE_t + \varepsilon_t \quad (4.1)$$

$$R_{t+1} = \alpha_0 + \alpha_1 \times \sigma_t + \alpha_2 \times SK_t + \alpha_3 \times KU_t + \alpha_4 \times FI_t + \alpha_5 \times IT_t + \alpha_6 \times DE_t + \alpha_7 \times \Delta SK_t + \alpha_8 \times \Delta KU_t + \alpha_9 \times \Delta\sigma_t + \alpha_{10} \times \Delta FI_t + \alpha_{11} \times \Delta IT_t + \alpha_{12} \times \Delta DE_t + \varepsilon_t \quad (4.2)$$

$$R_{t+1} = \alpha_0 + \alpha_1 \times ISIG_t + \alpha_2 \times ISK_t + \alpha_3 \times IKU_t + \alpha_4 \times \Delta ISIG_t + \alpha_5 \times \Delta ISK_t + \alpha_6 \times \Delta IKU_t + \varepsilon_t \quad (4.3)$$

$$R_{t+1} = \alpha_0 + \alpha_1 \times \sigma_t + \alpha_2 \times SK_t + \alpha_3 \times KU_t + \alpha_4 \times FI_t + \alpha_5 \times IT_t + \alpha_6 \times DE_t + \alpha_7 \times ISIG_t + \alpha_8 \times ISK_t + \alpha_9 \times IKU_t + \alpha_{10} \times \Delta SK_t + \alpha_{11} \times \Delta KU_t + \alpha_{12} \times \Delta\sigma_t + \alpha_{13} \times \Delta FI_t + \alpha_{14} \times \Delta IT_t + \alpha_{15} \times \Delta DE_t + \alpha_{16} \times \Delta ISIG_t + \alpha_{17} \times \Delta ISK_t + \alpha_{18} \times \Delta IKU_t + \varepsilon_t \quad (4.4)$$

其中， R_{t+1} 為標的股票第 t+1 期報酬； σ_t 為第 t 期波動度； SK_t 為第 t 期偏態； KU_t 為第 t 期峰態； $Alpha_t$ 為第 t 期標的股票對於大盤超額報酬； $Beta_t$ 為第 t 期標的股票對於大盤的波動； FI_t 為第 t 期外資買賣超； IT_t 為第 t 期投信買賣超； DE_t 為第 t 期自營買賣超； $ISIG_t$ 為第 t 期隱含波動度； ISK_t 為第 t 期隱含偏態； IKU_t 為第 t 期峰態； $\Delta\sigma_t$ 為第 t 期波動度變化量； ΔSK_t 為第 t 期偏態變化量； ΔKU_t 為第 t 期峰態變化量； $\Delta Alpha_t$ 為第 t 期標的股票對於大盤超額報酬變化量； $\Delta Beta_t$ 為第 t 期標的股票對於大盤的波動變化量； ΔFI_t 為第 t 期外資買賣超變化量； ΔIT_t 為第 t 期投信買賣超變化量； ΔDE_t 為第 t 期自營買賣超變化量； $\Delta ISIG_t$ 為第 t 期隱含波動度變化量； ΔISK_t 為第 t 期隱含偏態變化量； ΔIKU_t 為第 t 期隱含峰態變化量。

二、羅吉斯迴歸

本研究使用 Sklearn 中的 linear_model 來建構羅吉斯迴歸，輸入變數分別為參數估計的 16 個參數以及使用迴歸分析挑選顯著性較高的參數，在本研究中以 90% 的信心水

準下，挑選 P-value 小於 0.1 的參數，因為在參數中若以 95% 為信心水準為標準，挑選 P-value 小於 0.05 的參數，會因為可以挑選的參數過少而無法進行模型預測。估計出的參數以移動視窗每 500 個交易日預測隔日標的股票的漲跌，作為交易策略的依據。

三、倒傳遞類神經網路

² 本研究使用 Tensorflow 中的 Keras 來建構深度學習，輸入層分別採用參數估計的 16 個參數以及使用迴歸挑選顯著性較高的參數作為輸入變數，經過隱藏層中的神經元訓練後，輸出預測隔日標的股票的漲跌，作為交易策略的依據。

訓練集資料為 500 個交易日，以移動視窗的方式，測試訓練集後一個交易日，預測資料最長為 2008 年 5 月 30 日至 2021 年 12 月 31 日。隱藏層設定為三層，12 個神經元，迭代次數為 293 次。

四、個股交易策略與回測

運用歷史估計法估計的行為財務參數，歷史波動度、歷史偏態、歷史峰態、個股對於大盤之超額報酬 Alpha、個股對於大盤之波動 Beta，放入羅吉斯迴歸與類神經網路中，並比較策略之間在不同策略期間有無使用迴歸分析挑選參數的交易策略績效，交易策略設定如下：

「買進策略：預測隔日為漲，且過去五天累積兩個真實的買進訊號；賣出策略：預測隔日為跌，且股價低於持有期間最高點之 2、3、4、5、6、8、10 %」

以不同策略來看，表 1 到表 4 為個股不同策略分別在長、中、短期的最佳表現結果，將策略的結果與買進持有的績效做比較，左邊的 BH 為買進持有的縮寫，可以對照的看出，在不同的策略期間，不論是在長期、中期、短期，不論是在台積電或是華南金的策略績效皆優於買進持有(BH)，尤其是在表 1 中策略一長期的華南金以內部報酬率(IRR)來看，更是超過兩倍的績效，而以這四個表來看，華南金不論是在哪個策略都是以長期的績效為最佳，台積電則是不論在哪个策略皆為短期的績效為最佳。

表 1 策略一中，台積電與華南金挑選的買進賣出策略在長、中期皆為「下跌 2 %，門檻值=0% 策略」，而在短期時台積電與華南金分別為「下跌 5 %，門檻值=0.25% 策略」與「下跌 2 %，門檻值=0.25% 策略」。

表 1 個股策略一(ALL+DNN)在不同策略期間的績效表現

		IRR	Sigma	SR	MDD
長期	台積電 BH	0.219	0.258	0.851	-42.20%
	台積電	0.355	0.181	1.959	-26.53%
	華南金 BH	0.057	0.223	0.257	-51.92%
	華南金	0.161	0.138	1.166	-19.51%

中期	台積電 BH	0.288	0.237	1.215	-27.62%
	台積電	0.501	0.191	2.629	-18.72%
	華南金 BH	0.107	0.14	0.769	-28.06%
	華南金	0.163	0.091	1.792	-6.73%
短期	台積電 BH	0.423	0.267	1.585	-25.25%
	台積電	0.527	0.215	2.451	-19.81%
	華南金 BH	0.053	0.177	0.302	-27.08%
	華南金	0.147	0.083	1.765	-4.64%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為不同策略期間各項績效表現最好的，粗斜體表示為整體各項績效最好的。

表 2 策略二中，台積電在長、中、短期所挑選的買進賣出策略與策略一相同；華南金在長、中、短期所挑選的買進賣出策略分別為「下跌 2%，門檻值=0.25 策略」、「下跌 6%，門檻值=0.25 策略」、「下跌 2%，門檻值=0.25% 策略」，其中，華南金在短期的策略也與策略一相同。

表 2 個股策略二(ALL+LR)在不同策略期間的績效表現

		IRR	Sigma	SR	MDD
長期	台積電 BH	0.219	0.258	0.851	-42.20%
	台積電	0.283	0.187	1.516	-21.80%
	華南金 BH	0.057	0.223	0.257	-51.92%
	華南金	0.138	0.143	0.967	-27.62%
中期	台積電 BH	0.288	0.237	1.215	-27.62%
	台積電	0.394	0.19	2.077	-21.80%
	華南金 BH	0.107	0.14	0.769	-28.06%
	華南金	0.152	0.116	1.312	-10.45%
短期	台積電 BH	0.423	0.267	1.585	-25.25%
	台積電	0.481	0.214	2.249	-13.38%
	華南金 BH	0.053	0.177	0.302	-27.08%
	華南金	0.187	0.102	1.841	-6.86%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為不同策略期間各項績效表現最好的，粗斜體表示為整體各項績效最好的。

表 3 策略三中，台積電在長、中、短期所挑選的買進賣出策略分別為「下跌 2%，門檻值=0% 策略」、「下跌 2%，門檻值=0% 策略」、「下跌 5%，門檻值=0.25% 策略」；華南金在長、中、短期所挑選的買進賣出策略分別為「下跌 5%，門檻值=0% 策略」、「下跌 6%，門檻值=0% 策略」、「下跌 2%，門檻值=0.25% 策略」。

表 3 個股策略三(OLS+DNN)在不同策略期間的績效表現

		IRR	Sigma	SR	MDD
長期	台積電 BH	0.219	0.258	0.851	-42.20%
	台積電	0.319	0.179	1.781	-17.76%
	華南金 BH	0.057	0.223	0.257	-51.92%
	華南金	0.118	0.148	0.795	-17.15%
中期	台積電 BH	0.288	0.237	1.215	-27.62%
	台積電	0.401	0.178	2.246	-15.94%
	華南金 BH	0.107	0.14	0.769	-28.06%
	華南金	0.122	0.105	1.159	-15.12%
短期	台積電 BH	0.423	0.267	1.585	-25.25%
	台積電	0.456	0.225	2.022	-22.99%
	華南金 BH	0.053	0.177	0.302	-27.08%
	華南金	0.09	0.057	1.584	-2.89%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為不同策略期間各項績效表現最好的，粗斜體表示為整體各項績效最好的。

表 4 策略四中，台積電在長期與中期所挑選的買進賣出策略與策略三相同，而短期的部分為「下跌 8%，門檻值=0% 策略」；華南金在全部策略期間的買進賣出策略分別為「下跌 6%，門檻值=0% 策略」。

表 4 個股策略四(OLS+LR)在不同策略期間的績效表現

		IRR	Sigma	SR	MDD
長期	台積電 BH	0.219	0.258	0.851	-42.20%
	台積電	0.283	0.187	1.516	-21.80%
	華南金 BH	0.057	0.223	0.257	-51.92%
	華南金	0.138	0.143	0.967	-27.62%
中期	台積電 BH	0.288	0.237	1.215	-27.62%
	台積電	0.394	0.19	2.077	-21.80%
	華南金 BH	0.107	0.14	0.769	-28.06%
	華南金	0.152	0.116	1.312	-10.45%
短期	台積電 BH	0.423	0.267	1.585	-25.25%
	台積電	0.481	0.214	2.249	-13.38%
	華南金 BH	0.053	0.177	0.302	-27.08%
	華南金	0.187	0.102	1.841	-6.86%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為不同策略期間各項績效表現最好的，粗斜體表示為整體各項績效最好的。

由上述挑選的買進賣出策略可以看出，不論是在哪個策略期間，都多次挑選到

「下跌 2%，門檻值=0% 策略」，因此在表 5 到表 10 列出所有策略在固定下跌策略為 2%時的績效表現，除了在長期的策略二外，可以看出在策略一與策略二的內部報酬率與夏普值皆比策略三與策略四好，可以推斷在使用「下跌 2%，門檻值=0% 策略」這個下跌策略時不使用迴歸挑選參數的績效表現比較好。

表 5 台積電在長期門檻值為 0%，賣出策略為下跌 2%的績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.355	0.181	1.959	-26.539%
策略二(ALL+LR)	0.283	0.187	1.516	-21.809%
策略三(OLS+DNN)	0.319	0.179	1.781	-17.769%
策略四(OLS+LR)	0.345	0.187	1.846	-20.561%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 6 台積電在中期門檻值為 0%，賣出策略為下跌 2%的績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.501	0.191	2.629	-18.728%
策略二(ALL+LR)	0.394	0.190	2.077	-21.809%
策略三(OLS+DNN)	0.401	0.178	2.246	-15.947%
策略四(OLS+LR)	0.379	0.182	2.085	-20.561%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 7 台積電在短期門檻值為 0%，賣出策略為下跌 2%的績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.466	0.222	2.095	-20.089%
策略二(ALL+LR)	0.459	0.221	2.083	-21.809%
策略三(OLS+DNN)	0.398	0.215	1.850	-20.764%
策略四(OLS+LR)	0.362	0.215	1.684	-20.561%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 8 華南金在長期門檻值為 0%，賣出策略為下跌 2%的績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.161	0.138	1.166	-19.511%
策略二(ALL+LR)	0.109	0.155	0.700	-34.874%

策略三(OLS+DNN)	0.119	0.111	1.075	-17.008%
策略四(OLS+LR)	0.105	0.106	0.991	-15.303%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 9 華南金在中期門檻值為 0%，賣出策略為下跌 2%的績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.163	0.091	1.792	-6.728%
策略二(ALL+LR)	0.133	0.098	1.365	-9.817%
策略三(OLS+DNN)	0.103	0.081	1.261	-9.223%
策略四(OLS+LR)	0.105	0.087	1.203	-12.462%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 10 華南金在短期門檻值為 0%，賣出策略為下跌 2%的績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.114	0.101	1.129	-9.95%
策略二(ALL+LR)	0.167	0.103	1.621	-6.03%
策略三(OLS+DNN)	0.056	0.094	0.592	-10.266%
策略四(OLS+LR)	0.069	0.104	0.660	-10.019%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

五、大盤交易策略與回測

在本節中，不同於上一節是針對個股使用歷史估計法所得出的參數做交易策略，改為對台灣加權股價指數，也就是所謂的大盤，檢驗三種不同輸入參數的績效比較，分別為使用歷史估計法的 P 測度、使用選擇權模型推導出的行為財務參數 Q 測度，並將歷史估計法與行為財務參數結合的 P+Q，並同樣使用機器學習之羅吉斯迴歸與深度學習之倒傳遞類神經網路作為預測模型，以是否使用迴歸挑選參數共分為四種策略。

使用台指選擇權的盤中資料，以買權與交易量¹⁶大於 10 的週選擇權與月選擇權，進入 Corrado and Su (1996)選擇權模型中推導行為財務參數之隱含波動度、隱含偏態、隱含峰態，分別以三個策略期間與三個測度 P 測度、Q 測度與 P+Q 做交易策略的績效比較，交易策略設定與上一節相同。

表 11 到表 14 以不同策略在長期、中期與短期的績效表現來看，不論是哪個策略在長、中、短期的績效皆超越買進持有(BH)，在表 11 與表 12 的策略一與策略二，同時考慮 P 測度與 Q 測度的績效大部分都比單一考慮 P 測度或 Q 測度好，只有在表 11 的短期略輸 P 測度，由此可以看出加入考慮了行為財務參數的 Q 測度參數是可以有效的增加交易策略的績效。

表 11 大盤策略一(ALL+DNN)在不同策略期間的績效表現

		IRR	Sigma	SR	MDD
長期	BH	0.053	0.179	0.295	-53.23%
	P	0.092	0.15	0.615	-32.56%
	Q	0.07	0.061	1.152	-8.46%
	P+Q	0.112	0.146	0.769	-36.98%
中期	BH	0.093	0.147	0.637	-28.72%
	P	0.124	0.129	0.961	-22.77%
	Q	0.098	0.137	0.72	-28.72%
	P+Q	0.143	0.125	1.142	-18.15%
短期	BH	0.215	0.193	1.113	-28.72%
	P	0.35	0.141	2.493	-9.74%
	Q	0.356	0.132	2.693	-10.07%
	P+Q	0.348	0.148	2.357	-9.97%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為不同策略期間各項績效表現最好的，粗斜體表示為整體各項績效最好的。

表 12 大盤策略二(ALL+LR)在不同策略期間的績效表現

		IRR	Sigma	SR	MDD
長期	BH	0.053	0.179	0.295	-53.23%
	P	0.112	0.141	0.793	-32.00%
	Q	0.118	0.096	1.234	-14.29%
	P+Q	0.125	0.138	0.907	-26.36%
中期	BH	0.093	0.147	0.637	-28.72%
	P	0.119	0.127	0.934	-17.01%
	Q	0.112	0.128	0.875	-23.71%
	P+Q	0.124	0.124	0.997	-18.84%
短期	BH	0.215	0.193	1.113	-28.72%
	P	0.32	0.145	2.205	-9.74%
	Q	0.387	0.131	2.958	-8.12%
	P+Q	0.321	0.146	2.194	-10.82%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為不同策略期間各項績效表現最好的，粗斜體表示為整體各項績效最好的。

31

在有挑選參數的策略三與策略四時，表 13 以倒傳遞類神經網路為預測模型的策略三，以單純考慮 P 測度的績效為最佳；在表 14 的策略四的績效中，只考慮 Q 測度的績效表現在所有策略期間都高於只考慮 P 測度與同時考慮 P 測度與 Q 測度，而以單一測

度為較佳的這兩個策略皆是有挑選參數的策略三與策略四。

表 13 大盤策略三(OLS+DNN)在不同策略期間的績效表現

		IRR	Sigma	SR	MDD
長期	BH	0.053	0.179	0.295	-53.23%
	P	0.092	0.15	0.615	-32.56%
	Q	0.077	0.074	1.037	-10.87%
	P+Q	0.078	0.16	0.485	-39.32%
中期	BH	0.093	0.147	0.637	-28.72%
	P	0.124	0.129	0.961	-22.77%
	Q	0.099	0.137	0.722	-28.72%
	P+Q	0.093	0.132	0.7	-27.17%
短期	BH	0.215	0.193	1.113	-28.72%
	P	0.35	0.141	2.493	-9.74%
	Q	0.299	0.13	2.304	-11.16%
	P+Q	0.315	0.146	2.153	-12.87%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為不同策略期間各項績效表現最好的，粗斜體表示為整體各項績效最好的。

表 14 大盤策略四(OLS+LR)在不同策略期間的績效表現

		IRR	Sigma	SR	MDD
長期	BH	0.053	0.179	0.295	-53.23%
	P	0.112	0.141	0.793	-32.00%
	Q	0.126	0.092	1.369	-10.51%
	P+Q	0.09	0.156	0.573	-48.43%
中期	BH	0.093	0.147	0.637	-28.72%
	P	0.119	0.127	0.934	-17.01%
	Q	0.114	0.128	0.893	-23.71%
	P+Q	0.105	0.132	0.798	-19.51%
短期	BH	0.215	0.193	1.113	-28.72%
	P	0.32	0.145	2.205	-9.74%
	Q	0.371	0.124	2.999	-6.46%
	P+Q	0.264	0.16	1.65	-11.93%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為不同策略期間各項績效表現最好的，粗斜體表示為整體各項績效最好的。

在表 11 到表 14 的四種策略中，長期所選到的買進賣出策略在參數挑選 P 測度與 P+Q 時皆為「下跌 2%，門檻值=0% 策略」，僅考慮 Q 測度時的買進賣出策略在策略一與策略二為「下跌 2%，門檻值=0.25% 策略」，在策略三與策略四為「下跌 4%，門檻

值=0.25% 策略」；中期所挑選的買進賣出策略除了策略四的同時考慮 P 測度與 Q 測度為「下跌 4%，門檻值=0% 策略」，其餘皆為「下跌 2%，門檻值=0% 策略」；在短期挑選的策略皆是門檻值為 0.25%，只考慮 P 測度的策略皆為「下跌 5%，門檻值=0.25% 策略」，Q 測度在策略一到四中的買進賣出策略的下跌比例分別為下跌 5%、4%、8%、4%，P+Q 在策略一到四中的買進賣出策略的下跌比例分別為下跌 5%、4%、8%、4%。

在上述挑選的買進賣出策略中，長期與中期還是以「下跌 2%，門檻值=0% 策略」為大多數，而在短期時可以承受的下跌比例較高，因此接下來在長期與中期討論固定下跌比例為 2%與門檻值為 0%時在不同策略間的策略績效表現，短期的部份討論下跌比例為 5%與門檻值為 0.25%時在不同策略間的策略績效表現。

表 15 到表 17 為不同測度在各項策略中以策略期間為長期的績效表現，可以看出在長期固定下跌比例為 2%時的 P 測度與 P+Q 為策略二的績效最好，Q 測度為策略四的績效最好，在表 16 中有使用迴歸挑選參數的策略三與策略四，波動度有明顯的降低。

表 15 大盤在長期門檻值為 0%，賣出策略為下跌 2%的 P 測度績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.092	0.150	0.615	-32.559%
策略二(ALL+LR)	0.112	0.141	0.793	-32.005%
策略三(OLS+DNN)	0.092	0.150	0.615	-32.559%
策略四(OLS+LR)	0.112	0.141	0.793	-32.005%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 16 大盤在長期門檻值為 0%，賣出策略為下跌 2%的 Q 測度績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.067	0.161	0.417	-50.439%
策略二(ALL+LR)	0.078	0.159	0.492	-45.887%
策略三(OLS+DNN)	0.051	0.053	0.976	-8.461%
策略四(OLS+LR)	0.093	0.071	1.312	-10.861%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 17 大盤在長期門檻值為 0%，賣出策略為下跌 2%的 P+Q 績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.112	0.146	0.769	-36.984%
策略二(ALL+LR)	0.125	0.138	0.907	-26.360%

策略三(OLS+DNN)	0.078	0.160	0.485	-39.322%
策略四(OLS+LR)	0.090	0.156	0.573	-48.434%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 18 到表 20 為不同測度在各項策略中以策略期間為中期的績效表現，在固定下跌比例為 2%時，P 測度、Q 測度與 P+Q 的績效表現分別為策略一、策略四、策略一為最佳。

表 18 大盤在門檻值為 0%，中期賣出策略為下跌 2%的 P 測度績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.124	0.129	0.961	-22.773%
策略二(ALL+LR)	0.119	0.127	0.934	-17.015%
策略三(OLS+DNN)	0.124	0.129	0.961	-22.773%
策略四(OLS+LR)	0.119	0.127	0.934	-17.015%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 19 大盤在門檻值為 0%，中期賣出策略為下跌 2%的 Q 測度績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.098	0.137	0.720	-28.723%
策略二(ALL+LR)	0.112	0.128	0.875	-23.710%
策略三(OLS+DNN)	0.099	0.137	0.722	-28.723%
策略四(OLS+LR)	0.114	0.128	0.893	-23.710%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 20 大盤在門檻值為 0%，中期賣出策略為下跌 2%的 P+Q 測度績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.143	0.125	1.142	-18.150%
策略二(ALL+LR)	0.124	0.124	0.997	-18.840%
策略三(OLS+DNN)	0.093	0.132	0.700	-27.173%
策略四(OLS+LR)	0.103	0.128	0.807	-19.408%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 21 到表 23 為不同測度在各項策略中以策略期間為短期的績效表現，在固定下跌比例為 5%時，P 測度、Q 測度與 P+Q 的績效表現分別為策略一、策略二、策略一為最

佳。以前述的最佳策略可以推斷出，在 P 測度與 P+Q 的中期與短期皆使用策略一為最佳，長期則是策略二為最佳，而在 Q 測度時所挑選的策略就較為不固定。

表 21 大盤在短期門檻值為 0.25%，賣出策略為下跌 5% 的 P 測度績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.350	0.141	2.493	-9.735%
策略二(ALL+LR)	0.320	0.145	2.205	-9.735%
策略三(OLS+DNN)	0.350	0.141	2.493	-9.735%
策略四(OLS+LR)	0.320	0.145	2.205	-9.735%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 22 大盤在短期門檻值為 0.25%，賣出策略為下跌 5% 的 Q 測度績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.356	0.132	2.693	-10.067%
策略二(ALL+LR)	0.381	0.134	2.836	-9.930%
策略三(OLS+DNN)	0.249	0.107	2.324	-9.490%
策略四(OLS+LR)	0.338	0.127	2.655	-9.440%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

表 23 大盤在短期門檻值為 0.25%，賣出策略為下跌 5% 的 P+Q 測度績效表現

	IRR	Sigma	SR	MDD
策略一(ALL+DNN)	0.338	0.140	2.410	-9.735%
策略二(ALL+LR)	0.321	0.146	2.194	-10.823%
策略三(OLS+DNN)	0.229	0.132	1.729	-9.816%
策略四(OLS+LR)	0.216	0.130	1.663	-9.735%

註：此表格為整理內部報酬率最好的策略，粗體表示為各項績效表現最好的。

伍、結論與建議

一、結論

本研究使用許多可以解釋未來報酬的情緒指標來做為輸入參數，再配合機器學習羅吉斯迴歸與深度學習倒傳遞類神經網路來做預測，在參數的選擇部分還加入迴歸挑

選顯著性較高的參數進入預測模型中，並且比較在這些不同策略中績效表現的差異。

挑選個股時選取了台灣具代表性的科技股及金融股做測試，一個是適合積極型投資人，可以承受股票的大漲大跌，波動很大的台積電；一個是十分適合保守型投資人存股之金融股，在這兩檔股性十分不同的個股中交易策略皆有效。

對於個股的結論可以總結列為以下幾點：

- (一) 個股在門檻值為 0% 時，長期可以使用下跌比例為 2% 的策略，但是在短期的下跌比例就不固定，還需要依據不同股票做測試。
- (二) 台積電在建構交易策略時適合用短期的策略期間做預測，而華南金在建構交易策略時適合用長期的策略期間做預測。
- (三) 使用迴歸挑選參數時雖然會使預測的速度變快，但有可能會有將對於預測重要參數剔除的風險。

對於大盤的結論可以總結列為以下幾點：

- (一) 在短期大盤有較明顯的波動，因此在賣出策略的下跌比例的設定中可以承受更高的下跌比例，而績效也不會因為沒有及時停損而被相抵消。
- (二) 在長期與中期時門檻值的設定可以設定為 0%，但是在短期時門檻值的設定為 0.25% 為佳。
- (三) 使用大盤為標的時，使用迴歸挑選參數的波動度降低的效果沒有個股來的好。

二、 建議

對於個股與大盤的建議可以列為以下幾點：

- (一) 在個股中，使用迴歸挑選參數的策略與在賣出策略的下跌比例減少時可以有效地降低波動率，更適合保守型投資人。
- (二) 使用機器學習與深度學習這兩種不同預測模型時，因為深度學習包含了多層的神經網路，需要的時間會比較長，因此如果在績效差距不大時可以採用機器學習羅吉斯迴歸進行預測。
- (三) 在挑選策略期間與賣出策略的下跌比例時，要依據個股的不同股價波動型態做挑選。
- (四) 使用迴歸挑選參數時，若是在未來電腦運算⁸更加精進的時代，可以忽略挑參數減少的運算時間，直接將所有參數接放入模型中。

參考文獻

- 葉怡成，1997。《應用類神經網路》。台北：儒林圖書有限公司。
- Amaya, D., Christoffersen, P., Jacobs, K., & Vasquez, A., 2015. Does realized skewness predict the cross-section of equity returns. *Journal of Financial Economics*, 118: 135-167.
- Black, F., and Scholes, M. 1973. The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy*, 81: 637-654.
- Corrado, C. J., and Su, T., 1996. Skewness and kurtosis in S&P 500 index returns implied by option prices. *Journal of Financial Research*, 19: 175-192.
- Hebb, D. O., 1949. *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. John Wiley and Sons, New York.
- Heston, S. L., 1993. A closed-form solution for options with stochastic volatility with applications to bond and currency options. *Review of Financial Studies* 6: 327-343.
- Hopfield, J. J., 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA*, 79: 2554-2558.
- McCulloch, W. S., and Pitts, W., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5: 115-133.
- Rosenblatt, F., 1958. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65: 386-408.
- Rumelhart, D., Hinton, G., and Ronald, R., 1986. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323: 533-536.
- Stilger, P., Kostakis, A., and Poon, S., 2017. What does risk-neutral skewness tell us about future stock returns. *Management Science*, 63: 1814-1834.
- Zhang, J. E., Zhen, F., Sun, X., and Zhao, H., 2017. The skewness implied in the Heston model and its application. *Journal of Futures Markets*, 37: 211-237.

富邦論文

原創性報告

13%

相似度指數

11%

網際網絡來源

4%

出版物

8%

學生文稿

主要來源

1

mba.management.org.tw

網際網絡來源

3%

2

Submitted to Soochow University

學生文稿

3%

3

Submitted to Chung Yuan Christian University

學生文稿

1%

4

www.archive.org

網際網絡來源

1%

5

www.ljmu.ac.uk

網際網絡來源

<1%

6

www.isy.liu.se

網際網絡來源

<1%

7

link.springer.com

網際網絡來源

<1%

8

ndltd.ncl.edu.tw

網際網絡來源

<1%

9

9lib.co

網際網絡來源

<1%

10	Submitted to Tunghai University 學生文稿	<1 %
11	onlinelibrary.wiley.com 網際網絡來源	<1 %
12	fedetd.mis.nsysu.edu.tw 網際網絡來源	<1 %
13	www.libdspace.kyu.edu.tw:8080 網際網絡來源	<1 %
14	dow10k.com 網際網絡來源	<1 %
15	Submitted to National Pingtung Univeristy of Science and Technology 學生文稿	<1 %
16	thesis.topco-global.com 網際網絡來源	<1 %
17	Submitted to Feng Chia University 學生文稿	<1 %
18	Lu, Tsung-Ta Lu, Zongda. "Predictability of Foreign Investors' and Dealers' Open Interest on Taiwan Stock Index Return", National Taiwan Normal University (Taiwan), 2020 出版物	<1 %
19	rmcong.github.io 網際網絡來源	<1 %

20

網際網絡來源

<1 %

21

Submitted to National Chin-Yi University of Technology

學生文稿

<1 %

22

Submitted to National Taipei University

學生文稿

<1 %

23

nfmte.com

網際網絡來源

<1 %

24

jccit.ccit.ndu.edu.tw

網際網絡來源

<1 %

25

medium.com

網際網絡來源

<1 %

26

www.gupud.com

網際網絡來源

<1 %

27

www.e-stock.com.tw

網際網絡來源

<1 %

28

www.tnepb.gov.tw

網際網絡來源

<1 %

29

Chen, Si Yi. "A Study on the Application of PREMIS in Digital Preservation.", National Taiwan Normal University (Taiwan), 2020

出版物

<1 %

30

Submitted to Da Yeh University

學生文稿

<1 %

31	dba.kuas.edu.tw 網際網絡來源	<1 %
32	www.gydzzx.cn 網際網絡來源	<1 %
33	www.iot.gov.tw 網際網絡來源	<1 %
34	Cheung, Kam Wah. "Spacing Effect as a Way of Enhancing the Learning of Critical Thinking.", Proquest, 2016. 出版物	<1 %
35	dspace.xmu.edu.cn 網際網絡來源	<1 %
36	gmis.jiqizhixin.com 網際網絡來源	<1 %
37	www.airitilibrary.com 網際網絡來源	<1 %
38	www.gvm.com.tw 網際網絡來源	<1 %
39	www.mi.chu.edu.tw 網際網絡來源	<1 %
40	zh.wikipedia.org 網際網絡來源	<1 %

排除引述

關閉

排除相符處

關閉

排除參考書目

關閉