

科技部補助專題研究計畫報告

財務模型智能分析與應用

報告類別：成果報告
計畫類別：創新營運模式產學合作計畫
計畫編號：MOST 108-2745-8-003-002-
執行期間：108年06月01日至109年08月31日
執行單位：國立臺灣師範大學管理研究所

計畫主持人：周德璋

計畫參與人員：其他-兼任助理：徐季業
其他-兼任助理：陳非霆

中華民國 109 年 11 月 19 日

中文摘要：本計畫旨在創造新型態之資產管理工具，根據統計公司Statista的預測，2017年美國智能投顧管理資產規模將達到2248.02億美元，到2021年將達5095.55億美元，年複合成長率達29.3%。截至2017年2月，資產管裡規模最大的前五家公司，Vanguard、Schwab Intelligent Portfolios、Betterment、Wealthfront、PersonalCapital分別管理470、102、73.6、50.1、36億美元，可看出智能投資工具已成未來資產管理的趨勢。而本計畫將財務模型、類神經網路、圖像辨識進行整合，創造能對「個股」進行精準分析的AI系統，有別於市場現有的智能投顧公司，本系統的資料挖掘不侷限於已量化的數據，甚至可對新聞、研究報告上的「文字」及「圖表」進行判讀，可節省以往人工判讀的時間及成本，並透過財務模型的輔助，加強系統預測的準確度。此外歐盟於2018年1月3日起實施的「歐盟金融工具市場規則II(MiFID II)」，將導致券商撰寫研究報告的成本上升，為彌補其中的損失，券商對中小型股的「研究覆蓋率」降低。而台灣證券市場結構以中小型股為主，「研究覆蓋率」降低將導致台股對外資的能見度降低，最終恐影響外資對台股的投入。而本計畫除了提供投資人不同的資產管理工具外，也可在缺乏研究報告的情況下，提供具可信度的分析資料，促進個股的流動性，同時解決台股目前的困境。

隨著科技的演變與進步，軟體與硬體越來越能夠支援AI的運算需求，這一波的AI熱潮可以說是最被看好能將應用廣泛用於商業活動或民生需求上，這個計畫透過跨領域的結合，包含資料科學家、AI工程師以及財務金融專家的結合，讓AI藉由歷史資料的訓練，並將訓練好的模型套上即時資料後做出有利投資人之投資參考決策，除了Long以外，本計畫同時也做Short的投資預測，其目的在於減少市場風險，避免黑天鵝所造成的突發效應。從實證結果來看，AI初步預測出來的投資決策尚數不錯，但未能顯著打敗大盤，經過進一步篩選後，其投資報酬率有明顯的提升，並打敗回測期間大盤之報酬率(24%)。AI預測的結果與輸入的預測性變數息息相關，未來將持續優化精進預測性變數之研究，期能提供更好的投資預測。

中文關鍵詞：人工智慧、投資股票標的預測、買多、做空、打敗大盤、股票避險預測

英文摘要：The project aims to create a new type of asset management tool. According to the statistics company Statista's forecast, the US intelligent investment management assets will reach US\$224.802 billion in 2017 and will reach US\$509.55 billion by 2021. The annual compound growth rate will reach 29.3%. As of February 2017, the top five companies in the asset management category, Vanguard, Schwab Intelligent Portfolios, Betterment, Wealthfront, and Personal Capital, managed 470, 102, 73.6, 50.1, and \$3.6 billion, respectively, and it can be seen that intelligent investment tools will be heavily utilized in the trend of future asset management. The plan integrates financial models, neural networks, and image recognition to create an

AI system that can accurately analyze the future performance of "stocks". Our proposed methodology is different from the ones that used in the market in that we have employed image recognition to capture valuable information from outlook provided by analyst reports. The data mining/text mining of this system can be applied on a wide range of fields. Based on the empirical results, the number of investment decisions initially predicted by AI is still good, but it failed to significantly defeat the market. After further screening, its return on investment has increased significantly and defeated the return on the market during the backtest (24%).

英文關鍵詞：Artificial intelligent, Stock prediction, Long, Short, Beat the market, hedge

摘要

本計畫旨在創造新型態之資產管理工具，根據統計公司 Statista 的預測，2017 年美國智能投顧管理資產規模將達到 2248.02 億美元，到 2021 年將達 5095.55 億美元，年複合成長率達 29.3%。截至 2017 年 2 月，資產管裡規模最大的前五家公司，Vanguard、Schwab Intelligent Portfolios、Betterment、Wealthfront、PersonalCapital 分別管理 470、102、73.6、50.1、36 億美元，可看出智能投資工具已成未來資產管理的趨勢。而本計劃將財務模型、類神經網路、圖像辨識進行整合，利用 AI 技術做深度學習、影像辨識及預測，所使用的資料由龐大且複雜的歷史分析及即時資料所構成，分析時首先利用財金專業知識做引導與篩選，並使用在雲端的高速電腦做 in-sample 模型運算與學習，最後進行 out-sample 預測。從實證結果來看，AI 初步預測出來的投資決策尚數不錯，但未能顯著打敗大盤，經過進一步篩選後，其投資報酬率有明顯的提升，並打敗回測期間大盤之報酬率(24%)。

關鍵字: 人工智慧、投資股票標的預測、買多、做空、打敗大盤、股票避險預測

英文摘要

The project aims to create a new type of asset management tool. According to the statistics company Statista's forecast, the US intelligent investment management assets will reach US\$224.802 billion in 2017 and will reach US\$509.55 billion by 2021. The annual compound growth rate will reach 29.3%. As of February 2017, the top five companies in the asset management category, Vanguard, Schwab Intelligent Portfolios, Betterment, Wealthfront, and Personal Capital, managed 470, 102, 73.6, 50.1, and \$3.6 billion, respectively, and it can be seen that intelligent investment tools will be heavily utilized in the trend of future asset management. The plan integrates financial models, neural networks, and image recognition to create an AI system that can accurately analyze the future performance of "stocks". Our proposed methodology is different from the ones that used in the market in that we have employed image recognition to capture valuable information from outlook provided by analyst reports. The data mining/text mining of this system can be applied on a wide range of fields. Based on the empirical results, the number of investment decisions initially predicted by AI is still good, but it failed to significantly defeat the market. After further screening, its return on investment has increased significantly and defeated the return on the market during the backtest (24%).

Keyword: Artificial intelligent, Stock prediction, Long, Short, Beat the market, hedge

一、計畫之背景及目的

台灣資本市場中主要投資者可分為機構投資人與散戶，根據研究指出散戶投資成效大都以虧損收場，近來隨著投信公司積極推廣各類 ETF，投資人慢慢接受新的投資管道，也減少過去散戶虧損的程度。歐美更興起 Robot Advisor 新興行業，理財機器人也有可能取代現有的理財規劃專業人員，有鑑於理財活動是人生中不可或缺且非常重要的一部分，本計畫希望能夠利用財金專業知識跨領域結合 Artificial Intelligence(AI)的應用，能更精準預測市場趨勢的變動，更明確來說，希望能預測大盤指數中長期的走勢，讓投資人的理財活動能夠及早規劃與因應。主要的應用價值，小則可以提供給一般投資人，大則可以提供給機構投資人，包含政府法人、營利機構等。其次，本計畫也將使用人工智慧中影像辨識的技術，從分析師報告中擷取具有預測性的重要資訊，與上述 AI 所預測出來的 Long&Short 選股名單作結合，針對 AI 篩選出來的個股，加強分析及預測準確度。不僅考慮投資標的短近期發展狀況，也考慮目前的發展現況，更將未來的資訊或發展趨勢考慮在內。進一步說明，分析師報告中常有許多圖像，例如圓餅圖、直條圖或趨勢圖等，雖輔以文字說明，但不會將這些圖的變化或逐年成長用數字表格呈現，而本計畫所開發的技術可以將非常重要的圖檔資料轉成可以被分析的數字，有了預測的數字，便可做成長率分析，進而加強了預測準確度。

本文為精簡版報告，以下將就第五章實證分析及第六章結論依序說明。

五、實證分析

實證結果，先就 Long 的部分做說明：

樣本收集期間為 2020/3/17 至 2020/06/30，總共被預測出來投資標的共有 1767 筆，平均報酬(ret_hold)率為 14%(尚未年化)，最低報酬率為-17%，最高報酬率為 158%，平均持有投資天數(hld_days)為 56.35 天。

Table 11-1 全樣本敘述統計

Variable	N	Mean	Std Dev	Minimum	Maximum
ret_hold	1767	0.14	0.20	-0.17	1.58
hld_days	1767	56.35	29.88	1.00	105.00

上述樣本經 AI 預測出場者共有 424 筆，平均報酬率為 24%(尚未年化)，最低報酬率為-7%，最高報酬率為 212%，平均持有投資天數為 62.71 天。

Table 11-2 已出場樣本敘述統計

Variable	N	Mean	Std Dev	Minimum	Maximum
ret_out	424	0.24	0.31	-0.07	2.12
hld_days	424	62.71	27.25	1.00	105.00

本研究另外還設有幾個不同的過濾變數: FF1, FF12, FF124 以及 FF123，並以虛擬數值 0 與 1 分別代表不符合過濾變數及符合過濾變數，Table 12-1 整體樣本其中 149 筆為符合。不符合及符合過濾樣本報酬率分別為 14%及 18%，前者最低報酬率為-17%，最高報酬率為 158%，後者最低報酬率為-4%，最高報酬率為 65%，差異 t-檢定也顯示兩者有顯著的差異(t-stat.=-2.4)。

Table 12-1 FF1 過濾變數差異檢定

FF1	N	Mean	Min.	Max.
0	1618	0.14	-0.17	1.58
1	149	0.18	-0.04	0.65
Diff (1-2) (t-value)		-0.04 (-2.4)		

Table 12-2 符合過濾變數 FF12 者共有 94 筆，其兩者平均報酬、最低與最高報酬皆與 FF1 相同，並無多餘資訊。

Table 12-2 FF12 過濾變數差異檢定

FF12	N	Mean	Min.	Max.
0	1673	0.14	-0.17	1.58
1	94	0.18	-0.04	0.65
Diff (1-2)		-0.04 (-1.88)		

Table 12-3 符合過濾變數 FF124 者共有 67 筆，其平均報酬為 19%，略高於 FF1&FF12 過濾出來的樣本，最低與最高報酬分別為-0.4%及 65%，統計檢定後顯示高於過濾變數為 0 的樣本(t-stat.=-2.12)。

Table 12-3 FF124 過濾變數差異檢定

FF124	N	Mean	Min.	Max.
0	1700	0.14	-0.17	1.58
1	67	0.19	-0.04	0.65
Diff (1-2)		-0.05 (-2.12)		

Table 12-4 符合過濾變數 FF123 者共有 26 筆，其平均報酬為 26%，大幅高於 FF1、FF12&FF124 過濾出來的樣本，最低與最高報酬分別為-0.1%及 59%，統計檢定後顯示高於過濾變數為 0 的樣本(t-stat.=-2.9)。

Table 12-4 FF123 過濾變數差異檢定

FF123	N	Mean	Min.	Max.
0	1741	0.14	-0.17	1.58
1	26	0.26	-0.01	0.59
Diff (1-2)		-0.11 (-2.90)		

本研究另外還設有幾個不同的過濾變數: SF1, SF12, SF124 以及 SF123，並以虛擬數值 0 與 1 分別代表不符合過濾變數及符合過濾變數，Table 2-1 整體樣本其中 398 筆為符合，不符合及符合過濾樣本報酬率分別為 14% 及 17%，前者最低報酬率為-17%，最高報酬率為 158%，後者最低報酬率為-9%，最高報酬率為 132%，差異 t-檢定也顯示兩者有顯著的差異(t-stat.=-2.63)。

Table 13-1 SF1 過濾變數差異檢定

SF1	N	Mean	Min.	Max.
0	1369	0.14	-0.17	1.58
1	398	0.17	-0.09	1.32
Diff (1-2)		-0.03 (-2.63)		

Table 13-2 符合過濾變數 SF12 者共有 249 筆，不符合篩選及符合篩選樣本報酬率分別為 14% 及 15%，前者最低報酬率為-17%，最高報酬率為 158%，後者最低報酬率為-9%，最高報酬率為 88%，差異 t-檢定顯示兩者無顯著的差異(t-stat.=-0.84)。

Table 13-2 SF12 過濾變數差異檢定

SF12	N	Mean	Min.	Max.
0	1518	0.14	-0.17	1.58
1	249	0.15	-0.09	0.88
Diff (1-2)		-0.01 (-0.84)		

Table 13-3 符合過濾變數 SF124 者共有 190 筆，其平均報酬為 15%，略同於 FF1&FF12 過濾出來的樣本，最低與最高報酬分別為-0.4% 及 65%，差異 t-檢定顯示兩者無顯著的差異(t-stat.=-0.01)。

Table 13-3 SF124 過濾變數差異檢定

SF124	N	Mean	Min.	Max.
0	1577	0.14	-0.17	1.58
1	190	0.15	-0.04	0.65
Diff (1-2)		-0.01 (-0.31)		

Table 13-4 符合過濾變數 SF123 者共有 89 筆，其平均報酬為 21%，大幅高於 SF1、SF12&SF124 過濾出來的樣本，最低與最高報酬分別為-0.1%及 86%，統計檢定後顯數高於過濾變數為 0 的樣本(t-stat.=-3.27)。

Table 13-4 SF123 過濾變數差異檢定

SF123	N	Mean	Min.	Max.
0	1678	0.14	-0.17	1.58
1	89	0.21	-0.01	0.86
Diff (1-2)		-0.07 (-3.27)		

全樣本經過 FF 分群後再加上 3 個指標分次篩選:

1. 經過 PR2 次之標篩選後:

Table 14-1 經過 PR2 次指標篩選後報酬統計

Analysis Variable : ret_hold					
	N	Mean	Std Dev	Minimum	Maximum
FF1	59	0.23	0.15	-0.03	0.65
FF12	37	0.28	0.13	-0.00	0.65
FF124	29	0.25	0.13	-0.00	0.65
FF123	22	0.30	0.10	0.14	0.59

FF 分類後再次經 PR2 次指標篩選，樣本由 59 縮小到 22 筆，平均報酬率介於 23%-30% 之間，最低報酬率為-3%，最高報酬率為 65%。

2. 經過 PR3&YY_PR1 次指標篩選後:

Table 14-2 PR3&YY_PR1 次指標篩選後報酬統計

Variable	N	Mean	Std Dev	Minimum	Maximum
ret_hold	22	0.33	0.12	0.15	0.65
ret_out	6	0.42	0.20	0.14	0.61
hld_days	22	91.59	9.75	67.00	103.00

經過 PR3&YY_PR1 次之標篩選後，樣本剩下 22 筆，平均報酬為 30%，最低報酬率為 14%，最高報酬率為 65%。若是觀察由 AI 以預測出場的 6 筆樣本而言，平均報酬為 42%。

全樣本經過 SF 分群後再加上 3 個指標分次篩選:

1. 經過 PR2 次之標篩選後:

Table 15-1 PR2 次指標篩選後報酬統計

Analysis Variable : ret_hold					
	N	Mean	Std Dev	Minimum	Maximum
SF1	188	0.22	0.20	-0.03	1.32
SF12	110	0.21	0.17	-0.02	0.86
SF124	88	0.18	0.14	-0.02	0.65
SF123	74	0.24	0.17	0.00	0.86

SF 分類比 FF 分類來的寬鬆，因此各類樣本比 FF 來得多，平均報酬率介於 28%-24% 之間，最低報酬率為 -3%，最高報酬率為 132%。

2. 經過 PR3&YY_PR1 次之標篩選後:

Table 15-2 PR3&YY_PR1 次指標篩選後報酬統計

Variable	N	Mean	Std Dev	Minimum	Maximum
ret_hold	57	0.31	0.17	0.00	0.86
ret_out	7	0.40	0.19	0.14	0.61
hld_days	57	86.35	16.39	33.00	105.00

經過 PR3&YY_PR1 次之標篩選後，樣本剩下 57 筆，平均報酬為 33%，最低報酬率為 14%，最高報酬率為 105%，至目前為止，平均持有天數為 86 天。若是觀察由 AI 以預測出場的 7 筆樣本而言，平均報酬為 40%。

實證結果，就 Short 的部分做說明：

樣本收集期間為 2020/3/17 至 2020/06/30，總共被預測出來投資標的共有 179 筆，平均報酬率為 7%(尚未年化)，最低報酬率為-13%，最高報酬率為 55%，平均持有投資天數為 42.34 天。樣本平均市場價值(cap)為 133.62 億，每月平均交易量(avg_vol)為 12503.34，AI 預測出場有 70 筆，平均報酬率(ret_out)為 4%(尚未年化)，最低報酬率為-8%，最高報酬率為 16%。

Table 16 Short 全樣本敘述統計

Variable	N	Mean	Std Dev	Minimum	Maximum
ret_hold	179	0.07	0.14	-0.13	0.55
cap	179	133.62	159.67	17.05	901.79
avg_vol	179	12503.34	22041.25	81.65	132767.85
ret_out	70	0.04	0.06	-0.08	0.16
hld_days	179	42.34	29.07	1.00	105.00

本研究另外還設有幾個不同的過濾變數: FF1, FF12, FF123，並以虛擬數值 0 與 1 分別代表不符合過濾變數及符合過濾變數，Table 17-1 整體樣本其中 85 筆為符合。不符合及符合過濾樣本報酬率皆為 8%，前者最低報酬率為-13%，最高報酬率為 39%，後者最低報酬率為-8%，最高報酬率為 55%，差異 t-檢定也顯示兩者沒有顯著的差異。

Table 17-1 FF1 過濾變數平均報酬率差異檢定

FF1	N	Mean	Min.	Max.
0	85	0.08	-0.13	0.39
1	94	0.08	-0.08	0.55
Diff (1-2) (t-value)		0.01 (0.29)		

Table 17-2 符合過濾變數 FF12 者共有 60 筆，符合過濾變數者平均報酬為 3%，最低與最高報酬為-8%及 30%，差異 t-檢定也顯示兩者有顯著的差異(t-stat.=3.32)。

Table 17-2 FF12 過濾變數平均報酬率差異檢定

FF12	N	Mean	Min.	Max.
0	119	0.10	-0.13	0.55
1	60	0.03	-0.08	0.30
Diff (1-2)		0.07 (3.32)		

Table 17-3 符合過濾變數 FF123 者共有 26 筆，其平均報酬為-1%，低於 FF1&FF12 過濾出來的樣本，最低與最高報酬分別為-0.8%及 8%，以 Short 策略而言，表現比前兩個過濾變數來的佳，差異 t-檢定也顯示兩者有顯著的差異(t-stat.=3.26)。

Table 17-3 FF123 過濾變數差異檢定

FF123	N	Mean	Min.	Max.
0	153	0.09	-0.13	0.55
1	26	-0.01	-0.08	0.08
Diff (1-2)		0.09 (3.26)		

茲將虛擬變數=1 經過過濾變數篩選過後樣本之報酬率資料整理如下：

Table 18 FF 過濾變數虛擬變數=1 報酬統計

	Analysis Variable : ret_hold				
	N	Mean	Std Dev	Minimum	Maximum
FF1	94	0.07	0.14	-0.08	0.55
FF12	60	0.03	0.06	-0.08	0.30
FF123	26	-0.01	0.04	-0.08	0.08

六、結論

隨著科技的演變與進步，軟體與硬體越來越能夠支援 AI 的運算需求，這一波的 AI 熱潮可以說是最被看好能將應用廣泛用於商業活動或民生需求上，這個計畫透過跨領域的結合，包含資料科學家、AI 工程師以及財務金融專家的結合，讓 AI 藉由歷史資料的訓練，並將訓練好的模型套上即時資料後做出有利投資人之投資參考決策，除了 Long 以外，本計畫同時也做 Short 的投資預測，其目的在於減少市場風險，避免黑天鵝所造成的突發效應。從實證結果來看，AI 初步預測出來的投資決策尚數不錯，但未能顯著打敗大盤，經過進一步篩選後，其投資報酬率有明顯的提升，並打敗回測期間大盤之報酬率(24%)。AI 預測的結果與輸入的預測性變數息息相關，未來將持續優化精進預測性變數之研究，期能提供更好的投資預測。

本計畫於執行期間遭遇之困難及未來研究方向說明如下，計畫執行初期已經將 AI 學習及預測技術合併財金專業知識應用在投資策略上，惟可能遭遇之困難在於預測精準度之提升，而這方面除了從財務專業領域多方收集具有預測性的變數外，也要不斷的來回測試，方能增加預測的精準度。

預測性的變數指的是財務相關變數中經發表期刊證實與股價走勢有顯著相關者，或經實務界長期使用已被驗證者，因此，除了自己相關研究發現外，還可以研究已發表期刊及與業界交流，慢慢將更多預測性的變數加入到預測模型中。舉例而言，例如：股利殖利率高者，對股價而言具有抗跌的防禦性，連續多季淨利率的顯著成長，也與股價未來提升也有正相關。

Reference

財金相關

Brock, W., Lakonishok, J. and LeBaron, B (1992), Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns, *The Journal of Finance*, Vol. 47, No. 5, pp.1731-1764.

Chou, De-Wai, Lin Lin, Yan-Zhi Lin and Yan-Zhi Wang (2008), The Sources of Value Premiums Fundamental Analysis Approach, *Management Review*, Vol.27, No.4, October, pp.103-112.

Fama, E. and K. Fench (1992), The Cross-Section of Expected Stock Returns”, *The Journal of Finance* Vol.47, No.2, pp.427-465.

Gencay, Ramazan, and Thanasis, Stengos (1998), Moving Average Rules, Volume and the Predictability of Security Returns with Feedforward Networks, *Journal of Forecasting Journal of Forecasting*, 17 (1998), pp. 401-414.

Gunasekarage, A. and D. M. Power (2001), The Profitability of Moving Average Trading Rules in South Asian Stock Markets. *Emerging Markets Reviews* 2(1):1733.

Pruitt, S.W. and White, R.E. (1988), The CRISMA trading system: Who says technical analysis can't beat the market? SW Pruitt, RE White. *The journal of portfolio management* 14 (3), 55-58, 1988.

Warren Buffett: How He Does It. (2018, June 20). Retrieved from <https://www.investopedia.com/articles/01/071801.asp>

林金賢和李淑惠(2006)，「技術指標與股價漲跌幅非線性關係之獲利能力之探討」，*台灣管理學刊*，6(1)，129-156。

簡上祐，「利用技術分析投資臺灣加權指數是否能打敗買進持有的操作策略」，國立台灣大學資訊工程研究所碩士論文，民國 107年。

影像辨識相關

Discovery in Databases. ECML PKDD (2017), *Lecture Notes in Computer Science*, vol 10534. Springer, Cham.

Mathieu Cliche, David Rosenberg, Dhruv Madeka, Connie (2017), Scatteract: Automated Extraction of data from Scatter Plots, Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases.

Rabah A, Al-Zaidy, C. Lee Giles (2017), A Machine Learning Approach for Semantic Structuring of Scientific Charts, AAAI'17: Proceedings of the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence February 2017 Pages 4644–4649.

Satoshi Tsutsui, David J. Crandall (2017), A Data Driven Approach for Compound Figure Separation Using Convolutional Neural Network, 14 The Iapr International Conference On Document Analysis And Recognition (Icdar).

Sammira Ebrahimi Kahou, Adam Atkinson, Yoshua Bengio (2018), Figure QA: An Annotated Figure Dataset for Visual Reasoning, workshop paper at ICLR.

108年度專題研究計畫成果彙整表

計畫主持人：周德璋		計畫編號：108-2745-8-003-002-			
計畫名稱：財務模型智能分析與應用					
成果項目		量化	單位	質化 (說明：各成果項目請附佐證資料或細項說明，如期刊名稱、年份、卷期、起訖頁數、證號...等)	
國內	學術性論文	期刊論文	0	篇	
		研討會論文	0		
		專書	0	本	
		專書論文	0	章	
		技術報告	0	篇	
		其他	1	篇	已有整理好的成果報告，需要進一步整理才能成為論文。
國外	學術性論文	期刊論文	0	篇	
		研討會論文	0		
		專書	0	本	
		專書論文	0	章	
		技術報告	0	篇	
		其他	0	篇	
參與計畫人力	本國籍	大專生	0	人次	
		碩士生	0		
		博士生	0		
		博士級研究人員	0		
		專任人員	0		
	非本國籍	大專生	0		
		碩士生	3		讓非財金領域的人才能夠跨領域一起合作。
		博士生	1		讓非財金領域的人才能夠跨領域一起合作。
		博士級研究人員	0		
		專任人員	0		
其他成果 (無法以量化表達之成果如辦理學術活動、獲得獎項、重要國際合作、研究成果國際影響力及其他協助產業技術發展之具體效益事項等，請以文字敘述填列。)		這段期間所開發的AI技術，不僅可以用在財金領域，也可以用在醫療、零售等領域應用。			

本產學合作計畫研發成果及績效達成情形自評表

成果項目		本產學合作計畫預估研究成果及績效指標 (作為本計畫後續管考之參據)	計畫達成情形
技術移轉		預計技轉授權 0 項	完成技轉授權 0 項
專利	國內	預估 0 件	提出申請 0 件，獲得 0 件
	國外	預估 0 件	提出申請 0 件，獲得 0 件
人才培育		博士 1 人，畢業任職於業界 0 人	博士 1 人，畢業任職於業界 1 人
		碩士 3 人，畢業任職於業界 0 人	碩士 3 人，畢業任職於業界 3 人
		其他 0 人，畢業任職於業界 0 人	其他 0 人，畢業任職於業界 0 人
論文著作	國內	期刊論文 0 件	發表期刊論文 0 件
		研討會論文 0 件	發表研討會論文 0 件
		SCI論文 0 件	發表SCI論文 0 件
		專書 0 件	完成專書 0 件
		技術報告 1 件	完成技術報告 1 件
	國外	期刊論文 0 件	發表期刊論文 0 件
		學術論文 0 件	發表學術論文 0 件
		研討會論文 0 件	發表研討會論文 0 件
		SCI/SSCI論文 0 件	發表SCI/SSCI論文 0 件
		專書 0 件	完成專書 0 件
		技術報告 0 件	完成技術報告 0 件
其他協助產業發展之具體績效		新公司或衍生公司 0 家	設立新公司或衍生公司(名稱)：
計畫產出成果簡述： 請以文字敘述計畫非量化產出之技術應用具體效益。 (限600字以內)		<p>這個計畫透過跨領域的結合，包含資料科學家、AI工程師以及財務金融專家的結合，讓AI藉由歷史資料的訓練，並將訓練好的模型套上即時資料後做出有利投資人之投資參考決策，除了Long以外，本計畫同時也做Short的投資預測，其目的在於減少市場風險，避免黑天鵝所造成的突發效應。從實證結果來看，AI初步預測出來的投資決策尚數不錯，但未能顯著打敗大盤，經過進一步篩選後，其投資報酬率有明顯的提升，並打敗回測期間大盤之報酬率(24%)。AI預測的結果與輸入的預測性變數息息相關，未來將持續優化精進預測性變數之研究，期能提供更好的投資預測。</p>	
請就研究內容與原計畫相符程度、達成預期目標情況作一綜合評估		<p><input checked="" type="checkbox"/> 達成目標</p> <p><input type="checkbox"/> 未達成目標 (請說明，以100字為限)</p> <p><input type="checkbox"/> 實驗失敗</p> <p><input type="checkbox"/> 因故實驗中斷</p> <p><input type="checkbox"/> 其他原因</p> <p>說明：</p>	

本研究具有政策應用參考價值	<input type="checkbox"/> 否 <input checked="" type="checkbox"/> 是，建議提供機關 <u>國軍退除役官兵輔導委員會</u> ， (勾選「是」者，請列舉建議可提供施政參考之業務主管機關)
本研究具影響公共利益之重大發現	<input checked="" type="checkbox"/> 否 <input type="checkbox"/> 是 說明：(以150字為限) 可以提供需要投資的部會，避開不良的投資標的。