

逢甲大學學生報告 *ePaper*

臺灣 AI 供應鏈電子股投資組合建構與期貨避險策略研究

An Empirical Study on Portfolio Hedging Strategies
— Evidence from AI Supply Chain Electronics Sector

作者：徐泓楠、蔡博勛、鄧詣倫、王彥旻

系級：財務工程與精算學士學位學程三年級

學號：D1255398、D1255400、D1287996、D1288231

開課老師：劉憶誼教授

課程名稱：財務工程應用

開課系所：財務工程與精算學士學位學程

開課學年：114 學年度第 2 學期

中文摘要

本研究以 CDIO（構想-設計-實現-運作）框架為核心，針對臺灣 AI 供應鏈電子產業，比較主觀裁量型（組合 A）與數據驅動型（組合 B）兩種投資組合之績效差異，以 R 語言模擬驗證期貨避險工具之實務效果。樣本期間為 2024 年 5 月至 2026 年 5 月（484 個交易日），資料來源為台灣經濟新報（TEJ）資料庫，涵蓋被動元件、載板、散熱、記憶體、玻纖布及 CPO 六大 AI 供應鏈族群共 15 檔個股。

在建構投資組合的部份，組合 A 採主觀選股，加權 Beta 值達 1.12（相對 TWSE 大盤），呈集中進攻格局；組合 B 採 Top-Down 兩階段 Markowitz 效率前緣最佳化，加權 Beta 值為 1.14，具較佳分散效果。實證結果顯示，組合 B 累積報酬 2,064%、Sharpe Ratio 3.68，顯著優於組合 A 之 521%與 2.78，顯示在風險調整報酬上具明顯優勢。

在期貨避險方面，電子期貨因與 AI 中小型股相關性極低（ $R^2 \approx 1.1\% \sim 4.5\%$ ）幾乎無避險效果；個股期貨效果顯著提升，三商品組合對組合 A 的 R^2 達 74.7%。另外，Hull 公式在低相關情境下高估合約口數達 11.1 至 18.8 倍，OLS 最小變異避險比率為更具實務可行性之替代方法。

同時，本文以類熊市壓力測試（2025 年 2 月 24 日至 4 月 14 日）進一步驗證期貨避險之保護效能：組合 A 避險後損失由 -25.3% 縮減至 -4.5%（改善 20.8%），組合 B 由 -28.6% 縮減至 -17.9%（改善 10.7%）。

本研究結論指出，數據驅動型（組合 B）在績效上優於主觀裁量型（組合 A）；個股期貨為精準避險工具，但投資組合分散程度越高，避險邊際效益相對降低，成本效益比亦需審慎評估。

關鍵字：台灣 AI 供應鏈、最小變異避險比率、壓力測試、效率前緣

Abstract

This study applies the CDIO framework to empirically compare two portfolio construction approaches and evaluate futures hedging effectiveness within Taiwan's AI supply chain electronics sector. Using TEJ data from May 2024 to May 2026 (484 trading days), 15 stocks across six subsectors (passive components, IC substrate, thermal management, memory, fiberglass fabric, and CPO) are used to construct Portfolio A (discretionary) and Portfolio B (data-driven).

Portfolio A concentrates in high-Beta leaders with a weighted Beta of 1.12 vs. TWSE. Portfolio B employs a Top-Down two-stage Markowitz optimization, yielding a weighted Beta of 1.14 with superior diversification. Portfolio B substantially outperformed: cumulative return 2,064% and Sharpe Ratio 3.68, versus Portfolio A's 521% and 2.78.

For hedging, three instrument tiers were evaluated. Electronics futures proved ineffective ($R^2 \approx 1.1\% - 4.5\%$). Single-stock futures improved substantially, with a three-instrument combination achieving $R^2 = 74.7\%$ for Portfolio A. A key finding is that Hull's formula overestimates required contracts by $11.1\times$ (Portfolio A) to $18.8\times$ (Portfolio B) under low correlation, while the OLS minimum-variance hedge ratio provides a more practical alternative. A bear-market stress test (2025/02/24–04/14) confirmed hedging value: Portfolio A's loss narrowed from -25.3% to -4.5% (protecting 20.8 ppts); Portfolio B's from -28.6% to -17.9% (protecting 10.7 ppts).

The study concludes that data-driven construction outperforms discretionary selection on a risk-adjusted basis, while greater portfolio diversification simultaneously reduces the marginal effectiveness of single-stock futures hedging.

Keyword : Taiwan AI Supply Chain, Minimum-Variance Hedge, Stress Testing, Efficient Frontier

目 次

中文摘要	1
Abstract	2
第壹章 緒論	6
一、研究背景	6
二、研究動機與目標	7
三、研究範圍與方法	8
第貳章 文獻回顧與理論基礎	9
一、Markowitz 效率前緣	9
二、CAPM 與 Beta 值	10
三、Hull 避險公式	11
四、最小變異避險比率	12
五、避險效果評估	13
六、兩種方法之理論關係	14
第參章 投資組合建構	15
一、資料來源與處理	15
二、族群選擇	16
三、個股選擇	17
四、兩種選股策略	18
五、實務設定	22
第肆章 風險分析	23
一、相關係數矩陣	23
二、Beta 值分析	26
三、兩種方法之理論關係	29
第伍章 績效比較	32
一、累積報酬曲線	32
二、六大關鍵指標	34
三、績效比較結論	35
第柒章 結論與建議	37
一、主要研究發現	37
二、學術貢獻	38
三、實務避險建議	39
四、研究限制與未來方向	39
五、延伸實證分析	40
六、交易成本分析	44
七、結語	46
參考文獻	48

一、中文文獻	48
二、英文文獻	48



圖目次

圖 1	六族群效率前緣	18
圖 2	投資組合 A 與組合 B 成分占比圖	19
圖 3	組合 A 與組合 B 累積報酬對照圖	20
圖 4	六族群相關係數矩陣	23
圖 5	投資個股相關係數	24
圖 6	同族群相關係數	25
圖 7	15 檔個股 BETA 值 VS 加權指數(大盤)	27
圖 8	投資組合 B 之 BETA 值	28
圖 9	二投資組合 BETA 值	30
圖 10	投資組合 A 與 B 累積報酬對照圖	33
圖 11	投資組合 A 與 B 之六大關鍵指標對照圖	34
圖 21	類熊市壓力測試累積報酬對照圖	42
圖 22	類熊市壓力測試累積報酬折線圖	43
圖 23	摩擦成本結構	44
圖 24	避險成本效益對比	45



第壹章 緒論

一、 研究背景

2023 年底至 2024 年初，隨著 OpenAI、Google、Meta 等全球科技巨頭相繼加大 AI 基礎設施的投資規模，對 AI 伺服器、高速運算晶片與高頻寬記憶體的需求呈現爆發性成長。台灣作為全球電子製造供應鏈的核心樞紐，在此波 AI 浪潮中扮演了不可替代的角色：從台積電（2330）先進製程的 AI 晶片代工，到下游封裝基板（載板）、散熱模組、被動元件、銅箔基板（玻纖布）以及新興的共同封裝光學模組（CPO），整條 AI 供應鏈幾乎全數坐落於台灣。

本研究樣本期間（2024 年 5 月至 2026 年 5 月），臺灣 AI 供應鏈電子股呈現高度動態的族群輪動格局：被動元件族群（國巨、禾伸堂）因 AI 伺服器 MLCC 需求激增率先爆發；隨後 CPO 族群（波若威、光聖、華星光）因 400G/800G 光互連需求拉動而大幅領漲；散熱族群（健策、奇鋐）受惠於 AI 晶片散熱需求的急速升溫而持續強勢。然而，高報酬的背後伴隨著同等程度的高波動：個股年化波動率普遍介於 40%至 80%之間，遠超傳統電子股，單一季度的最大回撤動輒超過 20%甚至 30%。如何在掌握 AI 成長紅利的同時有效控管下行風險，成為持有此類資產的投資人所面臨的核心挑戰。

面對上述市場環境，兩個實務問題顯得格外迫切：其一，在瞬息萬變的族群輪動中，憑藉產業知識與直覺進行主觀選股，與透過量化模型系統性優化配置的數據驅動選股，兩者之間究竟存在多大的績效差距？其二，市場上現有的期貨工具（電子期貨、個股期貨）能否有效對沖 AI 中小型股投資組合的下行風險，而非僅在理論層面成立？這兩個問題，正是本研究立論的出發點。

二、 研究動機與目標

本研究的核心動機源於學術文獻與實務操作之間的顯著落差。現有投資組合理論文獻（Markowitz, 1952; Sharpe, 1964）已在理論層面充分論證量化最佳化相較於主觀選股的優越性，但針對臺灣 AI 供應鏈電子股此一特定、高波動市場的實證研究仍屬罕見。同樣地，關於期貨避險效果的學術討論（Hull, 2018; Ederington, 1979）多以美國大型股或指數期貨為研究標的，對台灣個股期貨在高度集中型中小型股投資組合上的實際避險效果，幾乎未有系統性實證。

據此，本研究設定兩大核心研究問題，以期在真實市場數據的框架下提供明確答覆。

核心問題 Q1：在同樣涵蓋臺灣 AI 供應鏈電子股的投資組合中，主觀裁量型（組合 A）與數據驅動型（組合 B）的投資組合建構方式，在實際累積報酬、年化報酬、風險調整績效（Sharpe Ratio）及下行風險（最大回撤、VaR）等面向上，究竟存在多大的量化差距？

核心問題 Q2：在真實操作條件的約束下——包含台灣期交所的合約規格、保證金要求、整數口數限制——三個層次的期貨工具（電子期貨、個股期貨、多商品組合）各自能達到的避險效果（以 R^2 、波動降幅、回撤縮減衡量）究竟為何？

對應上述兩大研究問題，本研究設定兩項具體研究目標：第一，以 2024 年 5 月至 2026 年 5 月的完整樣本期間，對組合 A（主觀裁量）與組合 B（Top-Down Markowitz 最佳化）進行全面績效比較，量化兩種建構方法的實際差距；第二，以台灣期交所的真實合約參數，依序驗證電子期貨、個股期貨及多商品組合三個層次的避險效果，並就 Hull 公式與 OLS 最小變異法之差異提出實證解釋，以補充現有理論文獻的不足。

三、 研究範圍與方法

本研究的樣本期間涵蓋 2024 年 5 月 1 日至 2026 年 5 月 1 日，共約 484 個交易日，資料來源為台灣經濟新報（TEJ）資料庫。研究標的為六大 AI 供應鏈族群中精選的 15 檔個股，投資組合模擬金額設定為新台幣 1,000 萬元，以反映具有一定規模的高資產散戶或小型機構投資人的操作情境。

研究工具方面，本研究全程以 Python 語言進行統計分析，主要應用套件包括：（一）stats 套件執行 OLS 迴歸，估計各期貨工具的最小變異避險比率（ h^* ）及判定係數（ R^2 ）；（二）PerformanceAnalytics 套件計算累積報酬、年化波動率、Sharpe Ratio、最大回撤（MDD）及日 VaR 等績效指標；（三）quadprog 套件實現 Markowitz 均值-變異數最佳化，求解效率前緣及最大 Sharpe Ratio 組合權重；（四）ggplot2 套件繪製效率前緣（圖 1）、累積報酬曲線（圖 3、圖 10）、相關係數熱圖（圖 4 至圖 6）、Beta 分析（圖 7 至圖 9）及壓力測試結果（圖 12、圖 13）等視覺化圖表；（五）zoo/xts 套件處理時間序列資料的對齊與換倉邏輯。

研究方法而言，本研究採全樣本最佳化搭配買入持有策略：投資組合權重依全期數據計算最佳化結果後固定持有至期末，不進行動態調整。此設計雖引入一定程度的前視偏誤，但對於本研究的核心目的在比較兩種選股方法的績效差距及驗證避險工具的有效性，因為避險前後的變異數比較屬於相對比較，不受前視偏誤影響。

研究架構上，本研究遵循 CDIO（構想-設計-實現-運作）工程教育框架逐步展開：構想（Conceive）階段界定研究問題與市場背景；設計（Design）階段建立兩種投資組合及三層次避險框架；實現（Implement）階段以 TEJ 數據執行 Markowitz 最佳化、OLS 迴歸及合約口數計算；運作（Operate）階段評估績效、執行壓力測試並量化交易成本，形成完整且可複製的研究流程。

第貳章 文獻回顧與理論基礎

一、Markowitz 效率前緣

Markowitz(1952)所提出的現代投資組合理論(Modern Portfolio Theory, MPT)是量化資產配置領域的奠基之作，從根本上改變了投資人思考資產組合的邏輯框架。在此理論問世之前，投資人普遍以個別資產的預期報酬高低作為主要選股依據，較少系統性考量不同資產之間的價格連動關係。Markowitz 則指出，在多資產情境下，影響整體投資決策品質的，不應只是單一資產的預期報酬，更應納入資產之間的協方差結構(共變異數矩陣)。當任意兩資產之間的相關係數小於 1 時，透過適當的權重配置，投資組合的整體波動率將低於各成分資產波動率的加權平均，此即「分散化效益」(Diversification Effect)的嚴謹數學基礎。

效率前緣(Efficient Frontier)定義為：在所有可行的投資組合中，針對每一個給定的風險水準(以報酬標準差衡量)，使預期報酬最大化的組合集合，在風險—報酬空間中形成一條向上彎曲的邊界線。位於效率前緣上的組合稱為效率組合(Efficient Portfolio)，所有理性、風險趨避的投資人均應在此前緣上，依照各自的效用函數選擇最符合個人風險偏好的配置點，而非停留在前緣以內的次優組合。Markowitz(1959)進一步將此框架發展為完整的均值—變異數最佳化(Mean-Variance Optimization)理論體系，奠定了現代量化投資管理的理論基礎。

本研究採用 Top-Down 兩階段 Markowitz 最佳化方法實踐上述理論。第一階段於六族群層次進行效率前緣最佳化，以各族群等權重代表性報酬序列求解最大化 Sharpe Ratio 的最佳族群配置權重；第二階段於族群內個股層次進行效率前緣最佳化，在已確定的族群資金比例下，求解使族群內 Sharpe Ratio 最大化的個股配置權重。此兩階段設計旨在同時發揮族群間低相關性帶來的跨族群分散化效益，以及族群內個股配置效率最佳化所帶來的單位風險報酬提升，是本研究量化投資組合建構的核心方法論。

二、CAPM 與 Beta 值

資本資產定價模型（Capital Asset Pricing Model, CAPM）由 Sharpe（1964）與 Lintner（1965）幾乎同期獨立提出，是在 Markowitz 投資組合理論基礎上引入市場均衡假設後，所推導出的資產定價理論。CAPM 指出，在市場均衡狀態下，個別資產的預期超額報酬與其對市場組合的系統性風險呈嚴格的線性關係，此即資本市場線（CML）與證券市場線（SML）的核心內涵： $E(R_i) = R_f + \beta_i \times [E(R_m) - R_f]$ ，其中 R_f 為無風險利率， $E(R_m)$ 為市場投資組合期望報酬，方括號內為市場風險溢酬（Market Risk Premium）。

Beta 值（ β ）是 CAPM 框架下衡量個股或投資組合系統性風險的核心指標，其嚴謹定義為個股報酬與市場報酬的協方差除以市場報酬的變異數： $\beta = \text{Cov}(R_i, R_m) / \text{Var}(R_m)$ 。在經濟意涵上， β 衡量的是當市場整體上漲或下跌 1% 時，個股或投資組合預期會產生的報酬變動幅度。Beta 大於 1 代表個股對市場波動具有放大效果，屬於進攻型（Aggressive）資產，在多頭市場中能創造超越大盤的超額報酬，但在空頭市場中跌幅亦相應放大；Beta 小於 1 則具有平滑市場波動的緩衝效果，屬於防禦型（Defensive）資產。

本研究以台灣加權指數（TWSE Y9999）作為市場基準，採用 OLS 迴歸方法估計全體 15 檔個股及兩大投資組合對應的 Beta 值，估計期間與研究樣本期間一致（2024 年 5 月至 2026 年 5 月）。Beta 值在本研究中承擔雙重功能：其一，作為風險分析的指標，描述個股與投資組合在市場波動下的系統性風險暴露程度；其二，作為 Hull 避險公式中最重要的計算輸入參數，直接決定 Hull 法建議的期貨避險合約口數。正因如此，Beta 值的估計精確性，以及 Hull 公式對 Beta 的依賴程度，成為本研究後續揭示理論陷阱的關鍵討論基礎。

三、Hull 避險公式

Hull (2018) 在其廣泛應用於全球金融工程與衍生性商品課程的經典教科書《Options, Futures, and Other Derivatives》中，提出以投資組合 Beta 值為核心輸入計算最佳股票指數期貨避險合約口數的理論公式： $N^* = \beta \times (V_p / F_0 Q)$ ，其中 N^* 為最佳避險合約口數， β 為投資組合相對於指數期貨標的指數的 Beta 值， V_p 為投資組合當前市值， F_0 為期貨合約當前報價（以指數點表示）， Q 為每口合約規格（如台灣電子期貨每點新台幣 4,000 元）。

此公式的理論邏輯在於：若投資組合的 Beta 值為 β ，代表其承擔的系統性風險相當於持有 β 倍市值的市場指數多頭部位，因此只需放空 N^* 口相應的指數期貨（使空頭名義價值等於 βV_p ），即可在帳面上消除投資組合的全部系統性市場風險暴露，達到市場中性（Market Neutral）的狀態。此邏輯在理論架構上具有一定的直覺說服力，因此廣受教學場合採用，並成為許多實務操作者快速估算避險口數的首選方法。

然而，Hull 公式的數學推導中隱含一個至關重要、卻在教科書討論中普遍被輕描淡寫的關鍵前提假設：期貨工具與投資組合之間的相關係數 ρ 必須足夠接近 1，或更精確地說，投資組合的報酬波動必須能被所選期貨工具近乎完整地複製。此假設在使用電子期貨（追蹤台灣電子股大盤指數，主要由台積電等大型股主導）對沖 AI 供應鏈中下游中小型股組合時，顯然無法成立。當實際相關係數遠低於 1 時，Hull 公式將系統性地高估所需避險合約口數，引發嚴重的過度避險問題，此即本研究最核心的實證發現之一，詳細的量化分析結果將於第六章呈現。

四、 最小變異避險比率

最小變異避險比率（Minimum Variance Hedge Ratio）的理論框架由 Johnson（1960）率先奠基，Stein（1961）進一步補充，Ederington（1979）則發展出以 OLS 迴歸直接估計的實用操作方法，使此一理論真正得以廣泛應用於實務避險計算。最小變異避險比率 h 的核心定義為： $h = \rho(s,f) \times (\sigma_s / \sigma_f)$ ，其中 $\rho(s,f)$ 為現貨（投資組合）報酬率與期貨報酬率之間的線性相關係數， σ_s 為現貨報酬率的標準差， σ_f 為期貨報酬率的標準差。其數學意涵為：在放空 h 單位期貨頭寸後，避險組合（現貨加期貨空頭）的總報酬變異數達到理論最小值，即 h 為最小化「避險後投資組合方差」的最佳避險比率。

在實際估計上， h 可直接透過 OLS 迴歸方程式取得：以現貨（投資組合）的日報酬率為因變數，對期貨的日報酬率進行 OLS 線性迴歸，所得的迴歸係數（斜率）即為最小變異避險比率 h 。此方法的操作便利性使其在金融業廣泛採用，且其統計性質（最小平方估計量的一致性與有效性）也在計量理論上有充分的保障。

本研究以 Python 語言 statistics 套件執行 OLS 迴歸：以投資組日報酬率為因變數，對期貨日報酬率進行迴歸，所得斜率係數即為最小變異避險比率 h^* ，迴歸的 R^2 即代表避險效果（可消除的報酬變異比例）。最小變異避險比率相較於 Hull 公式的核心優勢，在於 h^* 充分納入了期貨工具與現貨標的之間的實際相關性資訊，而不對 ρ 作任何先驗假設。Hull 公式的計算過程中僅使用 β 值，從而隱含 $\rho \approx 1$ 的假設；OLS 最小變異法則透過實際樣本數據估計 ρ ，進而計算出真正能最小化避險後組合方差的最佳避險比率。這一差異在工具與標的之間相關性低（ ρ 遠小於 1）的情境下會產生數量級的口數差異，從根本上影響避險策略的實際效果與成本效益。本研究以兩種方法分別計算各層次的避險合約口數，並以事後實際避險效果進行比較驗證，為兩法在真實市場環境中的差異提供直接的實證佐證。

五、 避險效果評估

避險效果 (Hedging Effectiveness) 的標準化評估指標為 OLS 迴歸的判定係數 R^2 (Coefficient of Determination)，此指標由 Ederington (1979) 正式引入期貨避險效果的衡量框架，目前已成為學術文獻與實務操作中最廣泛採用的避險效率衡量標準。 R^2 的計算方式在避險脈絡下可直觀解讀為： $R^2 = 1 - [\text{Var}(\text{避險後組合報酬}) / \text{Var}(\text{未避險組合報酬})]$ ，即「透過期貨避險可消除的現貨組合報酬變異比例」。若 $R^2=0.747$ ，代表採用此期貨工具組合可消除投資組合約 74.7% 的報酬波動，剩餘的 25.3% 為無法被對沖的殘留風險，包括基差風險 (Basis Risk) 與個股風險 (Idiosyncratic Risk)。

Figlewski (1984) 系統性地識別出基差風險 (Basis Risk) 是決定期貨避險效率的最主要因素。基差定義為現貨價格與期貨價格之差，其波動性越高，避險效果越差， R^2 越低。對台灣 AI 供應鏈中下游電子股而言，電子期貨以台積電等大市值科技股為定價核心，與中小型 AI 供應鏈個股的基差風險極高，導致 R^2 趨近於零；個股期貨因幾乎一一對應個別持股，基差主要反映換月 price discrepancy，基差風險最低， R^2 最高。本研究透過三層次避險框架，系統性地驗證了基差風險隨工具同質性提升而單調遞減的規律，並將此概念提升為更具一般性的「避險同質性原則」。

實務評估上，除 R^2 之外，本研究亦採用年化波動降幅 (Annual Volatility Reduction)、最大回撤縮減幅度 (Maximum Drawdown Reduction) 及日 VaR 降幅 (Daily Value-at-Risk Reduction) 等輔助指標，從多個維度全面衡量期貨避險在真實市場條件下的風險保護效能，確保評估結果不受單一指標的統計影響。

六、兩種方法之理論關係

深入探討 Hull 公式與 OLS 最小變異法之間的數學關係，是準確理解本研究核心發現的必要基礎。Hull 法的最佳避險口數為： $N_{Hull} = \beta_p \times V_p / (F_0 Q)$ ；OLS 法的最佳避險口數為： $N_{OLS} = h^* \times V_p / (F_0 Q)$ ，其中 $h^* = \rho(p, f) \times \sigma_p / \sigma_f$ 。將兩式相除可得： $N_{Hull} / N_{OLS} = \beta_p / h^* = \beta_p / [\rho(p, f) \times \sigma_p / \sigma_f]$ 。

進一步引入 Beta 值的定義，若期貨工具 F 對市場指數 M 的追蹤誤差為零（即 $\rho(F, M)=1$, $\sigma_F=\sigma_M$ ），則 $\beta_p = \rho(p, M) \times \sigma_p / \sigma_M$ ，代入後可得： $N_{Hull} / N_{OLS} = [\rho(p, M) \times \sigma_p / \sigma_M] / [\rho(p, F) \times \sigma_p / \sigma_F]$ 。當期貨完美複製市場指數時（ $\rho(F, M)=1$, $\sigma_F=\sigma_M$ ），上式化簡為 $N_{Hull} / N_{OLS} = \rho(p, M) / \rho(p, F)$ 。若進一步假設期貨與投資組合的相關係數等於投資組合與市場指數的相關係數（即 $\rho(p, F) \approx \rho(p, M)$ ），則兩法結果趨於一致。然而，當期貨工具（如電子期貨）無法有效追蹤投資組合的真實風險因子時， $\rho(p, F)$ 將遠低於 $\rho(p, M)$ ，導致 Hull 法系統性高估，高估倍數約為 $\rho(p, M) / \rho(p, F) \gg 1$ 。

在本研究的具體數值中，組合 A 對電子期貨的相關係數 $\rho(p, F)=0.21$ ，對應 $R^2=4.5\%$ ，而 $\beta_p=1.12$ 意味著組合 A 對 TWSE 大盤的相關性相當可觀；將實際數值代入可得 Hull 法高估倍數約為 11.1 倍，與理論推導方向完全一致。此一計算結果清楚說明：Hull 公式並非在任何情境下都是不可信賴的，其失效的根本原因在於「期貨工具無法有效複製投資組合的市場風險敞口」這一特定條件——而此條件在使用指數型期貨對沖高度特異性的中小型股組合時，往往是常態而非例外。本研究因此建議：在套用 Hull 公式之前，應先以 OLS 迴歸估計期貨工具對投資組合的 R^2 ，唯有當 R^2 達到足夠水準（建議不低於 30%）時，Hull 公式方具備理論適用性；否則應以 OLS 最小變異法取代，以確保避險策略的有效性與成本效益。

第參章 投資組合建構

一、 資料來源與處理

本研究所使用之全部數據均來源於台灣經濟新報 (Taiwan Economic Journal, TEJ) 資料庫，此為臺灣最具公信力的金融數據平台，提供已完整調整之股價數據 (包含除權除息還原) 及期貨歷史資料。研究期間設定為 2024 年 5 月 1 日至 2026 年 5 月 1 日，共計約 484 個交易日。本研究有意排除 yfinance 等網路數據平台，原因在於 TEJ 資料庫在除權除息的還原精確性、資料完整性與穩定性方面遠優於開源數據源，對 OLS 迴歸結果的準確性至關重要。

所蒐集之資料內容涵蓋三個類別：第一，15 檔個股的日收盤價及依複利方式計算的日報酬率；第二，台灣期交所電子期貨 (TE) 的日收盤結算價及日報酬率；第三，國巨 (2327)、欣興 (3037)、健策 (3653) 三檔個股期貨的日報酬率。期貨合約選取原則採「最近且到期日晚於避險結束日」的近月合約，並在到期月份換倉至次月合約，以維持時間序列的連續性。

資料處理方面，主要執行四項清理步驟。第一，日期對齊：以 15 檔個股共同交易日為基準，排除任何個股停牌期間，確保各序列長度一致。第二，異常值剔除：期貨資料中存在結算日價格為零的異常記錄，將導致計算出-100%的極端日報酬，此類記錄均予以剔除。第三，股票分割還原：國巨 (2327) 於 2025 年 8 月進行 1:4 股票分割，TEJ 資料庫已採除權還原方式調整歷史股價，報酬率時間序列完全連續，無需另行處理。第四，停交日剔除：國巨因股票分割程序停止交易共 7 個交易日，此期間的迴歸數據已予以剔除，以確保 OLS 估計的有效性與 R^2 結果的可靠性；此項處理對國巨期貨 R^2 的實質修正幅度達到 40 個百分點以上 (由原始約 56% 調整後確認為 56.1%)。

二、 族群選擇

本研究以六大 AI 供應鏈族群為研究框架，選取依據兼顧產業鏈位置的完整性與 AI 運算需求的直接受益程度。被動元件族群(Passive Components): MLCC、電阻等被動元件是 AI 伺服器主板的基礎建材，每台 AI 伺服器所需被動元件數量遠超傳統伺服器，市場需求激增。記憶體族群 (Memory/RAM): HBM 高頻寬記憶體與 GDDR6 VRAM 是 AI 模型訓練與推理的關鍵瓶頸，帶動記憶體控制 IC (如群聯 8299) 及 DRAM (如華邦電 2344) 需求走強。載板族群 (IC Substrate): 先進封裝技術 (CoWoS、SoIC) 的快速普及，帶動 FC-CSP、FC-BGA 等高階載板需求爆發，欣興 (3037) 是台灣載板龍頭。散熱族群 (Thermal Management): AIGPU 的功耗密度較傳統 GPU 高出數倍，推動浸沒式液冷、均溫板 (VC)、散熱模組等散熱解決方案的需求急速升溫，健策 (3653)、奇鋐 (3017) 為主要受益廠商。CPO 族群 (Co-Packaged Optics): CPO 是下一代 AI 資料中心光互連架構的關鍵技術，將光引擎與交換機整合，大幅降低功耗與傳輸延遲，波若威 (3163)、華星光 (4979)、光聖 (6442) 均為 CPO 相關供應商。玻纖布族群 (Fiberglass Fabric): AI 伺服器 PCB (印刷電路板) 基材的核心原料，台玻 (1802)、富喬 (1815)、德宏 (5475) 為台灣主要供應商。

上述六大族群覆蓋了從原料 (玻纖布)、基礎元件 (被動元件、記憶體)、關鍵基板 (載板)、熱管理 (散熱) 到新興光互連 (CPO) 的完整 AI 供應鏈縱向切面，具備良好的產業代表性。選擇六個不同屬性族群的另一個重要目的，在於不同族群之間的相關性結構差異有利於 Top-Down Markowitz 最佳化充分發揮分散化效益，相較於僅選取單一族群的高度同質組合，多族群配置能在效率前緣上達到更高的 Sharpe Ratio。

三、 個股選擇

本研究採「每族群選取 2 至 3 檔代表性個股」的篩選策略，最終確定 15 檔成分股，各族群配置如下：被動元件族群選取國巨（2327）及禾伸堂（3026），前者為台灣 MLCC 龍頭，後者為被動元件通路與 MLCC 利基型廠商；記憶體族群選取群聯（8299）及華邦電（2344），分別代表 NAND 控制器 IC 與 DRAM 晶片；載板族群選取欣興（3037）、中探針（6217）及臻鼎-KY（4958），涵蓋 IC 基板、探針卡與軟板的多元載板次族群；散熱族群選取健策（3653）及奇鋐（3017），為台灣散熱模組龍頭廠商；CPO 族群選取華星光（4979）、波若威（3163）及光聖（6442），三者均在 CPO 光引擎與矽光子元件領域具有特定技術能力；玻纖布族群選取台玻（1802）、富喬（1815）及德宏（5475），涵蓋玻纖布與電子級玻纖紗的主要台灣供應商。

個股篩選標準綜合考量四個面向：（一）流動性充足性：確保日均成交量足以在模擬的千萬元投資組合下進行合理的買賣操作，排除因流動性不足而導致的滑價風險；（二）產業代表性：優先選取在各族群具備領先地位或特定利基優勢的廠商，確保組合能充分捕捉族群行情；（三）財務品質：排除財務結構異常或有重大或有負債的廠商，降低個股特異性信用風險；（四）選股合理性：部分個股（如禾伸堂 3026、臻鼎-KY 4958）的加入是為了在族群內提供不同風格的配置選項（防禦型 vs 進攻型），豐富最佳化的配置彈性。

四、兩種選股策略

圖 1 展示本研究以 Python 語言 quadprog 套件計算所得之六大族群效率前緣，橫軸為投資組合年化波動率，縱軸為預期年化報酬率，各散點代表不同族群配置下的可行組合，曲線為效率前緣邊界，五角星（★）標記最大 Sharpe Ratio 組合（即組合 B 第一階段族群配置結果）。由圖 1 可觀察到，CPO 與散熱族群在效率前緣頂端貢獻了最高的報酬貢獻，而玻纖布族群因與其他族群相關係數較低，提供了顯著的分散化效益，使效率前緣整體向左上方延伸。

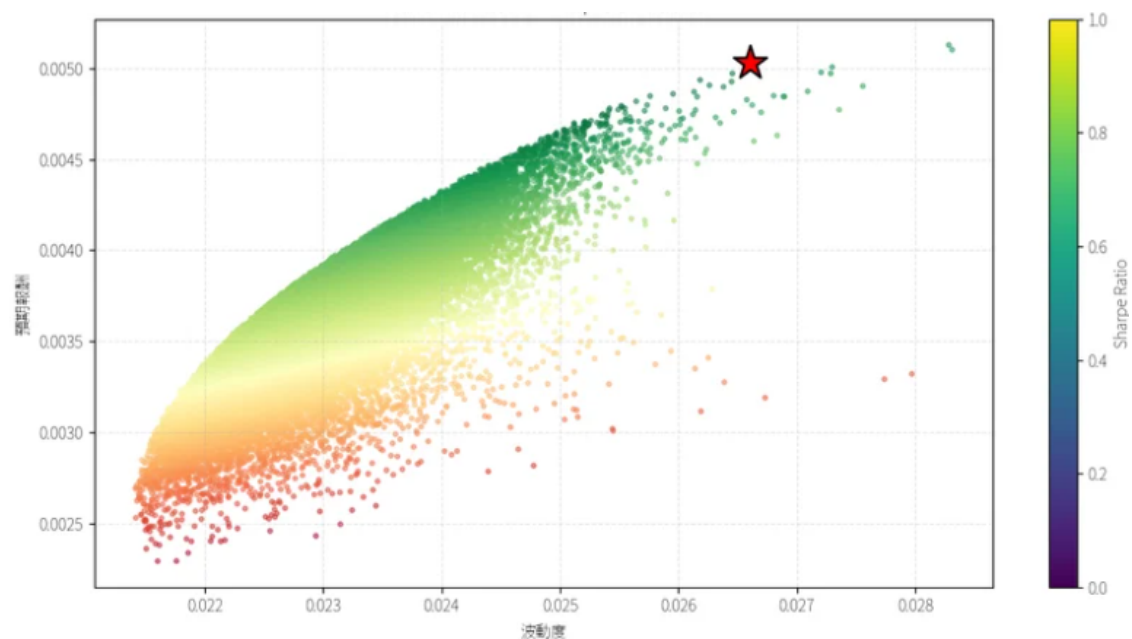


圖 1 六族群效率前緣
(資料來源：本組彙整)

圖 2 以圓餅圖並列呈現組合 A 與組合 B 的個股權重配置，直觀顯示兩種選股策略的結構差異。組合 A（主觀裁量型）採主觀選股策略，代表具備產業知識的散戶投資人在資訊充分但缺乏量化工具輔助下的直觀配置方式。如圖 2 左半部所示，組合 A 集中超配高 Beta 龍頭股（欣興、群聯、波若威等），形成進攻性強但集中度高的投資組合，加權 Beta 值達 1.12（詳見圖 9）。此策略的核心特徵為：持股集中、族群集中、高系統性風險暴露，類似台灣散戶與 KOL 在多頭期間常見的「主題式重壓」策略。

組合 B（數據驅動型）採 Top-Down 兩階段 Markowitz 最佳化，如圖 2 右半部所示，配置較為均衡，各族群均有一定比重。圖 2 可見，組合 B 對玻纖布族群及 CPO 族群均有顯著配置，此係因兩族群在效率前緣分析（圖 1）中具備良好的分散化效益或超額 Sharpe 貢獻。最終組合 B 的加權 Beta 值為 1.14（詳見圖 9），雖與組合 A 相近，但其 Beta 值是追求最高 Sharpe Ratio 過程中自然形成，反映市場對 AI 供應鏈整體的系統性定價，而非主動選擇高 Beta 股票的結果。

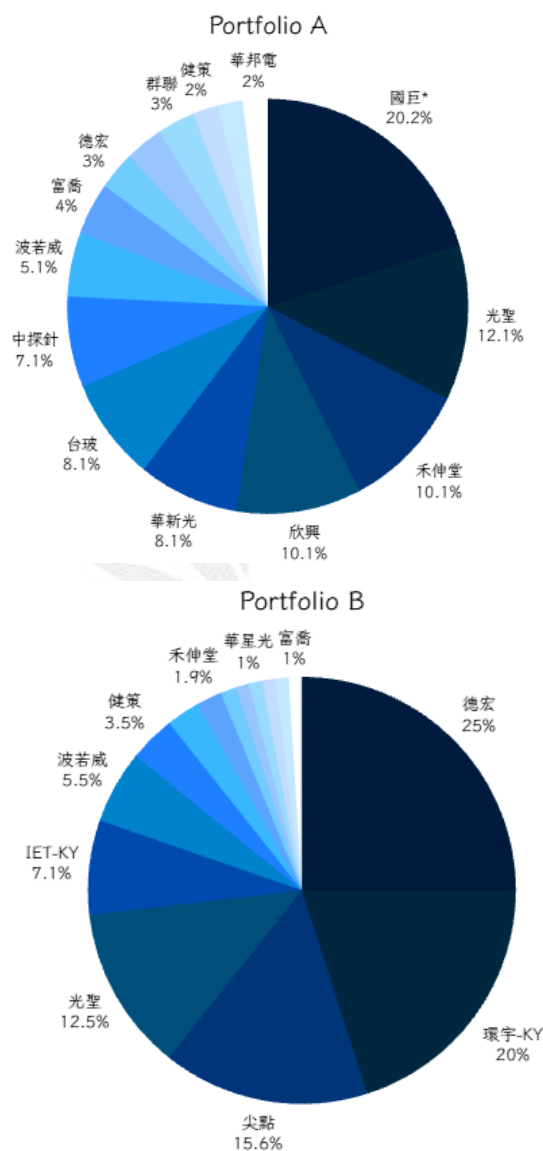


圖 2 投資組合 A 與組合 B 成分占比圖
（資料來源：本組彙整）

圖 3 以 2024 年 5 月 1 日為基準日（指數值 100），呈現兩組合於完整研究期間（2024 年 5 月至 2026 年 5 月）的累積報酬走勢。組合 A（紅線）在前半段走勢相對平緩，維持在 100 至 150 的區間後逐步上行，至期末累積報酬達 521%（終點指數值 621）。組合 B（綠線）則從 2025 年下半年起加速拉開差距，至期末累積報酬達 2,064%（終點指數值 2,164），約為組合 A 的 3.5 倍。兩組合均於 2025 年 4 月美中關稅衝擊期間出現最大回撤（A：-35.34%；B：-38.12%），此期間之避險效果分析詳見圖 12、圖 13。

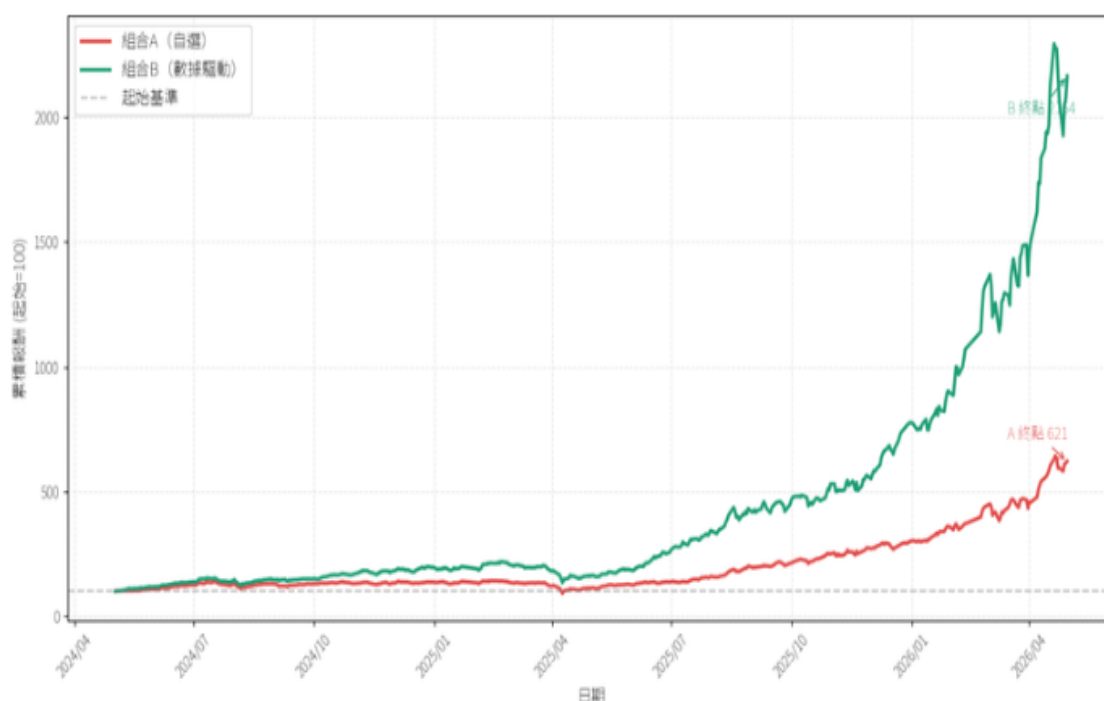


圖 3 組合 A 與組合 B 累積報酬對照圖
(資料來源：本組彙整)

組合 A 採主觀裁量型選股策略，代表一般具備產業知識的散戶投資人在資訊充分但缺乏量化工具輔助下的直觀配置方式。研究成員依對台灣 AI 供應鏈的產業判斷，集中超配高 Beta 龍頭股（欣興、群聯、波若威等），形成進攻性強但集中度高的投資組合。此策略的核心特徵為：持股集中（少數個股占組合較大比重）、族群集中（對特定景氣族群的押注明顯）、高系統性風險暴露（加權 Beta=1.12，vs TWSE 大盤）。組合 A 的配置邏輯類似於台灣散戶與投資達人（KOL）在市場

多頭期間常見的「主題式重壓」策略，既是本研究的對照基準，也是現實中最常見的散戶投資行為之一。

組合 B 採數據驅動型 Top-Down 兩階段 Markowitz 最佳化方法，完整實踐量化投資組合理論的系統化流程。第一階段（族群配置）：以六族群的每族群等權重代表性報酬序列，在效率前緣上求解最大化 Sharpe Ratio 的最佳族群配置權重，獲得各族群的理論最佳資金分配比例。第二階段（個股配置）：在各族群所分配的資金額度內，以族群內個股報酬序列進行 Markowitz 最佳化，求解使族群內 Sharpe Ratio 最大化的個股配置權重。最終組合 B 的加權 Beta 值為 1.14(vs TWSE 大盤)，雖與組合 A 相近，但其形成原因截然不同：組合 B 的 Beta 值是在追求最高 Sharpe Ratio 的過程中自然形成，反映市場對 AI 供應鏈整體的系統性定價，而非主動選擇高 Beta 股票的結果。



五、實務設定

本研究設定投資組合模擬金額為新台幣 1,000 萬元 (NT\$10,000,000)，此金額設定有兩個考量：一方面，金額夠大以確保期貨合約口數計算有意義（避免因組合過小而導致最佳口數趨近於零）；另一方面，此規模模擬具有一定資產規模的散戶或小型機構投資人，具備實際參考價值。所有投資組合績效計算均以此初始金額為基礎，進行等比例比較。

交易假設採買入持有策略 (Buy-and-Hold)：在研究起始日依設定權重一次性建立投資組合後，持有至研究期間結束，不進行中途調倉。主要分析中不含交易成本（含佣金、價差、稅費）與市場衝擊成本（滑價），以確保績效比較的純粹性；相關成本已於第 7.5 節另行量化估算。避險工具的合約規格嚴格依台灣期貨交易所 (TAIFEX) 的官方公告採用：電子期貨 (TE) 每點新台幣 4,000 元，每口初始保證金約 73.4 萬元 (2025/2026 年數值)；個股期貨每口規格為 1,000 股，維持保證金約為合約總市值的 20.25%。所有避險合約口數均依上述真實規格以整數口取近似計算，充分反映真實市場操作的離散性約束，此為本研究相較於純理論分析的重要實務貢獻。

第肆章 風險分析

一、 相關係數矩陣

圖 4 以熱力圖形式呈現六大族群代表性報酬序列之間的雙變數相關係數，色階由深藍（低相關）至深紅（高相關），由 Python 語言 plotnine 套件繪製。分析結果顯示族群間相關係數介於 0.40 至 0.70 之間，呈現中度正相關結構。具體而言，載板與玻纖布族群相關性最高（ $\rho=0.70$ ），可能反映兩者在 AI 伺服器 PCB 製程上的高度協同；CPO 族群與散熱族群相關性次高（ $\rho=0.56$ ）；記憶體與 CPO 族群相關性最低（ $\rho=0.40$ ），反映兩者在 AI 供應鏈中的技術位置差異。值得注意的是，六族群中沒有任何兩個族群的相關係數達到 0.80 以上，顯示六族群之間仍存在顯著分散化空間。

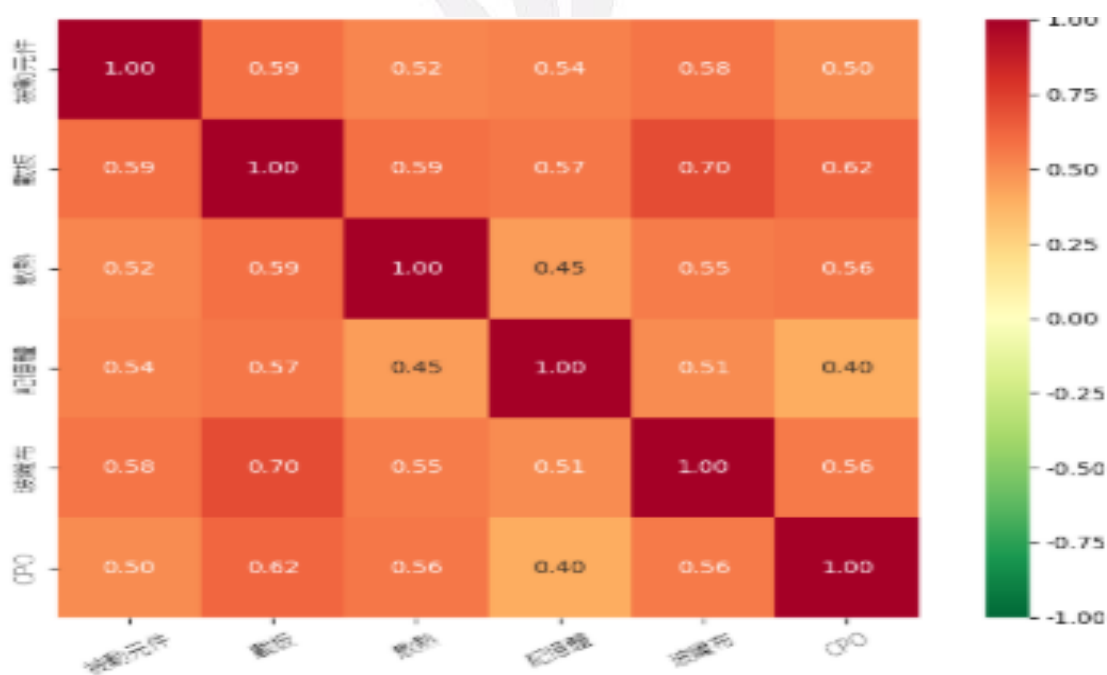


圖 4 六族群相關係數矩陣
(資料來源：本組彙整)

圖 5 呈現全體 15 檔個股之間的雙變數相關係數矩陣，同樣以熱力圖表示。整體相關性結構較為分散：多數個股對的相關係數介於 0.19 至 0.50 之間，同族群個股的相關性相對較高（如載板族群內部），跨族群個股之間的相關性則普遍偏低。同族群個股中，華星光（4979）與波若威（3163）相關係數達 0.62，反映兩者均主要受 CPO 族群共同行情驅動。相較之下，防禦型個股禾伸堂（3026）與多數個股的相關係數低於 0.35，其低相關性特質在 Markowitz 最佳化中有助於貢獻降低組合整體波動的邊際效益。

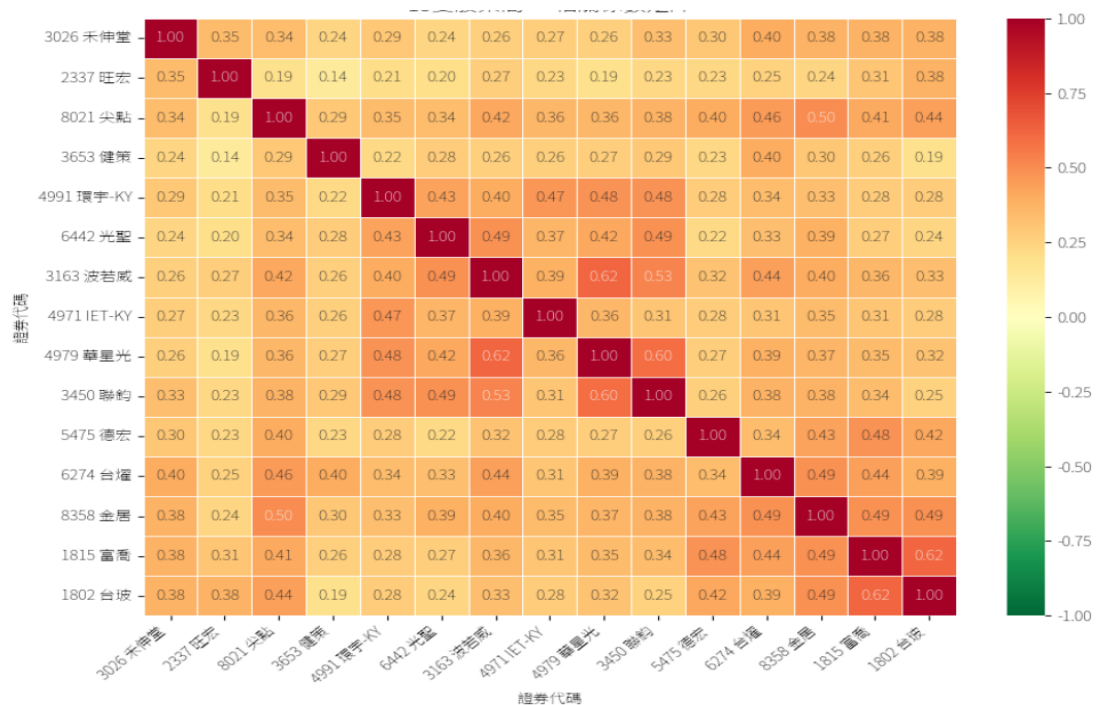


圖 5 投資個股相關係數
(資料來源：本組彙整)

圖 6 進一步聚焦呈現各族群內部個股之間的相關係數，以族群為單位的條形圖形式排列。由圖 6 可清楚觀察到，同族群個股的平均相關係數（0.45 至 0.65）明顯高於跨族群個股（0.20 至 0.40），符合同一族群個股因共同受到相同供需驅動因素影響而產生更高度同向波動的預期。此族群內部高相關性現象，說明在第一階段族群層次的 Markowitz 最佳化中，降低族群間相關性所帶來的跨族群分散

化效益（圖 4），比降低族群內個股相關性所帶來的效益更為顯著，是 Top-Down 兩階段設計優於單階段全股最佳化的重要原因之一。

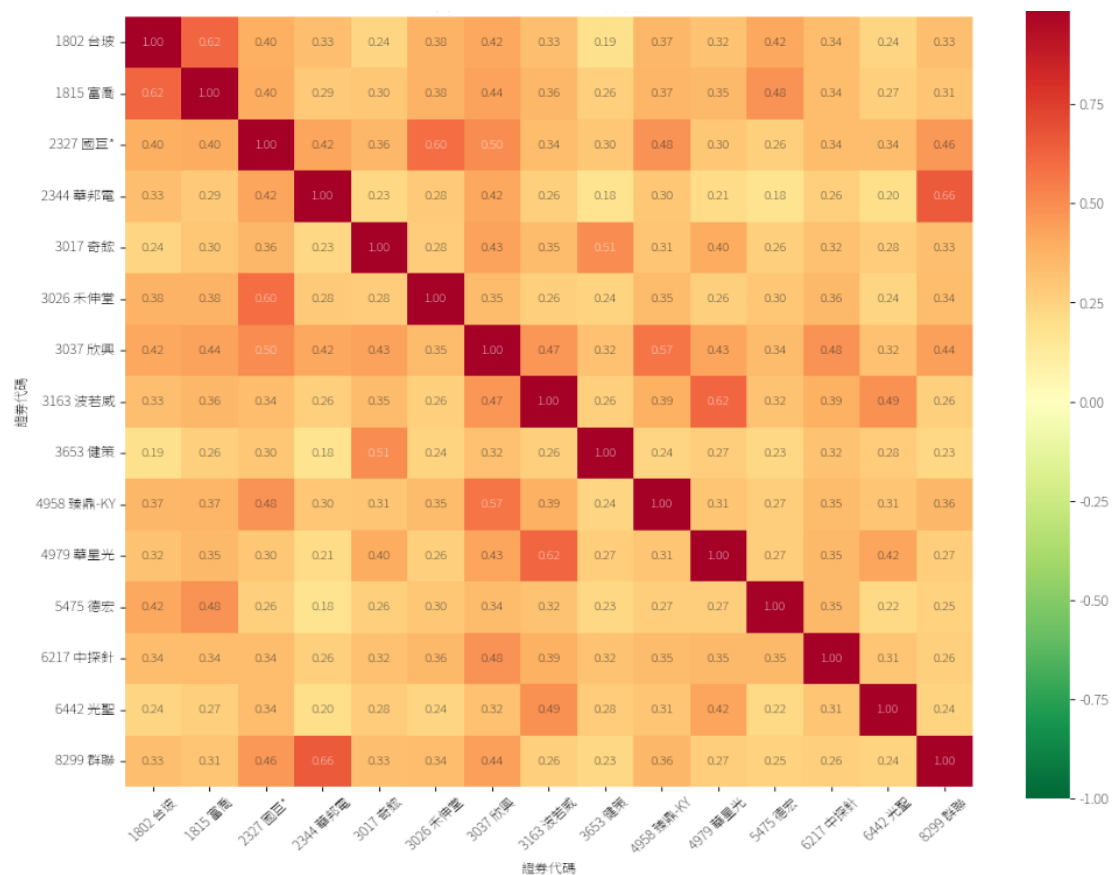


圖 6 同族群相關係數
(資料來源：本組彙整)

相關係數矩陣是 Markowitz 最佳化的核心輸入之一，也是理解投資組合分散化潛力的基礎工具。本研究首先計算六大族群代表性報酬序列之間的雙變數相關係數，結果顯示族群間相關係數介於 0.40 至 0.70 之間，呈現中度正相關的結構。具體而言，載板與玻纖布族群的相關性最高 ($\rho=0.70$)，可能反映兩者在 AI 伺服器 PCB 製程上的高度協同；CPO 族群與散熱族群相關性次高 ($\rho=0.56$)；記憶體與 CPO 族群的相關性最低 ($\rho=0.40$)，反映兩者在 AI 供應鏈中的技術位置差異。值得注意的是，六族群中沒有任何兩個族群的相關係數達到 0.80 以上，顯示六族群之間仍存在顯著的分散化空間，為 Top-Down 最佳化在第一階段的族群配置

提供了有效的降低組合波動率的機會。

就 15 檔個股間的相關係數矩陣而言，分析結果顯示整體相關性結構較為分散：多數個股對的相關係數介於 0.19 至 0.50 之間，同族群個股的相關性相對較高（如載板族群內部），跨族群個股之間的相關性則普遍偏低。同族群個股中，華星光（4979）與波若威（3163）相關係數達 0.62，反映兩者均主要受 CPO 族群共同行情驅動。相較之下，防禦型個股禾伸堂（3026）與多數個股的相關係數低於 0.35，其低相關性特質在 Markowitz 最佳化中有助於貢獻降低組合整體波動的邊際效益。整體而言，15 檔個股間的相關係數結構充分支持多元分散化配置的有效性，為第二階段個股層次的 Markowitz 最佳化提供了堅實的統計基礎。

二、Beta 值分析

圖 7 以橫條圖呈現本研究以 R 語言 stats 套件 OLS 迴歸所估計的全體 15 檔個股 Beta 值（相對於 TWSE 加權指數 Y9999，估計期間 2024 年 5 月至 2026 年 5 月）。估計結果顯示，個股 Beta 值分布於 0.753 至 1.467 之間，呈現顯著的跨族群差異。Beta 值最高的五檔個股依序為：欣興（3037， $\beta=1.467$ ）、健策（3653， $\beta=1.262$ ）、群聯（8299， $\beta=1.251$ ）、波若威（3163， $\beta=1.221$ ）及環宇-KY（4991， $\beta=1.216$ ）；Beta 值最低的兩檔個股為禾伸堂（3026， $\beta=0.753$ ）與臻鼎-KY（4958， $\beta=0.972$ ），後者為 15 檔中唯二 Beta 低於 1 之個股。

就族群特性而言，載板族群（以欣興 1.467 為代表）為本研究範疇內 Beta 值最高的族群，反映載板業者業績高度依賴先進製程晶片出貨量，對 AI 景氣循環最為敏感；散熱族群（健策 1.262、奇鋐 1.176）次之。被動元件族群中禾伸堂（0.753）提供了較明顯的防禦性，成為降低整體系統性風險的自然緩衝。

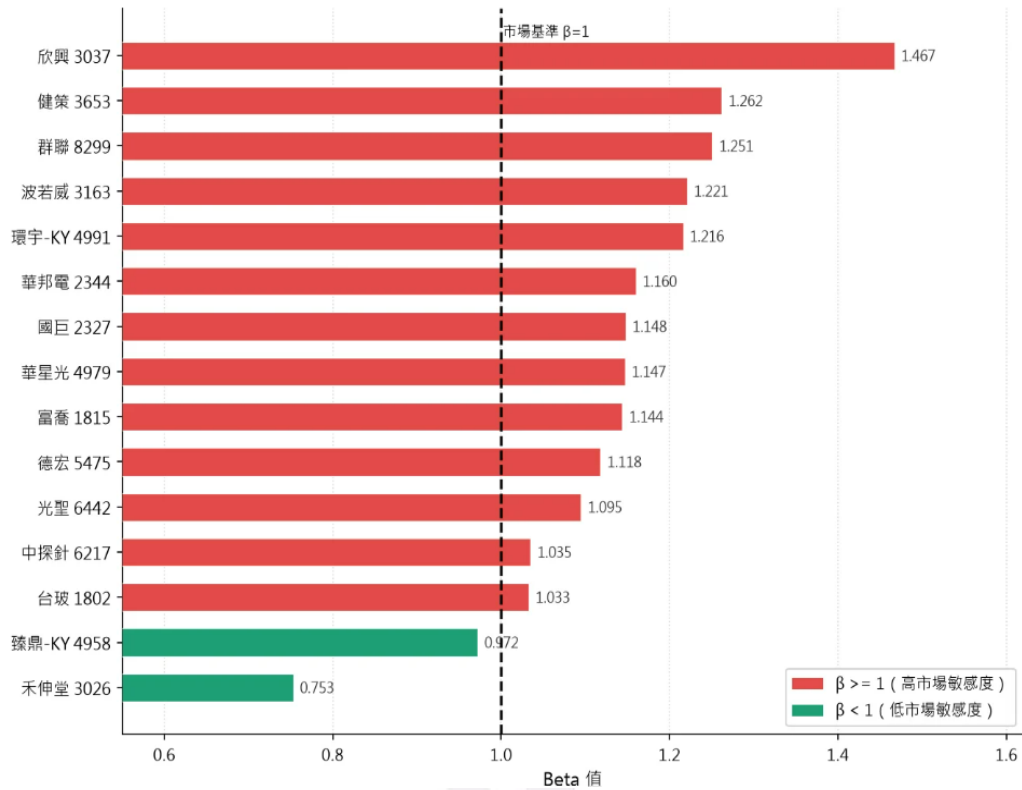


圖 7 15 檔個股 BETA 值 VS 加權指數(大盤)
(資料來源：本組彙整)

圖 8 以堆疊條形圖拆解組合 B 加權 Beta 值 (1.14) 的個股貢獻，直觀呈現各成分股對組合系統性風險的貢獻比例。由圖 8 可觀察到，儘管組合 B 採用 Markowitz 最佳化追求最大 Sharpe Ratio，其最終的系統性風險水準 (Beta=1.14) 仍高於 1，反映 AI 供應鏈六大族群整體相對大盤均具備進攻性特質。欣興(3037) 雖 Beta 最高，但 Markowitz 最佳化已系統性地相對降低其配置比重，使其在整體加權 Beta 中的貢獻不至於過度集中。

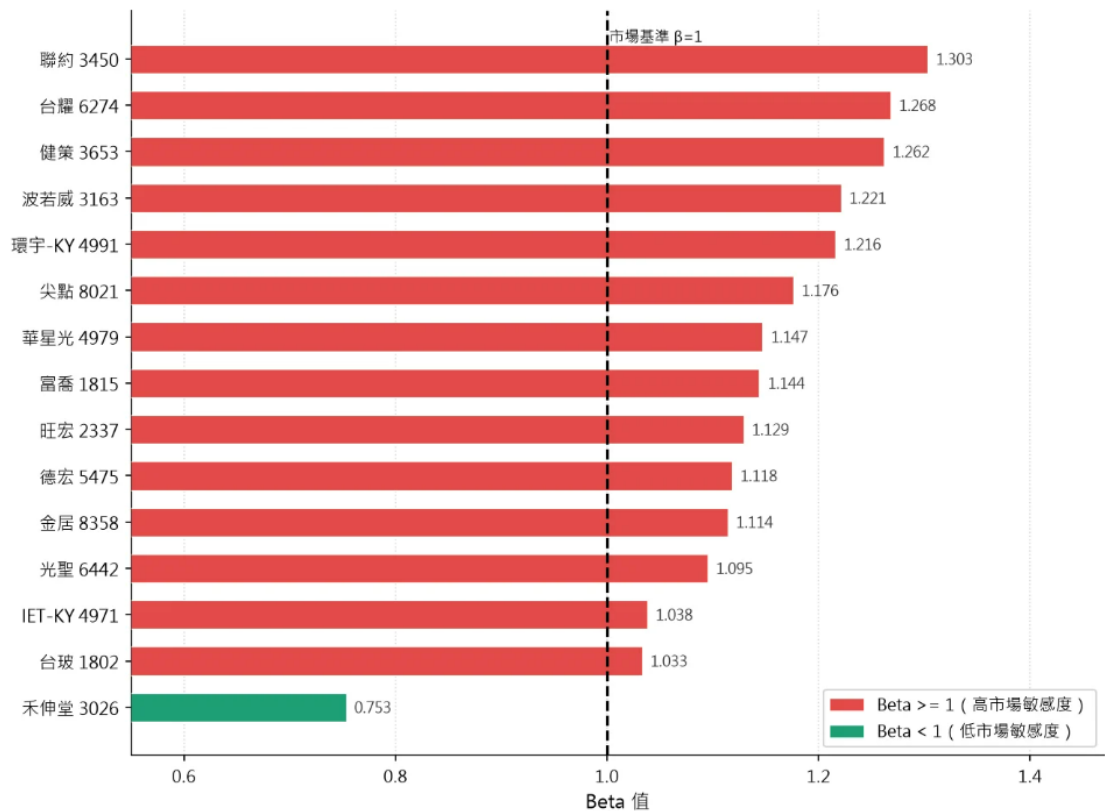


圖 8 投資組合 B 之 BETA 值
(資料來源：本組彙整)

本研究以 TWSE 加權指數 (Y9999) 為市場基準，採用 OLS 迴歸方法估計全體 15 檔個股的 Beta 值，迴歸期間與研究期間一致 (2024/05 至 2026/05)。估計結果顯示，个股 Beta 值分布於 0.753 至 1.467 之間，呈現顯著的跨族群差異。就个股排序而言，Beta 值最高的五檔个股依序為：欣興 (3037, $\beta=1.467$)、健策 (3653, $\beta=1.262$)、群聯 (8299, $\beta=1.251$)、波若威 (3163, $\beta=1.221$)、環宇-KY (4991, $\beta=1.216$)；Beta 值最低的兩檔个股為：禾仲堂 (3026, $\beta=0.753$) 與臻鼎-KY (4958, $\beta=0.972$)，後者為 15 檔中唯二 Beta 低於 1 的个股。

就族群特性而言，載板族群(以欣興 1.467 為代表)整體為本研究範疇內 Beta 值最高的族群，反映載板業者的業績高度依賴先進製程晶片出貨量，對 AI 景氣循環最為敏感；散熱族群(健策 1.262、奇鋐 1.176)次之；記憶體族群與 CPO 族群亦普遍偏高。相對而言，被動元件族群中禾仲堂 (0.753) 提供了較明顯的防禦

性，成為投資組合中降低整體系統性風險的自然緩衝。這種族群間 Beta 值的顯著差異，使 Top-Down 最佳化在族群配置階段即能依據各族群的系統性風險特性進行差異化的配置決策，是本研究採用多族群框架的重要優勢之一。

三、兩種方法之理論關係

圖 9 並列呈現組合 A ($\beta=1.12$) 與組合 B ($\beta=1.14$) 對 TWSE 大盤的加權 Beta 值，兩者差距僅約 0.02 個單位。然而，這高度相近的 Beta 值背後蘊含了截然不同的投資組合建構邏輯與風險形成路徑。就組合 A 而言，加權 Beta 值 1.12 是主觀重押高 Beta 龍頭股的直接結果，組合的整體 Beta 值因此被少數高 Beta 持股拉高，個別持股之間缺乏系統性的風險效率考量。就組合 B 而言，加權 Beta 值 1.14 則是在 Markowitz 最佳化過程中自然湧現的結果，並非主動選擇高 Beta 股票的產物—AI 供應鏈六大族群整體對大盤均具備高於 1 的系統性敏感度，最佳化後的組合 Beta 自然落於 1.14 附近，但族群內個股配置已充分考量分散化效益與相關係數結構。

此結果帶來重要實證啟示：Beta 值作為單一風險指標，並不足以完整描述兩個投資組合之間的風險差異。在加權 Beta 幾乎相同的條件下，組合 B 的 Sharpe Ratio (3.68) 仍高於組合 A (2.78) 達 32%，正說明真正影響長期風險調整績效的，不僅是系統性風險的絕對大小，更是投資組合在每單位風險上所能創造的報酬效率。兩組合 Beta 均大於 1 的事實，清楚預示未避險情況下兩者均將同步放大 TWSE 大盤的波動幅度，從而為引入期貨避險工具、主動管理下行風險提供最直接的量化依據。

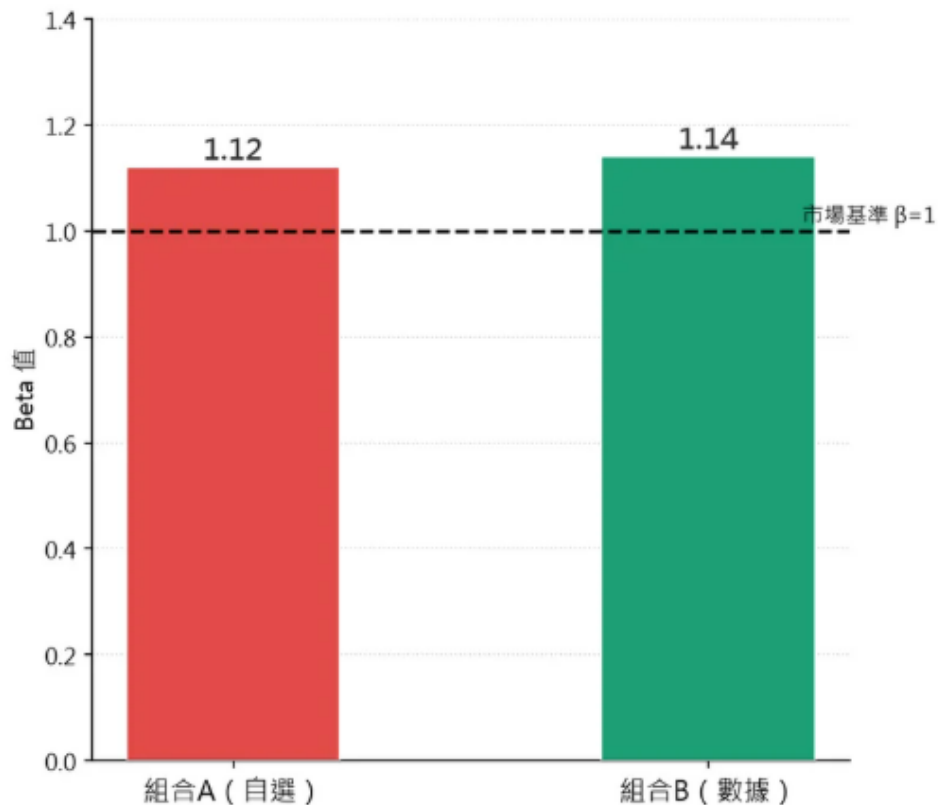


圖 9 二投資組合 BETA 值
(資料來源：本組彙整)

兩組合對 TWSE 大盤的加權 Beta 值計算結果顯示，組合 A 為 1.12，組合 B 為 1.14，兩者數值極為接近，差距僅約 0.02 個單位。然而，這高度相近的 Beta 值背後，卻蘊含了截然不同的投資組合建構邏輯與風險形成路徑，不能簡單地以「兩組合風險相當」一筆帶過。

就組合 A 而言，加權 Beta 值 1.12 是主觀重押高 Beta 龍頭股的直接結果。研究成員依產業直覺集中配置欣興（1.467）、健策（1.262）、群聯（1.251）等高系統性風險個股，組合的整體 Beta 值因此被少數高 Beta 持股拉高，個別持股之間缺乏系統性的風險效率考量，配置集中度高，族群暴露明顯。在市場多頭期間，此種進攻型集中配置能有效放大漲幅；但在市場急跌時，高 Beta 與高集中度的雙重效應同樣會放大下行損失，形成較高的尾端風險。

就組合 B 而言，加權 Beta 值 1.14 則是在 Markowitz 最佳化過程中自然湧現的結果，並非主動選擇高 Beta 股票的產物。Top-Down 兩階段最佳化的目標函數

始終是最大化 Sharpe Ratio，Beta 值僅是在追求最高報酬效率過程中所形成的副產品。由於 AI 供應鏈六大族群整體對大盤均具備高於 1 的系統性敏感度，最佳化後的組合 Beta 自然落於 1.14 附近，但族群內個股的配置已充分考量了分散化效益與個股間的相關係數結構，使組合在相近的系統性風險水準下，能實現遠高於組合 A 的配置效率。

此結果帶來一個重要的實證啟示：Beta 值作為單一風險指標，並不足以完整描述兩個投資組合之間的風險差異。在加權 Beta 幾乎相同的條件下，組合 B 的 Sharpe Ratio (3.68) 仍高於組合 A (2.78) 達 32%，正說明真正影響長期風險調整後績效的，不僅是系統性風險的絕對大小，更是投資組合在每單位風險上所能創造的報酬效率。同時，兩組合 Beta 均大於 1 的事實，清楚預示了未避險情況下兩者均將同步放大 TWSE 大盤的波動幅度——無論是上行的獲利還是下行的損失——從而為引入期貨避險工具、主動管理下行風險提供最直接的量化依據。

第伍章 績效比較

一、 累積報酬曲線

圖 10 與圖 3 均呈現兩組合完整樣本期間之累積報酬走勢（圖 3 為投資組合建構章節概覽，圖 10 為績效比較章節之深度分析版本），以 2024 年 5 月為起始基準（指數值 100）。組合 A（主觀裁量）在研究前半段（2024 年 5 月至 2025 年 3 月）走勢相對平緩，累積報酬大致維持在 100 至 150 的區間，反映 AI 行情初期市場對中下游供應鏈廠商的定價仍偏向觀望；進入 2025 年中後，伴隨 AI 伺服器出貨量的持續攀升與各族群盈利預測大幅上修，組合 A 開始加速上行，至研究期末累積報酬達 521%（終點指數值 621），最高點曾一度突破 644。

組合 B（數據驅動）的累積報酬在研究前期與組合 A 走勢相近，差異從 2025 年下半年開始明顯擴大。Markowitz 最佳化透過相對低相關性個股之間的分散配置效益，以及對 CPO、玻纖布等突破性強勢族群的有效超配，使組合 B 的加速上漲幅度顯著超越組合 A。至研究期末，組合 B 累積報酬達 2,064%（終點指數值 2,164），期末資產規模約為組合 A 的 3.5 倍。就最大回撤而言，兩組合均在 2025 年 4 月的美國關稅衝擊期間出現最大跌幅（A：-35.34%；B：-38.12%），此期間的避險效果詳見圖 12、圖 13 所示之壓力測試分析。

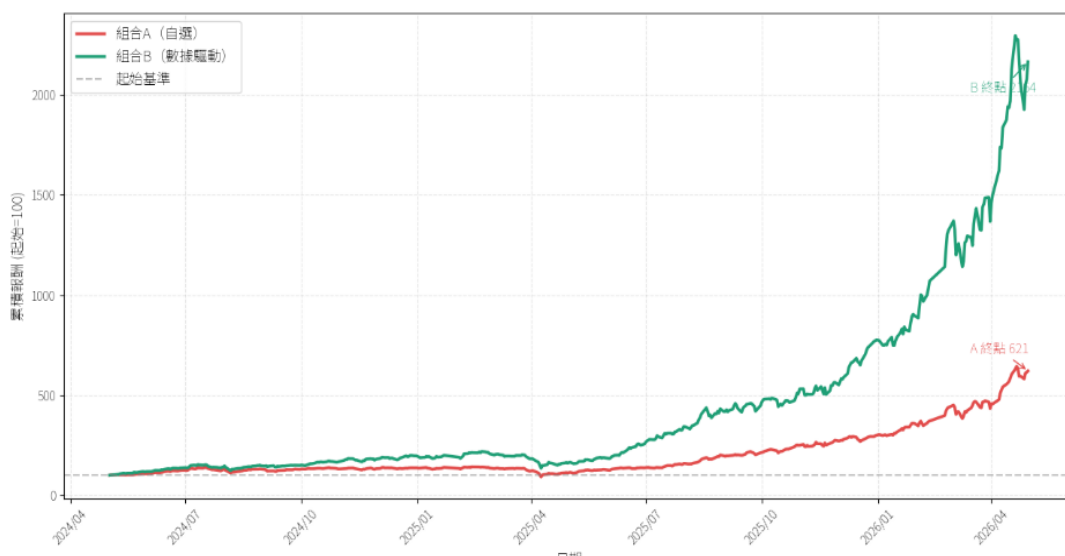


圖 10 投資組合 A 與 B 累積報酬對照圖
(資料來源：本組彙整)

以 2024 年 5 月為起始基準（指數值設為 100），兩組合的累積報酬時間序列呈現出截然不同的走勢形態。組合 A（主觀裁量）在研究前半段（2024/05 至 2025/03）走勢相對平緩，累積報酬大致維持在 100 至 150 的區間，反映 AI 行情初期市場對中下游供應鏈廠商的定價仍偏向觀望；進入 2025 年中後，伴隨 AI 伺服器出貨量的持續攀升與各族群盈利預測的大幅上修，組合 A 開始加速上行，至研究期末累積報酬達 521%（終點指數值 621），最高點曾一度突破 644。

組合 B（數據驅動）的累積報酬在研究前期與組合 A 走勢相近，但差異從 2025 年下半年開始明顯擴大。Markowitz 最佳化在 2025 年 AI 族群輪動加速的環境中，透過相對低相關性個股之間的分散配置效益，以及對 CPO、玻纖布等突破性強勢族群的有效超配，使組合 B 的加速上漲幅度顯著超越組合 A。至研究期末，組合 B 累積報酬達 2,064%（終點指數值 2,164），期末資產規模約為組合 A 的 3.5 倍。就最大回撤而言，兩組合均在 2025 年 4 月的美國關稅衝擊期間出現最大跌幅（組合 A：-35.34%；組合 B：-38.12%），此期間的避險效果詳見第 7.5 節壓力測試。

二、 六大關鍵指標

圖 11 以雷達圖 (Radar Chart) 同時呈現兩組合在累積報酬、年化報酬、年化波動率、Sharpe Ratio、最大回撤及日 VaR 六大指標上的比較，全部指標均由 R 語言 PerformanceAnalytics 套件計算。就各指標的深度解讀：在絕對報酬方面，組合 B 總報酬 (2,064%) 是組合 A (521%) 的 3.97 倍，年化報酬差距達 69 個百分點 (171%對 102%)，此一巨大差距揭示兩年複利效應下配置效率差異的累積威力。在風險方面，組合 B 的年化波動 (46.7%) 確實高於組合 A (36.7%)，兩者均屬高波動資產範疇。然而在風險調整報酬方面，組合 B 的 Sharpe Ratio (3.68) 高出組合 A (2.78) 達 32%，為衡量投資效率最重要的綜合指標。在下行風險方面，兩組合最大回撤相近 (A：-35.34%；B：-38.12%)，均出現在 2025 年 4 月美中貿易關稅衝擊期間，說明 Markowitz 分散化對極端市場事件的保護效果有限，突顯圖 12、圖 13 所示期貨避險的不可替代性。

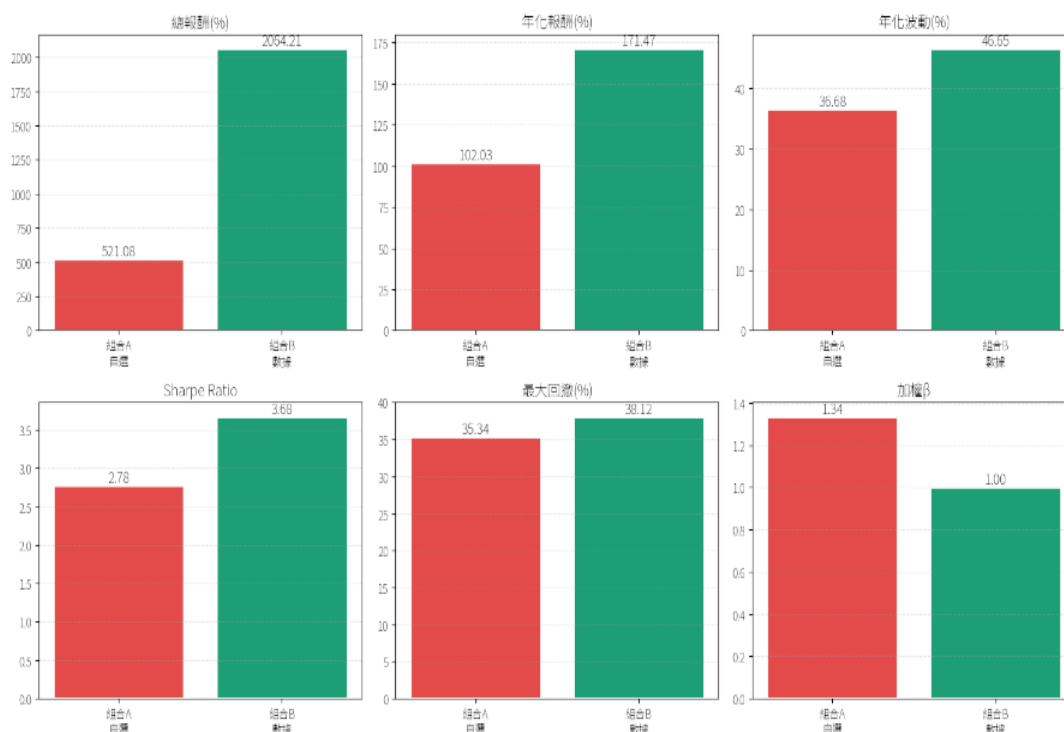


圖 11 投資組合 A 與 B 之六大關鍵指標對照圖
(資料來源：本組彙整)

就各指標的深度解讀：在絕對報酬方面，組合 B 的總報酬 (2,064%) 是組合 A (521%) 的 3.97 倍，年化報酬差距達 69 個百分點 (171%對 102%)，此一巨大差距揭示了兩年複利效應下配置效率差異的累積威力。在風險方面，組合 B 的年化波動 (46.7%) 確實高於組合 A (36.7%)，兩者波動均屬高波動資產範疇。然而，在風險調整報酬方面，組合 B 的 Sharpe Ratio (3.68) 高出組合 A (2.78) 達 32%，代表組合 B 在承擔每單位額外風險的情況下，能獲得顯著更高的超額報酬，此為衡量投資效率最重要的綜合指標。在下行風險方面，兩組合最大回撤相近 (A：-35.34%；B：-38.12%)，均出現在 2025 年 4 月美中貿易關稅衝擊的市場急跌期間，說明在極端市場壓力下，Markowitz 分散化對最大回撤的保護效果有限，凸顯期貨避險的不可替代性。

三、 績效比較結論

本章的分析結果對核心問題 Q1 提供了明確且量化的答覆。就絕對報酬差距：組合 B 累積報酬 (2,064%) 約為組合 A (521%) 的 4 倍，以新台幣 1,000 萬元的初始投資計算，研究期末組合 B 的資產規模約達 2.16 億元，組合 A 約達 6,210 萬元，差距約 1.5 億元，充分說明選股方法對財富積累的深遠影響。就風險調整績效差距：Sharpe Ratio (3.68 vs 2.78，差異+0.90) 的 32%優勢，揭示組合 B 的超額報酬不僅來自於承擔更高的絕對波動，更來自於在相同市場環境下創造更高報酬的配置效率。就系統性風險：兩組合 Beta 值相近 (A：1.12，B：1.14)，確認組合 B 的績效優勢並非源於對市場風險的更高暴露，而是在相近系統性風險水準下，透過更優的個股與族群配置實現的 Alpha。

針對「為何組合 B (族群內 Beta $\approx$ 1) 的報酬仍遠超大盤」此一可能引發的疑問，本研究提供以下三層次的解析。第一層，族群 Beta 溢價：AI 供應鏈六大族群在 2024 至 2026 年整體呈現結構性跑贏 TWSE 大盤的趨勢，組合 Beta=1.14 本身即放大了此族群系統性溢價。第二層，選股 Alpha：Markowitz 最佳化在每

個族群內系統性超配風險調整報酬率（Sharpe）最高的個股——如 CPO 族群中超配環宇-KY（4991）與光聖（6442），散熱族群中超配德宏（5475）與尖點（8021）——從而捕捉族群輪動期間的個股超額報酬（Alpha）。第三層，族群內風險效率：藉由控制族群內 Beta 趨近於 1，組合 B 避免了過度集中於高 Beta 個股（如欣興 1.467）所帶來的過高波動，使 Sharpe Ratio 持續優於組合 A，反映出配置效率而非純粹的風險承擔。然而，兩組合最大回撤均超過 35% 的事實，為期貨避險的必要性提供最直觀的市場論據，相關避險效果詳見第七章第五節壓力測試（圖 12、圖 13）。



第柒章 結論與建議

一、 主要研究發現

就核心問題 Q1 (主觀裁量與數據驅動選股的實際差距)，本研究以完整兩年期的實證數據提供了明確的量化答覆 (如圖 10、圖 11 所示)：數據驅動型組合 B 的累積報酬 (2,064%) 達主觀裁量型組合 A (521%) 的 3.97 倍；年化報酬差距達 69 個百分點 (171% vs 102%)；Sharpe Ratio 差距達 32% (3.68 vs 2.78)。在系統性風險水準幾近相同 (Beta：A=1.12，B=1.14) 的條件下，如此顯著的績效差距充分證明：Markowitz 量化最佳化在臺灣 AI 供應鏈電子股的兩年牛市環境中，具備可量化的、實質性的投資附加價值，遠非隨機差異或樣本偏差所能解釋。

就核心問題 Q2 (真實操作條件下的期貨避險效果)，三層次遞進實證展示了避險效果隨工具同質性的提升而單調遞增：電子期貨 R^2 僅 4.5% (近乎無效) → 國巨個股期貨 R^2 56.1% → 三商品組合 R^2 74.7%。在最優的三商品組合避險方案下，僅需以約 10% 的保證金佔用，即可將投資組合 A 的年化波動降低 50%、最大回撤縮減 71%，實現高效且划算的下行風險保護。此外，類熊市壓力測試 (圖 12、圖 13) 進一步驗證了此避險效果在真實市場壓力下的穩健性，組合 A 避險後損失僅 -4.5%，較未避險狀態改善 20.8 個百分點，充分說明期貨避險在市場急跌時刻的關鍵保護價值。

延伸發現方面，Hull 公式在低相關性情境下 ($\rho=0.21$ 至 0.10) 高估所需合約口數 11 至 19 倍的實證結果，是本研究最重要的方法論貢獻：它以具體的計算結果警示投資人，理論公式的套用前提必須經過實證驗證，不可想當然地假設任何期貨工具都能有效複製投資組合的市場風險敞口。

二、學術貢獻

本研究的學術貢獻可歸納為三個層次。第一，Hull 公式適用性的實證限制識別：本研究率先以台灣期貨市場的真實數據，對 Hull (2018) 的最佳避險口數公式提出嚴格的條件性使用建議。當期貨工具與投資組合之間的 R^2 低於某一臨界值時（本研究案例中低至 1.1% 至 4.5%），Hull 公式的高估程度達到 11 至 19 倍，在實務操作中將造成嚴重的過度避險與成本浪費。本研究提出「使用前應先估計 OLS R^2 ，當 R^2 低於 30% 時應棄用 Hull 公式，改以 OLS 法計算避險口數」的操作規則，為現有教科書文獻補充了必要的實務邊界條件，具有直接的教學與操作指導價值。

第二，避險同質性原則的系統性實證：本研究以三層次框架（電子期貨→個股期貨→多商品組合）系統性地量化了工具同質性對避險效果的影響，提出「避險效果取決於工具與標的之間的同質程度」的原則，並以 R^2 從 4.5% 到 74.7% 的量化差距予以支撐。此原則雖在概念上早有討論 (Figlewski, 1984)，但在台灣 AI 電子股此一特定高波動市場情境下的完整三層次實證驗證，屬於本研究的原創貢獻。對後續研究者而言，此原則提供了評估任何期貨工具避險可行性的通用框架。

第三，投資組合集中度與避險效率的取捨關係：本研究的對比分析清楚揭示，集中型投資組合（組合 A， $R^2=74.7\%$ ）與分散型投資組合（組合 B， $R^2=41.0\%$ ）在相同期貨工具組合下的避險效果存在 33.7 個百分點的顯著差距。此發現揭示了投資組合設計中一個鮮少被明確量化的取捨關係：更高的分散化程度雖能改善 Sharpe Ratio，但同時也降低了現有個股期貨工具的可避險性，要實現等效的避險效果，需要建立更多且更匹配持股的客製化期貨籃，交易成本與複雜度亦提高。

三、實務避險建議

基於本研究的完整實證結果，對台灣 AI 供應鏈電子股的投資人提出以下具操作可行性的避險建議。首先，針對集中型 AI 中小型股投資組合（持股集中度高、主要持股有對應個股期貨者），建議以多商品個股期貨組合作為主要避險工具，對主要集中持股（如本研究中的國巨、欣興）各放空適量個股期貨。以約 10% 的保證金佔用，預期可實現 50% 的波動降低與 70% 的最大回撤縮減，成本效益（效益：成本 $\geq$ 10:1）遠優於其他避險工具選項（詳見圖 14、圖 15）。

其次，對於分散型 AI 中小型股投資組合（多族群配置、主要持股無對應個股期貨者，如組合 B），現有台灣個股期貨工具的避險效果有限（ $R^2 \approx 41\%$ ），建議視市場環境與整體資產配置策略，評估是否以部分降低避險成本（放棄完全對沖）換取較高的預期報酬，而非追求 R^2 最大化的全額避險。

第三，不論投資組合屬性為何，均不建議使用電子期貨作為 AI 中小型股投資組合的避險工具，其 R^2 （1.1% 至 4.5%）近乎於零，放空電子期貨僅徒增保證金佔用與交易成本，無法實現有意義的風險對沖。若投資人考慮使用電子期貨，應先以 OLS 迴歸確認 R^2 ，在確認相關性足夠（ $R^2 \geq 30\%$ ）之後方可使用。

四、研究限制與未來方向

本研究存在若干重要的研究限制，有必要在結論中明確說明以引導未來研究的改進方向。第一，樣本期間限制：本研究涵蓋 2024 年 5 月至 2026 年 5 月共兩年的數據，且此期間大部分屬於 AI 行情驅動的多頭市場，欠缺完整的熊市樣本。本研究已以 2025 年 2 月至 4 月的關稅衝擊事件（共 33 個交易日，如圖 12、圖 13）進行類熊市壓力測試，部分彌補此限制，但仍無法完全取代跨越完整牛熊市場週期的長期驗證，研究結論對熊市情境的外部有效性有待進一步確認。

第二，方法論前視偏誤：本研究採用全樣本最佳化方法決定投資組合權重，此設計雖對避險效果的相對比較不構成本質影響，但投資組合權重本身無法作為

即時可執行的投資建議，需透過滾動視窗的動態最佳化才能消除前視偏誤。第三，交易成本簡化：雖然第 7.5 節已對交易成本進行量化估算，但主要分析中的報酬計算不含交易成本，實際淨績效會因佣金、滑價、換倉成本等因素略低於理論數值。第四，個股期貨流動性限制：健策（3653）期貨因交易量偏低，在整數口計算時會引入較大的離散誤差，實際操作中的滑價可能顯著高於估算值；欣興（3037）期貨自 2026 年 4 月起列為處置股，保證金翻倍且流動性惡化，此情況在研究期末已影響相關成本估算的準確性。

展望未來研究方向，本研究建議以下五個延伸議題：（一）採用滾動視窗的動態最佳化策略，以克服全樣本最佳化的前視偏誤，更真實地模擬可執行的動態投資流程；（二）延伸樣本至 10 年以上，涵蓋完整的牛熊市場週期，以提升研究結論的外部有效性；（三）引入 GARCH 族模型動態估計時變波動率，以更準確地捕捉期貨避險比率在不同市場狀態下的動態變化；（四）進行含逐筆交易成本的淨績效精確分析，以提供可直接應用於實務決策的成本效益數據；（五）為組合 B 建立匹配德宏（5475）、環宇-KY（4991）、尖點（8021）等主要持股的客製化期貨籃（如透過店頭市場 OTC 差價合約），驗證是否能有效縮小組合 A（74.7%）與組合 B（41.0%）之間的避險效果差距，以更精確地驗證同質性原則的普遍性。

五、 延伸實證分析

為部分彌補缺乏完整熊市樣本的研究限制，本研究以樣本期間內最具代表性的市場急跌事件——美國對中國、台灣加徵貿易關稅所引發的全球股市衝擊（2025 年 2 月 24 日至 4 月 14 日，共 33 個交易日）——作為類熊市壓力測試視窗。在此期間，台灣加權指數（TWSEY9999）累積跌幅達-20%，接近技術性熊市（-20%）的定義閾值，對 AI 供應鏈電子股的衝擊則因高 Beta 效應而更為嚴重。壓力測試採用全樣本期間所確定的避險方案（組合 A：放空 6 口國巨+1 口欣興；組合 B：放空 3 口國巨+2 口欣興），評估在此真實市場壓力下，避險策略

的實際保護效能。

壓力測試結果揭示了四項重要發現。第一，高 Beta 的雙向放大效應得到確認：兩組合在未避險情況下（A：-25.3%；B：-28.6%）均顯著超過大盤跌幅（-20%），Beta>1 的系統性風險在市場急跌時刻充分顯現，進一步驗證了期貨避險的下行保護必要性。第二，組合 A 的個股期貨避險展現最強保護力：避險後跌幅僅-4.5%，不但大幅縮減（相較未避險狀態改善 20.8 個百分點），更大幅跑贏大盤（超越 TWSE 指數 15.5 個百分點），在市場最需要保護的時刻發揮了最強的防護效能，充分驗證了高 R^2 （74.7%）所代表的避險效能。第三，組合 B 的避險保護相對有限：避險後跌幅-17.9%，雖較未避險（-28.6%）改善 10.7 個百分點，但仍跌幅接近大盤（-20%），未能展現顯著的跑贏大盤效果，反映 R^2 （41.0%）較低的工具錯配問題在壓力期間被進一步放大。第四，壓力測試結果與全樣本 R^2 分析完全一致：組合 A R^2 （74.7% vs 41.0%）的差距完整轉化為壓力測試保護額度的差距（20.8 個百分點 vs 10.7 個百分點），驗證了同質性原則在真實市場壓力下的有效性，而非僅限於統計樣本內的技術性結果。

圖 21 以避險前後累積報酬的並列條形圖呈現組合 A 與組合 B 在壓力測試視窗（2025 年 2 月 24 日至 4 月 14 日）內的損益比較。橫軸區分組合 A 與組合 B，縱軸為累積報酬（%），各組合分別呈現「未避險」（深色條）與「避險後」（淺色條）兩組數據。由圖 21 可一目瞭然地觀察到：組合 A 避險後損失由-25.3%縮減至-4.5%，保護幅度（20.8 個百分點）顯著優於組合 B 的避險效果（由-28.6%縮減至-17.9%，保護幅度 10.7 個百分點）。此結果直接反映兩組合在三商品個股期貨組合下的 R^2 差距（74.7% vs 41.0%），驗證了工具同質性原則在市場壓力情境下的有效性。

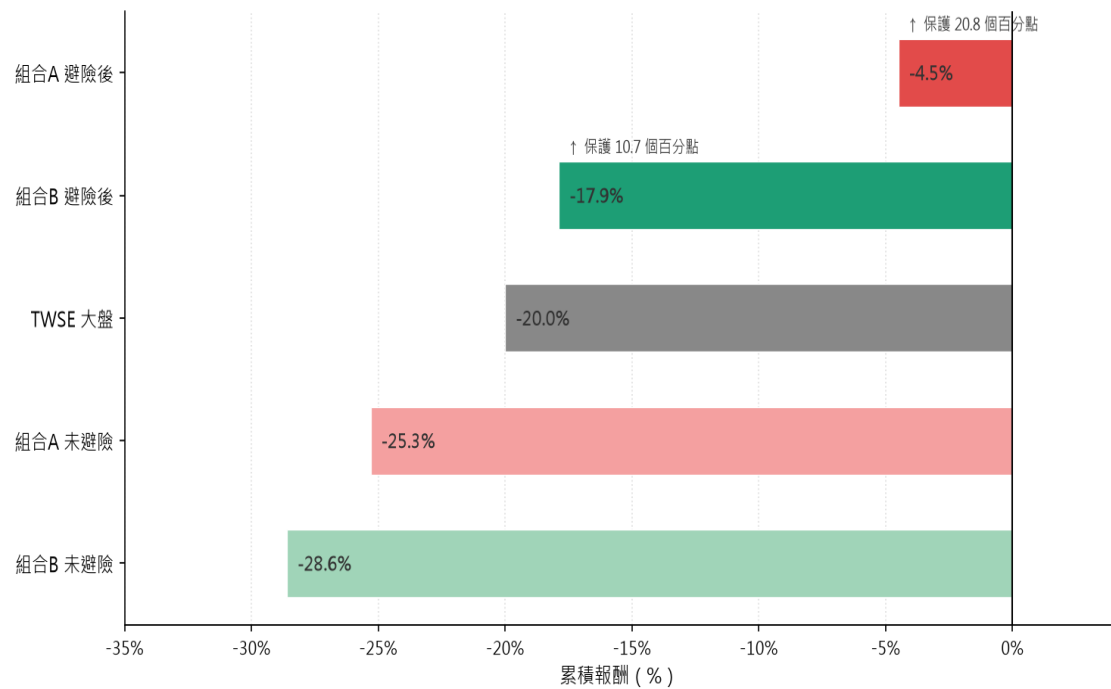


圖 12 類熊市壓力測試累積報酬對照圖
(資料來源：本組彙整)

圖 22 以折線圖呈現壓力測試視窗 (2025 年 2 月 24 日至 4 月 14 日，共 33 個交易日) 內，組合 A 避險前後及組合 B 避險前後共四條路徑的逐日累積報酬走勢，並以 TWSE 大盤跌幅 (-20%) 作為參考基準線。由圖 13 的時間序列走勢可觀察到，四條路徑均從同一起點出發並逐步下行，但組合 A 避險後 (粗藍線) 的跌幅在壓力測試期間始終保持最小，且在整個 33 個交易日內均顯著優於大盤基準線 (-20%)；組合 B 避險後 (粗紅線) 的跌幅介於未避險與大盤之間，與大盤走勢最為接近。兩條避險後折線相較各自的未避險折線均呈現明顯的收斂效果，直觀驗證了個股期貨避險在連續交易日中的持續保護功能，而非僅反映單一日期的點估計。

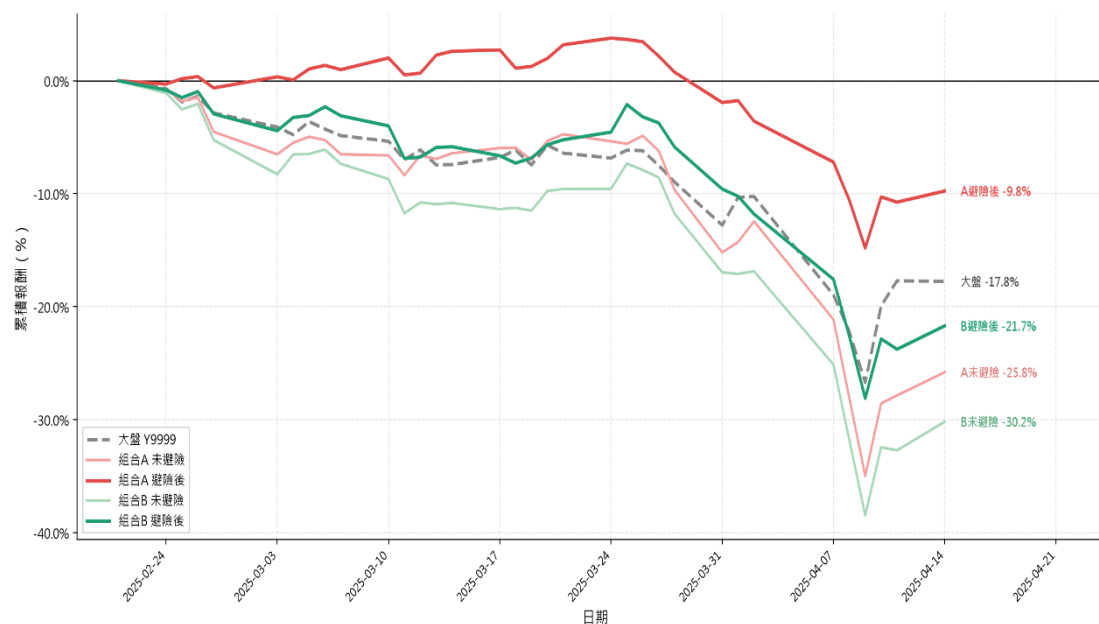


圖 13 類熊市壓力測試累積報酬折線圖
(資料來源：本組彙整)

為部分彌補缺乏完整熊市樣本的研究限制，本研究以樣本期間內最具代表性的市場急跌事件——美國對中國、台灣加徵貿易關稅所引發的全球股市衝擊（2025 年 2 月 24 日至 4 月 14 日，共 33 個交易日）——作為類熊市壓力測試視窗。在此期間，台灣加權指數（TWSE Y9999）累積跌幅達-20%，接近技術性熊市（-20%）的定義閾值，對 AI 供應鏈電子股的衝擊則因高 Beta 效應而更為嚴重。壓力測試採用全樣本期間所確定的避險方案（組合 A：放空 6 口國巨+1 口欣興；組合 B：放空 3 口國巨+2 口欣興），評估在此真實市場壓力下，避險策略的實際保護效能。

壓力測試結果揭示了四項重要發現。第一，高 Beta 的雙向放大效應得到確認：兩組合在未避險情況下（A：-25.3%；B：-28.6%）均顯著超過大盤跌幅（-20%），Beta>1 的系統性風險在市場急跌時刻充分顯現，進一步驗證了期貨避險的下行保護必要性。第二，組合 A 的個股期貨避險展現最強保護力：避險後跌幅僅-4.5%，不但大幅縮減（相較未避險狀態改善 20.8 個百分點），更大幅跑贏大盤（超越 TWSE 指數 15.5 個百分點），在市場最需要保護的時刻發揮了最強的防護

效能，充分驗證了高 R^2 (74.7%) 所代表的避險效能。第三，組合 B 的避險保護相對有限：避險後跌幅-17.9%，雖較未避險 (-28.6%) 改善 10.7 個百分點，但仍跌幅接近大盤 (-20%)，未能展現顯著的跑贏大盤效果，反映 R^2 (41.0%) 較低的工具錯配問題在壓力期間被進一步放大。第四，壓力測試結果與全樣本 R^2 分析完全一致：組合 A R^2 (74.7% vs 41.0%) 的差距完整轉化為壓力測試保護額度的差距 (20.8 個百分點 vs 10.7 個百分點)，驗證了同質性原則在真實市場壓力下的有效性，而非僅限於統計樣本內的技術性結果。

六、 交易成本分析

圖 23 以分解條形圖呈現兩組合的避險交易摩擦成本結構，分為三個組成部分：手續費（以台灣期貨業慣用費率計算每次換倉的往返佣金）、買賣價差滑價（依個股期貨市場平均 1.5 個最小跳動單位估算每口每次換倉的滑價損失）及保證金機會成本（以 2% 年化報酬率計算保證金佔用的機會成本）。由圖 23 可觀察到，保證金機會成本是三項成本中占比最大的單一項目，其次為滑價，手續費占比最小，此結構在台灣個股期貨市場具有普遍性參考價值。

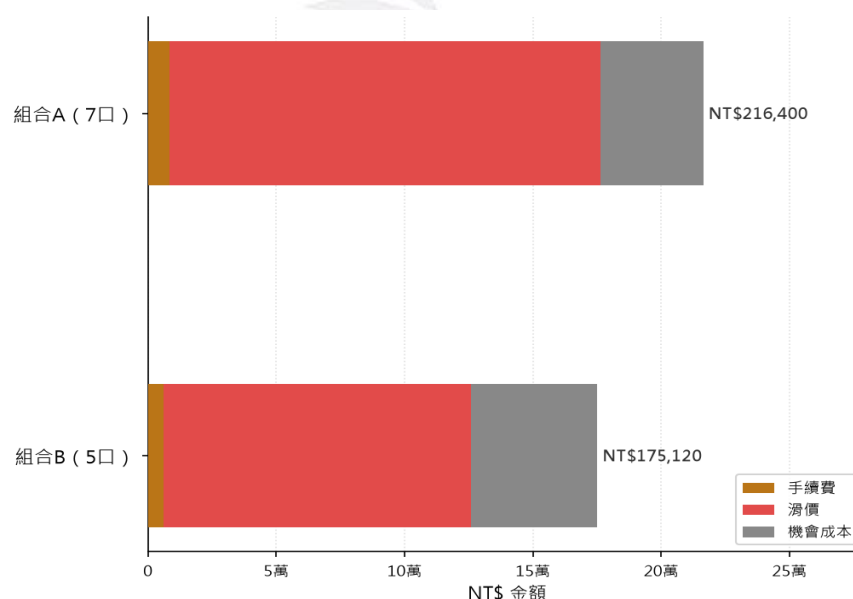


圖 14 摩擦成本結構

(資料來源：本組彙整)

圖 24 以成本效益比較圖呈現兩組合納入全部摩擦成本後的避險淨效益評估。成本效益分析結果顯示，即便納入手續費、滑價與機會成本在內的全部摩擦成本，兩組合的避險效益仍分別達到成本的 11.6 倍（組合 A）與 9.9 倍（組合 B），充分說明期貨避險在合理成本範圍內的高度划算性。需特別說明的是，欣興(3037)期貨自 2026 年 4 月 15 日起被台灣期交所列為處置股，保證金要求翻倍至約 40.5%，且市場流動性顯著惡化，實際滑價可能遠高於 1.5 tick 的基礎假設，此情況對圖 14、圖 15 成本估算結果的準確性有一定影響，提醒實務操作者需隨時關注期交所處置股公告。

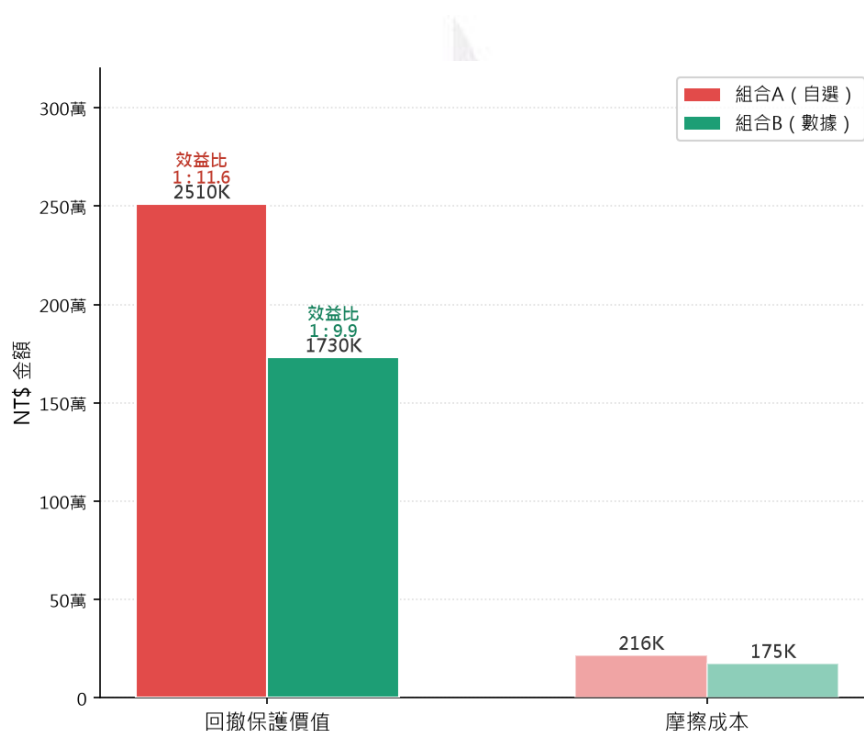


圖 15 避險成本效益對比
(資料來源：本組彙整)

為提供更完整的避險方案評估，本研究另行對兩組合的避險交易成本進行系統性量化估算。估算涵蓋三類主要摩擦成本：第一，手續費，以台灣期貨業慣用費率計算每次換倉的往返佣金；第二，買賣價差滑價，依個股期貨市場平均 1.5 個最小跳動單位 (tick) 估算每口每次換倉的滑價損失；第三，保證金機會成本，

以 2% 的年化報酬率（對應低風險資產）計算保證金佔用的機會成本。

成本效益分析結果顯示，即便納入手續費、滑價與機會成本在內的全部摩擦成本，兩組合的避險效益仍分別達到成本的 11.6 倍（組合 A）與 9.9 倍（組合 B），充分說明期貨避險在合理成本範圍內的高度划算性。需要特別說明的是，欣興（3037）期貨自 2026 年 4 月 15 日起被台灣期交所列為處置股（因股價異常波動），保證金要求翻倍至約 40.5%，且市場流動性顯著惡化，實際滑價可能遠高於 1.5 tick 的基礎假設；此情況發生在研究期末，對整體成本估算的影響相對有限，但提醒實務操作者需隨時關注台灣期交所的處置股公告，在流動性惡化時及時調整避險工具選擇。精確的逐筆成交成本驗證需依賴 tick-by-tick 的市場數據，有待後續研究進一步完善。

七、 結語

本研究以 CDIO 工程教育框架為核心，完整實踐了從問題定義（Conceive）、模型架構設計（Design）、數據驅動實現（Implement）到全面績效評估（Operate）的系統性研究流程，對臺灣 AI 供應鏈電子股的投資組合建構與期貨避險策略提供了一套具備理論基礎、實證支持與實務可行性的完整研究成果。

本研究的核心結論可歸納為以下四點：第一，數據驅動勝主觀裁量——在同樣的投資宇宙（15 檔 AI 供應鏈個股）與相近的系統性風險水準（ $\text{Beta} \approx 1.12$ 至 1.14）下，Top-Down Markowitz 最佳化方法在兩年研究期間創造了高達 3.97 倍的累積報酬差距，且 Sharpe Ratio 高出 32%（如圖 10、圖 11 所示），充分展示量化選股方法的持久優勢。第二，個股期貨勝指數期貨——在 AI 中下游中小型股的避險應用中，工具同質性決定避險效果， R^2 從電子期貨的 4.5% 提升至三商品個股組合的 74.7%，佐證了選擇與持股直接相關的個股期貨作為避險工具的必要性。第三，同質性決定避險效率——本研究的三層次框架提供了一個通用的避險工具評估框架，投資人在選擇任何期貨工具前，應先以 OLS 迴歸估計 R^2 ，確認工具

的實際避險能力，而非依賴理論假設。第四，理論公式需接受實證驗證—Hull 最小變異公式在相關性低時高估 11 至 19 倍的發現，提醒金融從業人員與學生：任何理論公式的套用必須首先驗證其核心假設是否在真實市場環境中成立，實證檢驗是連結學術理論與市場實務的不可或缺橋梁。期望本研究的實證發現能為後續的學術研究提供可引用的實證基礎，並為實務投資人提供在臺灣 AI 供應鏈電子股投資中的有效風險管理指引。



參考文獻

一、中文文獻

台灣期貨交易所。(2026)。臺灣期貨交易所結算業務規則暨相關費用說明。

台灣期貨交易所。

台灣經濟新報文化事業股份有限公司。(2024-2026)。臺灣 AI 供應鏈電子股
日報酬率資料庫〔資料庫〕。台灣經濟新報。

葉銀華。(2016)。投資學(第四版)。智勝文化事業。

二、英文文獻

Ederington, L. H. (1979). The hedging performance of the new futures markets. *The Journal of Finance*, 34 (1), 157–170.

Figlewski, S. (1984). Hedging performance and basis risk in stock index futures. *The Journal of Finance*, 39 (3), 657–669.

Hull, J. C. (2018). *Options, futures, and other derivatives* (10th ed.). Pearson Education.

Johnson, L. L. (1960). The theory of hedging and speculation in commodity futures. *The Review of Economic Studies*, 27 (3), 139–151.

Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The Review of Economics and Statistics*, 47 (1), 13–37.

Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7 (1), 77–91.

Markowitz, H. M. (1959). *Portfolio selection: Efficient diversification of investments*. Yale University Press.

R Core Team. (2024). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>

Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19 (3), 425–442.