

台股股價方向可預測性之研究：以 AI 相關概念股為例

A study on the predictability of Taiwan stock price direction: Take AI-related concept stocks as an example

連春紅¹

私立崑山科技大學 房地產開發與管理系 教授

chlien@mail.ksu.edu.tw

李政峯²

國立高雄科技大學 企業管理系 特聘教授

jflee@nkust.edu.tw

林彥宏³

國立高雄科技大學 企業管理系碩士在職專班 研究生

j110257117@nkust.edu.tw

摘要

隨著人工智能（AI）技術的快速發展，探索 AI 相關概念股的股價方向可預測性成為一個重要研究領域。本研究利用 Probit 模型，結合技術指標和總體經濟因素，分析了 2010 年至 2023 年間台灣 AI 相關概念股的數據及自組的企業股價加權指數，以評估股價變動的預測能力。研究結果顯示，在不同的預測區間（forecast horizons）中，某些變數對股價方向具有顯著預測效果。技術指標如移動平均線和相對強弱指數（RSI）在短期預測中表現突出，而總體經濟指標如 GDP 和 CPI 在長期預測中更具影響力。此外，研究發現短期內技術指標的預測能力超過總體經濟因素，而在長期預測中則相反。本研究自行編製的 AI 股票指數透過分析證實了在不同時間範圍內，技術和經濟因素的預測重要性。投資者可以根據這些發現調整其投資策略，尤其是在面對市場波動時利用技術指標進行短期交易，並依據總體經濟趨勢進行長期投資決策。

關鍵詞：股價預測、AI 概念股、Probit 模型、技術指標、總體經濟因素、往前預測區間

Keyword: Stock Price Prediction, AI Concept Stocks, Probit Model, Technical Indicators, Macroeconomic Factors

1. 緒論

1.1 研究背景與動機

在台灣，股票市場是一個重要的金融市場，而預測股價方向是其中一項重要的活動，吸引了廣泛的關注和研究，對投資者來說，預測股價方向是做出投資決策的基本步驟之一。了解股價可能會上漲或是下跌，有助於選擇適當的投資策略，例如買入（多頭）或賣出（空頭）股票。然而，預測股價方向一直以來都是一項具有挑戰性的任務，金融市場受到多種因素的影響，包括總體經濟、國際局勢、政治事件和公司業績等，這使得股價變動充滿複雜性和不確定性。

對於散戶投資者來說，了解股價可能的趨勢（漲勢或跌勢）對於制定投資策略至關重要，投資者希望在市場變動中能夠即時做出決策，以實現投資回報；而對於公司而言，經營者需要了解股價可能的波動性，以制定風險管理策略。預測股價方向有助於減少潛在的損失風險，上市公司的管理層需要關注其公司股票的表現，以制定有利於公司經營的決策。股價預測可提供訊息，協助制定這些決策。

需要注意的是，金融市場的複雜性和不確定性使得股價預測變得極具挑戰性。因此，投資者應該謹慎處理，除了依賴於預測，還應該考慮風險管理和多元化投資策略。近年來 AI 的深度學習的興起則明顯地影響人們的生活和工作方式，人工智慧（Artificial Intelligence，簡稱 AI）是一個涉及利用機器和計算機系統來模擬人類智慧和學習能力的廣泛領域。AI 的目標是讓機器能夠執行像人類一樣的智力任務，包括學習、推理、問題解決、語言理解、視覺感知和決策制定等。

目前 AI 已經廣泛應用於金融市場，包括股票交易、資產配置和風險管理。研究 AI 類股股價方向的可預測性有助於改進投資策略、提高投資回報、降低風險。近年 AI 產業發展迅速，不斷湧現新技術、新公司和新產品，預測 AI 產業生態系統的變化對投資者、企業和政策制定者都具有重要價值，AI 類股票通常會受到市場消息、技術突破和監管變化等因素的影響。研究 AI 股票的股價預測性有助於了解上述因素如何影響市場波動，並協助投資者與政策制定者了解 AI 產業是否存在泡沫化，以及該泡沫化是否會導致產業崩潰。

以往預測股市的方式，多以預測股價價值或漲跌方向為主，謝素真(2011)認為股票是金融市場中廣為個別投資人及法人機構所偏好的投資工具，因此如何提高對於股價變動走勢預測的準確率，是許多投資人所關切的焦點，也是眾多學術論文的核心。關於股票分析，其中技術分析及基本面分析是廣為機構投資者所採用的二種分析方法。技術分析是依據股價變動所計算出的相關指標；基本面分析則是分析公司所屬產業及公司的財務報表。

綜合以上，筆者認為預測股價漲跌方向相對於預測股價價值的優勢在於更具實際應用性和操作性，這是因為股價的漲跌方向預測通常更為直觀和容易執行，並且有以下原因支持這一觀點：

1.1.1 簡單性和實用性：預測股價的漲跌方向只需要判斷股票價格是上漲或是下跌，此方法相較於其他方面的預測相對簡單明瞭，且股價預測對於投資者和交易者而言更具實際應用性，因為實際上在制定具體的買入或賣出決策時也常利用股價預測做為參考。

1.1.2 時間範圍較短：預測股價價值通常需要長期投資的考量，而預測價格漲跌方向則可以應用於短期和中期交易，使交易者能夠更迅速地參與市場。

1.1.3 市場情感和動量因素：在股市中，除了基於公司的財務狀況和經營業績進行基本面分析外，投資者和分析師還應考慮市場情緒和動量這兩個因素，因為它們能顯著影響股價的短期波動。市場情緒通常反映了投資者的感情和行為，這可能會導致股價暫時脫離其基本價值。例如，當大部分投資者對某隻股票持樂觀態度時，可能會因購買壓力推高股價，即便公司的基本面並未有實質性改善。相反，如果市場普遍悲觀，股價可能會下跌，哪怕公司的基本面依舊穩健。

動量則指股價的趨勢性變化，它可以為股票未來的價格走向提供線索。若股價持續上漲，表明存在強烈的買入動力；反之，若股價持續下跌，則顯示出賣出動力。動量分析幫助交易者識別和利用這些趨勢，從而在短期或中期內做出更快速的交易決策。

因此，在預測股價的方向時，市場情緒和動量是不可忽視的因素，它們幫助捕捉價格的短期波動，並通常用於制定短期或中期的交易策略。

技術分析的應用：技術分析是一種利用過去價格和交易量數據來預測價格走勢的方法。這種方法通常著眼於價格圖表 and 技術指標，可以提供有關價格漲跌方向的訊息，並且在短期交易中被廣泛使用。

風險管理：預測價格走勢的主要目的之一即是進行風險管理。投資者和交易者可以使用這些預測來設置止損和止盈的水平，以確保風險受到控制。這種方法更容易實現，因為它不需要對公司基本價值做詳細分析。

故研究 AI 類股票的股價方向可預測性不僅可以對投資者、企業家和政策制定者提供寶貴的訊息，還有助於深入了解 AI 技術和產業的發展趨勢。期許未來的相關學者或投資者能夠透過本次研究結果提高對金融市場中 AI 相關股票的理解，並協助制定更有效的投資策略。

1.2 研究目的

基於研究台股中 AI 相關概念股的股價預測性有助於投資者、分析師和政策制定者更好地理解 AI 產業的動態和潛在價值。此研究有助於做出明智的投資和政策決策，同時也有助於更好地理解 AI 技術在金融市場中的應用和影響。根據前述研究背景和動機，預測股價的方向不僅可幫助企業制定公司策略，也可使一般投資者選擇何時可以賣出買入 AI 類股更好的判斷指標。

因此筆者建立下列研究目的：

1.2.1 研究對象的選擇：本研究以台股中較具代表性之 AI 相關概念股如(以晶片製造-台積電 (2330)、電源供應器-光寶科 (2301)、伺服器品牌-技嘉 (2376)、伺服器代工-緯創 (3231)、晶片設計-世芯-KY (3661) 等為研究對象，觀察其股價指數、每股盈餘(EPS)、營收對股價報酬率的影響。

1.2.2 本研究使用 Probit 模型預測股價漲跌方向，在此方法中，反應變量是二元的，通常表示股價的上漲(設為 1)或下跌(設為 0)。主要的理念是，給定一系列解釋變數，Probit 模型估計股價上漲的概率。常見的解釋變數包括技術指標(如移動平均線、RSI)、基本面數據(如 EPS、市盈率)或總體經濟因素。

1.2.3 提出實證分析的建議：最後，根據實證分析結果，提出相關建議，以提供給投資者有關何時買賣 AI 相關概念股的參考。這亦可為政策制定者提供有關支持 AI 產業發展的政策方向。

1.3 研究流程

本論文的研究流程如下：



圖 1-1 研究流程圖

2. 文獻探討

2.1 股價預測方向相關文獻

台灣股市中，通常使用基本面、技術面和籌碼面三種主要方法來分析股票。基本面分析著重於公司的財務狀況和行業環境，以評估個股的價值。技術面分析則使用股價和交易量等技術指標，預測股價未來走勢。籌碼面分析考慮大股東和法人的持股情況，以綜合市場買賣力量判斷股票趨勢。每種方法都有其優點和缺點，因此綜合運用這些方法，根據市場情況和時間段，可以提供更全面的股票分析。不同的方法在不同情境下可能更有效，因此選擇適當的方法和進行合理判斷至關重要。

2.1.1 基本分析：

德國股神-科斯托蘭尼曾經說過：「狗與主人」的故事，意思是指：股市和經濟的關係就像狗與主人，主人走路時狗會在身邊跑來跑去，狗有的時候會跑得比較遠(股價偏離基本面)，但狗遲早會回到主人的身邊(股價回歸基本面)。基本分析，就是了解股票的「基本面」，即了解公司的盈虧、現金流、資產負債、利潤幅度、回報率等企業財務數據。另外，還要對總體、微觀經濟、相關行業前景、有關公司在行業的地位、領先之處、公司營商地區的法規和市場特性、利率和外匯走勢有一定認知。在股價方面，要把當前股價與其他類似行業的股票比較，再去研究當地同類型企業的市盈率 (PE) 等資料，分析股票的股價是否被低估或高估。基本分析的宗旨是，透過比較同類企業的現價以及預計的將來業績增長，去決定股票定價有否被低估或高估，如果低估即抵買，若已買入，股價被高估時就是時候賣出。一般來說，基本分析的投資回報期通常較長，著名「買入持有」(buy-and-hold) 策略的股神巴菲特

(Warren Buffett) 就是以基本分析去決定買賣與否的投資者。

2.1.2 技術分析：

技術面是投資大眾最為普遍去做分析的一個面向，技術分析源起於道氏理論以及波浪理論的發展，之後的葛蘭碧八大法則建構出移動平均線法則，技術分析總類繁多有價的指標、有量的指標也有利用形態上的分析，技術分析的一大優勢在於當價格出現變化時可以即時地發出買進或出的訊，優於其他面向的分析方法；股票市場和金融商品投資，以及金融科技的崛起，尤其是自動化投資顧問服務（理財機器人）。研究的主要目標是開發一套技術分析投資策略，以尋求超額報酬，並評估不同的技術指標和策略的效用。黃上麒(2023) 研究使用了隨機漫步指標、相對強弱指標和布林通道來分析個股，研究結果顯示，在考慮交易成本的情況下，技術分析指標投資策略在某些情況下可以實現正報酬，而布林通道指標表現最佳。然而，研究也強調了技術分析的局限性，特別是在高波動性市場中的挑戰，並提出了使用 Beta 值選擇前十大股票的投資策略，其績效相對較好。Herlinda, Fitri. Febriyanti. (2020) 研究使用三種流行的技術指標，包括移動平均線(MA)、指數平滑異同移動平均線(MACD)與隨機指標(KD)，檢驗 2000 年 1 月至 2019 年 12 月期間，八個國家的股票指數和八家大資本公司的報酬率績效。結論指出應用 KD 指標能夠以相對較低的風險提供較佳的報酬率並且優於 MA 和 MACD 指標。

2.1.3 籌碼分析：

籌碼分析(Chip analysis)是時間與量或籌碼的關係(吳聲昌，2006)，從股票市場的參與者，對於系統(市場)風險和非系統(市場)風險的反應，觀察其股票市場的變化，並在籌碼結構中分析投資人(投資機構)對資金配置、風險管理、投資標的偏好和接受的程度，從這些歷史交易的資訊來預測未來股價的走勢。籌碼分析包含買賣交易量、成交金額、現股融資融券的變化、三大法人買賣超、董監持股、大股東和三大法人資金的分配、股價表現、主力進出關係等，依其相關性分類做股市分析，林佳興(2018)。在股票市場中「籌碼分析」主要就是觀察市場上籌碼的分布及流向，用來研判籌碼是趨向集中少數人還是分散在多數投資人上，透過了解大資金(法人、主力、大戶)動向，來判斷股價未來可能漲跌的方向。因為投資市場上的法人與主力及大戶資金部位高，能夠影響股價的波動性相當大，因此許多投資人會透過籌碼分析來追蹤大戶的籌碼動向，來提高自己投資獲利的機會

2.2 總體經濟因素

總體經濟因素包括國內生產毛額、物價指數、國際原油價格、匯率、利率等多個重要變數。這些因素對股市表現有著深遠的影響。一般而言，當經濟處於繁榮時，公司的收入和盈利通常會增長，這可能導致股價上升；相反，當經濟處於衰退時，股價可能下跌。Branson (1969) 在研究美元、英鎊、加幣等匯率走勢時，觀察了 1962 年至 1964 年的資料。他的實證結果發現，當投資者進行套匯行為時，他們需要支付一定的交易成本。因此，他認為單純的利率平價假說無法充分解釋匯率報價的波動現象。Trivoli(1991)的研究發現股價與經濟成長之間存在正向關係，不同時期的經濟變數對此關係的解釋也有所不同。

Mukherjee 和 Naka (1995) 使用向量誤差修正模型 (VECM) 來研究日本的匯率與股市、政府債券利率、拆款利率、物價、貨幣供應和工業生產等六個總體經濟變數之間的長期均衡關係。研究結果顯示，當匯率上升（即日元兌美元貶值）時，出口貿易受益，同時匯率與股市呈正相關關係。

邱玉玲 (1997) 研究了 1995 年至 1997 年間新台幣兌美元匯率，並發現在長期內，某些總體經濟因素對實質匯率有顯著影響。具體而言，資本流動度、貿易條件和實質匯率呈現正相關；而政府總支出、經常帳支出和經濟開放度則與實質匯率呈現負相關。然而，從匯率誤差修正模型中發現，誤差修正項對實質匯率的影響並不顯著，即短期內偏離均衡後，往長期均衡修正的現象並不明顯。

尤其在利率方面，Bulmash 和張航濤(2015)發現利率、匯率、GDP 與股價之間存在長期均衡關係。當利率處於低水平時，投資者通常會尋求高回報的高風險資產，這可能吸引更多資金流入股市，有利於股價上漲。然而，當利率上升時，投資者可能轉向更高利率的投資，這通常會導致股市需求下降，股價下跌。利率對經濟的影響是直觀的，升息可能減少企業的投資意願，因為企業通常需要借貸來進行設備和廠房的投資。當聯邦儲備系統升息時，企業的融資成本上升，這可能使企業對投資感到猶豫。如果加上經濟前景不明朗，這種情況可能會更加嚴重。銀行也可能收緊放貸標準，進一步降低企業的投資。當國內投資減少時，經濟增長可能放緩，甚至可能導致經濟衰退。

管中閔等 (2014) 針對金融情勢指數 (Financial Conditions Index) 金融變數作為指標，實證得出建構金融形勢指數具領先大多實質層面的總體經濟變數的特性對未來經濟預測會有所助益。

王瑪如和蘇友成 (1998) 分別採用因果關係定法(Nested Causality Test)與向量自我回歸 (VAR) 方法來研究台灣股市與總體經濟變數之間的因果關係。Nested 方法的實證研究發現，台灣股票報酬和台灣利率之間存在雙向回饋關係；而 VAR 方法則顯示，台灣利率對台灣股價報酬產生單向影響。

林威凱 (2009) 研究了從 1997 年 7 月 1 日到 2000 年 3 月期間的總體經濟變數、中國和美國股市與台灣股市之間的關係，發現台灣利率對台灣股市具有領先因果關係。鍾耀寬 (2018) 研究了從 1951 年 1 月至 2018 年 3 月期間台灣電子股指與總體經濟的關係，使用了 Granger 因果檢定，發現台灣金融業拆款利率領先台灣電子類股指數。

匯率的波動會對股價表現產生影響。匯率的波動通常受到兩國之間相對利率的影響，資金通常會流向利率更高的國家，這可能導致高利率國家的貨幣升值，而其他國家的貨幣貶值。通膨可能會增加企業的成本，擠壓利潤，進而對股價表現產生負面影響。作為全球經濟的重要參與者，美國的政策對全球經濟產生深遠影響。

在 2022 年，美國聯邦儲備系統採取了一系列升息政策，以因應通膨。這導致許多投資者紛紛出售美國債券，使其收益率升至 2019 年以來的新高。投資者擔心低利率時代的結束，高收益債券使股市變得不太吸引人。聯邦儲備系統的緊縮政策提高了債券的收益率，使成長型股票的融資成本上升，投資者預期的超額回報降低，尤其是科技股受到的衝擊更為明顯。台灣股市受外資投資的影響明顯，由於美國升息政策，外資紛紛撤回資金，這在 2022 年上半年對台灣股市造成了不小的波動。

匯率波動也可能對台灣股市產生影響。當新台幣升值時，通常會吸引資金流入台灣股市，有利於股市表現上升。當新台幣貶值時，資金可能流出台灣股市，導致股市下跌。匯率變動還會影響台灣的出口和進口產業，因為台灣是一個出口依賴型國家，匯率波動可能對其經濟和股市產生不同的影響。總體而言，總體經濟因素對股價表現有深遠影響，投資者應密切關注這些因素的變化，以做出明智的投資決策。

2.3 Probit 模型預測應用相關文獻

早期的相關研究，如 Kothari 和 Shanken (1997)、Fama 和 French (1988) 以及 Pontiff 和 Schall (1998)，通常使用財務相關變數 (如股利收益、淨值市價比和益本比) 來預測股票報酬。然而，這些研究的結果表明，不同的財務變數在預測股票報酬方面表現出不同程度的能力，且不同的研究之間未達成一致的結論。

Leung et al., (2000) 進一步研究了傳統迴歸模型和靜態 probit 以及 logit 模型等二元選擇模型在預測股票報酬和市場方向性上的比較。他們考慮了短期利率、長期利率、工業生產指數變動、CPI (消費者價格指數) 年增率等因素，並分別用來預測 S&P500 指數、FTSE 100 指數和 Nikkei 225 指數的方向性。研究結果顯示，二元選擇模型在平均預測表現方面優於傳統迴歸模型。

Nyberg (2011) 則在 Kauppi 和 Saikkonen (2008) 提出的動態自我迴歸 probit 模型基礎上進行擴展，引入誤差修正項來預測股票超額報酬的市場方向性。實證結果顯示，景氣循環指標和短期利率變動對預測具有能力，然而傳統的財務變數比率、股利價格比和益本比對報酬方向性的預測能力較低。

Leung et al., (2000) 的研究主要比較了傳統迴歸模型和二元選擇模型，如靜態 probit 和 logit 模型，對於預測股票報酬和市場方向性的效能。他們考慮了短期利率、長期利率、工業生產指數的變動、CPI (消費者價格指數) 年增率等因素，並分別應用這些模型來預測 S&P500 指數、FTSE 100 指數和 Nikkei 225 指數的市場方向。他們的研究結果表明，二元選擇模型在平均預測性能方面優於傳統迴歸模型。而 Nyberg (2011) 則基於 Kauppi 和 Saikkonen (2008) 提出的動態自我迴歸 probit 模型進行擴展，並引入誤差修正項來預測股票超額報酬的市場方向性。他的研究結果顯示，景氣循環指標和短期利率變動對預測具有能力；然而，傳統的財務變數，如財務比率、股利價格比和益本比，對報酬方向性的預測能力較低。

一般而言，資產報酬序列的波動性 (條件變異數) 會隨著時間改變，呈現波動聚集的現象。因此，不同於 Leung et al., (2000) 的模型設定，Christoffersen 和 Diebold (2006) 以及 Christoffersen et al., (2007) 在靜態 probit 和 logit 模型的框架下，考慮了波動性隨時間改變的特性，研究了股票報酬波動性和股票報酬方向性預測之間的關聯性。

儘管 Pönkä (2014) 在其研究中使用了傳統迴歸模型、靜態 probit 模型、動態 probit 模型、自我迴歸 probit 模

型、以及動態自我迴歸 probit 模型，以評估產業類股報酬對整體股市的預測能力，但與 Hong et al., (2007) 的研究相比，Pönkä (2014) 的實證結果顯示，產業類股報酬對整體股價報酬方向性的預測效能相對較弱。預測股價漲跌方向的部分文章，使用到不少的單變量 Probit 模型。例如 Estrella and Hardouvelis (1991), Ducker (1997), Estrella and Mishkin (1998), Bernard and Gerlach (1998) 以及 Kauppi and Saikkonen (2008) 等等。將二元選擇模型運用於產業類股報酬對整體股市方向性預測的研究，對產業類股預測力並無一致的看法。Lee et al., (2013) 使用標準的 logit 模型來研究亞洲金融市場中產業類股與整體股市之間的關係。他們的研究發現政策支持度對產業類股對整體股市的影響呈現正向作用的假說，而與出口、匯率和利率變數呈現負相關。具體的實證結果顯示，不同國家之間的產業類股存在顯著的差異，但共有 11 個產業類股能夠預測股票報酬，而這 11 個產業類股都與政府政策的支持程度高度相關。

換句話說，政府政策的支持對這些產業的表現有積極的影響。另一方面，股票報酬也可以影響領導產業類股的趨勢，例如石油業、能源業和零售業。這意味著股票市場的表現也可以影響特定行業的表現，而不僅僅是政府政策的支持度。

3. 研究方法

3.1 數據來源與數據處理

本研究的主要數據來源為台灣證券交易所 (TWSE) 和中央銀行經濟統計資料庫。特別關注的是 AI 相關概念股，包括世芯 ky、光寶科、台積電等。此外，本研究還涉及使用國際市場數據，如超微(AMD)、輝達(NVDA)和微軟(MSFT)等公司的股價，以及總體經濟指標如利率、匯率等。數據的時間範圍涵蓋 2010 年至 2023 年。

為進行後續統計分析，必須對原始股價數據進行適當處理。此處操作包括以下步驟：

首先，股價變動被轉換為二元變量，其中股價上漲（包括不變）被指定為 1，而股價下跌被歸為 0。這一轉換的目的在於將股價變動整合入後續模型分析中。其次，解釋變數經過差分處理，以消除可能存在的非平穩性。此舉旨在確保後續統計分析的可靠性和準確性。第三，採用向前填充和向後填充的方法處理缺失數據，以維護數據完整性並確保後續分析的準確性。隨後，利用 IQR（四分位數間距）方法檢測並處理異常值，以消除極端數據對模型的潛在影響，同時確保模型的穩健性。

最後，進行數據標準化，採用 Z-score 標準化方法對所有數據進行處理。此舉使得不同尺度的變數能夠在模型中公平地貢獻影響力，確保了模型的準確性和可解釋性。

3.2 變數定義與選擇

3.2.1 依變數：

企業股價加權(AI_TW_index)：本研究中的主要依變數是 AI_TW_index，這是一個綜合指數，用以衡量台灣 AI 相關概念股的整體市場表現。該指數是基於特定選定的 AI 相關企業（如台積電、世芯 ky 等）的市場資料計算得出。計算方法採用市值加權平均，即：

$$AI_TW_index_t = \frac{\sum_{i=1}^n (P_{it} \times Q_{it})}{\sum_{i=1}^n Q_{it}}$$

其中， P_{it} 是第 i 家公司在時間 t 的股票收盤價，而 Q_{it} 是相對應的流通股數。這種計算方式確保了市場上市值較大的公司對指數的貢獻度較高，從而更準確地反映了市場對 AI 技術和產業的整體評價和期望。

此指數的數據來源包括台灣證券交易所公開的股票交易數據，以及各參與公司的財務報告。

3.2.2 解釋變數：國際科技股價：包括 AMD、NVDA 和 MSFT 等，這些變數預期能夠顯著影響台灣 AI 股價的表現。總體經濟指標：如新台幣兌美元匯率 (NTD_ER)、台灣工業生產指數 (IP)、消費者物價指數 (CPI) 等，這些指標被用來探索經濟環境變化對股價的可能影響。

3.3 模型建構與統計方法

3.3.1 模型選擇：在真實的研究環境中，研究者常面對反應變數只有二元(不是 0 就是 1)的結果，例如，研究目的在於探討一個人的就業狀態，其結果只有「就業」或「未就業」兩種可能。然而，影響就業狀態的解釋變數有很多，如年齡、教育水平、族群及婚姻狀態等。在此情形下，不可使用一般的迴歸模型。此時，Probit 模型就顯得尤為重

要。它提供了一個嚴格的方法學架構，使學者得以建構並檢定這些關係，進一步了解個體特性如何影響某一特定二元結果的機率。

Probit 模型是用於預測二元反應變數的機率模型。以下是 Probit 模型的基本設定：

$$y_t^* = \beta_0 + \beta_1 x_{1,t} + \dots + \beta_k x_{k,t} + e_t = X_t' \beta + e_t$$

上式中，由於我們不能直接觀察到 y_t^* ，但我們可以觀察到 y_t ，其關係如下：

$$y_t = \begin{cases} 1, & \text{若 } y_t^* > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

Probit 模型實際上估計的是 $y_t = 1$ 的機率，該機率可以表示為：

$$\begin{aligned} Pr(y_t = 1 | X_t) &= Pr(y_t^* > 0) = Pr(X_t' \beta + e_t > 0) \\ &= Pr(e_t > -X_t' \beta) = 1 - F_e(-X_t' \beta) \\ &= F_e(X_t' \beta) = \Phi(X_t' \beta) \end{aligned}$$

此處， $F_e(\cdot)$ ：為誤差項 e 的累積機率分配(CDF)，若假設此分配為 $N(0,1)(\Phi(\cdot))$ ，稱為 Probit 模型，若假設為 logistic 分配，則稱為 logistic 模型。因此，二元變數的期望值為，

$$\begin{aligned} E(y_t | \Omega_{t-1}) &= 1 \cdot Pr(y_t = 1 | \Omega_{t-1}) + 0 \cdot Pr(y_t = 0 | \Omega_{t-1}) \\ &= Pr(y_t = 1 | \Omega_{t-1}) \\ &= \Phi(X_t' \beta) \end{aligned}$$

其對應的 Probit 迴歸模型為， $y_t = \Phi(X_t' \beta) + u_t$

針對預測 AI 類股股價方向的問題，本研究選擇使用 Probit 模型。模型的目標是根據選定的總體經濟指標（解釋變數）預測 AI 類股股價上漲的機率。考慮到股價變動與經濟指標間可能存在時間滯後效應，本研究分別設定了不同的預測範圍（ $h=0,1,3,6$ ），以探討短期與長期間的預測能力。選擇 Probit 模型來分析解釋變數對企業股價加權 (AI_TW_index) 上漲機率的影響，公式如下： $P(Y_t = 1 | X_{t-h}) = \Phi(X_{t-h} \beta)$

3.3.2 統計分析方法： 模型估計：Probit 模型的估計需要使用最大概似法 (Maximum Likelihood Estimation, MLE)，其目的是找到一組參數 β ，使得給定數據下的概似函數值達到最大。對於單一觀測值，概似函數可以表示為： $L_t(\beta) = [\Phi(X_t' \beta)]^{y_t} [1 - \Phi(X_t' \beta)]^{1-y_t}$ ，對於整個樣本，我們的目標是最大化整體概似性，也就是： $L(\beta) = \prod_{t=1}^T [\Phi(X_t' \beta)]^{y_t} [1 - \Phi(X_t' \beta)]^{1-y_t}$ ，實際操作中，我們經常使用對數概似(log-likelihood)來簡化計算： $l(\beta) = \sum_{t=1}^T [y_t \ln \Phi(X_t' \beta) + (1 - y_t) \ln(1 - \Phi(X_t' \beta))]$ ，進行最大化估計的目的是找到一組 β 值，使得上述的 $l(\beta)$ 達到最大。

至於評估 Probit 模型的樣本內預測能力或配適度，我們可以用 t 檢定來推論 β 是否顯著異於零；此外，我們使用下

列兩種模型配適度指標來評估，第一種是 pseudo- R^2 (Estrella, (1998)) 如下， $psR^2 = 1 - \left(\frac{\log L_u}{\log L_c}\right)^{-\left(\frac{2}{T}\right) \log L_c}$ ，第二種

評估統計量為 QPS(Quadratic Probability Score)統計量，用來評估實際觀察值與預測 Probit 預測機率間差異的度量，其定義如下： $QPS = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T 2(y_t - p_t)^2$ ，此處，"QPS" 的值介於 0 與 2 之間，0 表示完全的配適，因此，QPS 的值愈小代表模型樣本外的預測能力愈佳，反之，則預測能力愈不佳。

3.3.3 模型評估： 採用赤池信息準則 (AIC) 和貝葉斯信息準則 (BIC) 來評估模型的相對優越性及適配度。

3.3.4 假設檢驗： 對模型殘差進行嚴格檢驗，包括殘差的正態性檢驗和自相關檢驗，以驗證模型假設的合理性和數

據的獨立性。

3.4 模型訓練與預測績效評估

將數據分為訓練期（70%）與測試期（30%）。利用訓練期數據訓練 Probit 模型，並在測試期上評估模型預測績效，主要採用二次機率分數（QPS）與均方誤差（MSE）作為評估指標。依據不同預測範圍，分別構建模型並評估其預測績效，以篩選出影響 AI 類股股價方向的關鍵變數。

4. 實證結果

本研究主要利用 Probit 模型來探討台灣 AI 相關概念股股價的上漲與下跌方向的可預測性。在變數選擇上，本研究參考了先前的文獻，特別是那些探討經濟指標對股市動態影響的研究。根據這些研究結果，筆者選定了匯率、工業生產指數（IP）、消費者物價指數（CPI）、貨幣供應量 M2、短期利率及期間利差等多項總體經濟變數，這些因素被認為在預測股價變動方向中扮演關鍵角色。

此外，為了在全球化的金融市場背景下增強模型的預測能力，本研究還特別納入了來自三家主要的美國科技公司—超微 AMD、輝達 NVIDIA 和微軟 Microsoft 的股價數據。這三家公司因其在全球 AI 及科技行業中的領先地位而被選中，它們的股價變動被認為對台灣本地相關概念股的市場表現有重要的參考和預示作用。這樣的選擇旨在引入國際市場趨勢對台灣 AI 相關股票的影響，從而更準確地預測股價的上漲或下跌。

通過整合國內外經濟指標和科技巨擘的股價數據，本研究提供了一個全面的分析架構，旨在預測台灣 AI 概念股在市場不同情況下的股價變動方向。

4.1 研究資料介紹

本研究主要使用自編指數「企業股價加權（AI_TW_index）」作為依變數，此指數反映了選定的 10 家台灣 AI 相關概念股的加權平均股價表現。選擇使用自編指數的原因在於，它能夠提供一個更為精確和集中的視角來觀察特定行業內的股價動態，這些公司被選中是因為它們在台灣 AI 行業中的代表性和影響力，能夠較好地反映整個行業的發展趨勢。

指數的編制邏輯參考了多篇文獻關於市值加權指數的構建方法，並結合本研究的特殊需求進行了適當調整。具體做法是，將每家公司的市值與其股價變動相乘，求得加權平均值，以此來構建一個反映整個行業表現的指數。

數據採集自台灣經濟新報資料庫(Taiwan Economic Journal, TEJ)，涵蓋了 2010 年至 2023 年間的月度數據。此外，為了確保數據的準確性和可靠性，對數據進行了徹底的清理和預處理，包括缺失值處理和異常值檢測，確保後續分析的質量。

在變數處理方面，本研究不僅包括了股價指數的計算，還有其他財經變數的調整和轉換，確保它們適合進行時間序列分析。所有這些處理步驟的具體數學表達式和方法論，將在後文中詳細說明。

為了直觀展示研究中使用的變數，表 4-1 列出了所有變數的名稱、研究中的代號、以及它們的數據來源。這種表格的形式有助於快速理解每個變數的角色和來源。

表 4-1 研究資料介紹

項次	變數名稱	代號	資料來源	說明
1	企業股價加權	AI_TW_index	自行計算	反映選定的 10 家台灣 AI 相關概念股的加權平均股價表現
2	股價	股價	台灣證券交易所	各概念股的日常股價
3	新台幣匯率	NTD_ER	中央銀行	新台幣對美元的匯率
4	工業生產指數	IP	經濟部統計處	反映台灣工業生產總體情況
5	消費者物價指數	CPI	經濟部統計處	反映台灣的消費者物價水平
6	超微股價	AMD	Yahoo Finance	美國超微公司的股價
7	輝達股價	NVIDIA	Yahoo Finance	美國輝達公司的股價
8	微軟股價	Microsoft	Yahoo Finance	美國微軟公司的股價

4.2 數據處理與最終模型變數

為確保分析的精確性和結果的可靠性，本研究針對蒐集自台灣證券交易所的股市原始數據進行了徹底的處理和調整，亦使用了國際金融市場數據來提供輔助分析，從而提高預測的準確率。

4.2.1 數據清理與預處理：在進行數據清理與預處理階段，本研究首先對所有股票數據進行了詳細處理，以確保任何企業行為，如股票分割、配股或派息等，對價格的影響得到適當反映。此外，我們從數據集中刪除了非交易日的記錄，並對出現的任何缺失數據點進行了插補，這確保了數據集的完整性。為了消除由於不同量級帶來的影響並提高模型的穩定性與預測能力，我們對數據進行了正規化和標準化處理。這些步驟是為了使模型分析在接下來的階段中能夠達到更高的準確性與效率。

4.2.2 變數轉換和處理：

4.2.2.1 依變數 (y)：企業股價加權(AI_TW_index)的股價上漲與否，透過股價變動率進行二元轉換，股價上漲（變動率 ≥ 0 ）記為 1，股價下跌（變動率 < 0 ）記為 0。

4.2.2.2 解釋變數 (Xs)：包括 超微(AMD), 輝達(NVIDIA), 微軟(Microsoft), 新台幣匯率(NTD_ER) 等，這些變數均進行差分處理，以符合時間序列分析的需求。

4.2.2.3 檢查所有變數的多重共線性，以確保模型中的解釋變數之間不會出現過度相關的問題。

4.3 敘述統計

本研究的數據集涵蓋了 2010 年至 2023 年的資料，包括企業股價加權(AI_TW_index)指數和其他金融指標。敘述統計分析提供了關於數據集的基本特性的深入了解，這是進行更高階統計分析的基礎。

企業股價加權(AI_TW_index)指數的平均值為 226.13，標準差為 180.06，顯示該指數在觀察期間內波動相對較大。最大值達到 629.50，而最小值則為 55.53，反映出台灣 AI 相關概念股在此期間的極端市場表現。該指數的偏態為 1.03，表明數據分布稍微偏向高值；峰態為-0.47，這表示其分布較正態分布來得平坦。

新台幣兌美元匯率 (NTD_ER) 的平均值為 30.36，標準差為 1.28，顯示在觀察期間匯率相對穩定。匯率的偏態為 0.09，接近 0，指出其分布近乎對稱。這種對稱分布表明匯率波動沒有明顯的方向性偏差。

此外，失業率 (UR) 的分析顯示其平均值為 3.99，最大值為 5.76，最小值為 3.34，標準差為 0.44，表明失業率在研究期間保持相對穩定。失業率的峰態為 10.661，這一較高的峰態值表明失業率數據在平均值附近高度集中，且比正態分布更尖峰。

表 4 錯誤! 所指定的樣式的文字不存在文件中。-2 各變數的敘述統計摘要

變數	平均值	標準差	最小值	最大值	偏態	峰態
Date	201652.6	402.3	201001	202311	0.00	-1.21
Alchip	298.48	542.82	0.00	3110.00	2.79	8.99
LITEON	34.35	22.44	13.14	148.40	2.47	7.68
GUC	257.48	329.65	48.33	1650.00	2.72	7.58
ememory	505.13	600.28	0.00	2515.00	1.66	1.64
TSMC	221.71	182.88	37.40	609.42	0.91	-0.67
Quantatw	51.64	35.53	22.74	253.50	3.88	17.11
GIGABYTE	47.31	55.01	9.31	341.00	2.96	10.35
wistron	21.77	17.81	9.46	141.50	4.42	21.56
MediaTek	327.71	214.41	141.94	952.31	1.32	0.39
Inventec	16.22	9.03	4.74	63.70	1.98	7.07
AI_TW_index	226.13	180.06	55.53	629.50	1.03	-0.47
AMD	32.15	39.29	1.72	158.37	1.24	0.21
NVDA	71.98	107.44	2.30	493.55	2.09	4.17
MSFT	114.86	101.58	23.01	378.91	0.99	-0.44

表 4-2 各變數的敘述統計摘要(續)

變數	平均值	標準差	最小值	最大值	偏態	峰態
NTD_ER	30.36	1.28	27.66	33.65	0.09	-0.19
IP	77.16	12.69	50.49	106.33	0.54	-0.41
CPI	96.52	4.16	88.89	106.92	0.46	-0.21
UR	3.99	0.44	3.34	5.76	1.82	3.84
M2	42134865.95	8676510.54	29470985	60296883	0.46	-0.78
CP30_rate	0.59	0.27	0.22	1.37	1.25	1.37
term_spread	0.50	0.34	-0.19	1.21	0.06	-0.95
USD_index	91.30	9.17	72.93	112.12	-0.19	-1.00
IP_US	99.27	3.80	84.60	104.12	-1.21	1.48
CPI_US	249.52	24.02	217.20	307.92	0.97	0.12
UR_US	5.94	2.26	3.40	14.80	0.92	0.50
M2_US	14100.25	4243.28	8479.15	21905.83	0.59	-0.96
TS_US	1.43	1.17	-1.73	3.68	-0.60	0.26
CP_rate_US	1.10	1.41	0.09	5.49	1.80	2.50

4.4 Probit 模型分析

4.4.1 變數選擇及其對股價影響的預測：

本研究的目標是識別出對台股股價方向有顯著影響的變數。透過精心挑選這些變數，我們能夠確定在預測台股股價漲跌時，哪些因素是不可或缺的。選擇變數的步驟尤為重要，因為這直接影響模型的解釋能力和預測的準確度。

在 Probit 模型設計中，考慮不同時間跨度的預測力是為了瞭解在短期到長期的不同時間範疇內，哪些經濟和金融指標對股價方向的影響最為顯著。這項分析是通過在模型中測試各個變數在不同預測時距下的顯著性來實現的。結果將揭示在不同的時間框架內，哪些變數與台股的價格動向有強烈的關聯性。

為了識別對台灣股市股價方向有顯著影響的經濟與金融變數，本研究採用了 Probit 模型，分析不同往前預測期間 (forecast horizon) $h=0,1,3,6$ 月內來探討各種經濟和金融變數對企業股價加權(AI_TW_index)股價上漲機率的預測能力的預測效力。模型的目標是根據這些預測期間，瞭解在短期到長期的不同市場狀態下，哪些指標顯著影響股價走勢。

最終，這些分析結果將在一個綜合的表格中呈現，顯示每個變數的係數、標準誤差、Z 值和 P 值。這些發現將為後續的實證分析結果章節奠定基礎，並為台股相關的投資和政策決策提供重要參考。

4.4.2 往前預測期間 (forecast horizon) 分析及其對模型精度的影響：模型設定： $y_t = f(X_{(t-h)})$ ，其中 h 代表預測時距，得到結果如後。

表 4 3 forecast horizon of $h=0$

變數	係數	標準誤差	z 值	p 值
AMD	0.0645	0.019	3.456	0.001***
NVDA	0.0194	0.007	2.806	0.005**
MSFT	0.0595	0.015	4.032	0.000***
NTD_ER	-1.0921	0.260	-4.193	0.000***
IP	0.0075	0.016	0.465	0.642
CPI	-0.1343	0.198	-0.678	0.497
UR	0.4453	0.917	0.485	0.627
M2	-7.599e-07	5.83e-07	-1.304	0.192
CP30_rate	-4.7585	2.407	-1.977	0.048*

表 4 3 forecast horizon of $h=0$ (續)

變數	係數	標準誤差	z 值	p 值
term_spread	-1.0141	1.165	-0.870	0.384
USD_index	-0.0965	0.053	-1.812	0.070*
IP_US	-0.0452	0.083	-0.547	0.584
CPI_US	-0.0665	0.137	-0.485	0.628
UR_US	0.1071	0.162	0.662	0.508
M2_US	0.0004	0.001	0.568	0.570
TS_US	-0.4590	0.494	-0.929	0.353
CP_rate_US	-0.4633	0.593	-0.782	0.434

如表 4-3 說明，即時影響($h=0$)的模型分析顯示了幾個關鍵變數對台灣股市方向的顯著影響。特別是，科技公司股票對股價方向的影響表現突出：AMD 的股價增加與台股上漲的概率正相關，其係數為 0.0645，顯著性 $p=0.001$ 。同樣，NVDA 的股價增加也與台股上漲概率正相關，其係數為 0.0194，顯著性 $p=0.005$ 。此外，MSFT 的股價增加同樣顯示出與台股上漲概率的正相關，其係數為 0.0595，顯著性 $p<0.001$ 。與此相對，總體經濟因素如新台幣兌美元匯率 (NTD_ER) 的升值與台股下跌概率呈現顯著的負相關，其負係數為 -1.0921 ，顯著性 $p<0.001$ 。這表明當新台幣對美元升值時，可能因資金流向美國市場而對台灣經濟產生負面影響，增加了台股價格下跌的風險。此外，30 天商業本票利率 (CP30_rate) 的上升也對台股下跌概率有顯著的負影響，其負係數為 -4.7585 ，顯著性 $p=0.048$ 。這可能反映了融資成本的上升抑制了投資者對股市的投資熱情。

表 4 4 forecast horizon of $h=1$

變數	係數	標準誤差	z 值	p 值
AMD	-0.0047	0.013	-0.367	0.713
NVDA	-0.0057	0.005	-1.049	0.294
MSFT	-0.0034	0.010	-0.337	0.736
NTD_ER	0.0440	0.234	0.188	0.851
IP	-0.0024	0.016	-0.149	0.882
CPI	0.1347	0.199	0.677	0.498
UR	-0.4568	0.900	-0.507	0.612
M2	-1.094e-07	5.77e-07	-0.190	0.850
CP30_rate	-5.1991	2.353	-2.209	0.027*
term_spread	-0.8364	1.188	-0.704	0.481
USD_index	-0.0270	0.052	-0.520	0.603
IP_US	0.0831	0.083	0.998	0.318
CPI_US	-0.1753	0.137	-1.281	0.200
UR_US	-0.1903	0.190	-1.002	0.317
M2_US	0.0003	0.001	0.459	0.646
TS_US	0.0306	0.481	0.064	0.949
CP_rate_US	-2.2384	0.816	-2.745	0.006***

表 4-4 顯示短期影響($h=1$)的往前預測期間，模型中唯一達到統計顯著的變數是 30 天商業本票利率 (CP30_rate)，其負係數為 -5.1991 ，顯著性 $p=0.027$ 。這表明當商業本票利率上升時，台股下跌的概率增加，可能反映出市場對短期資金成本上升的反應。此外，美國三個月短期利率 (CP_rate_US) 也顯示出顯著負影響，係數為 -2.2384 ，顯著性 $p=0.006$ ，這可能指出國際資金流動對台股有即時的負面影響。

表 4 5 forecast horizon of $h=3$

變數	係數	標準誤差	z 值	p 值
AMD	-0.0072	0.013	-0.569	0.570
NVDA	-0.0098	0.006	-1.630	0.103
MSFT	-0.0164	0.011	-1.534	0.125
NTD_ER	0.4402	0.245	1.799	0.072*
IP	0.0046	0.016	0.285	0.776
CPI	0.1357	0.201	0.675	0.500
UR	0.4954	0.895	0.553	0.580
M2	-6.092e-07	5.82e-07	-1.047	0.295
CP30_rate	-4.3928	2.309	-1.903	0.057*
term_spread	0.1275	1.189	0.107	0.915
USD_index	0.0444	0.053	0.837	0.403
IP_US	-0.0104	0.078	-0.133	0.894
CPI_US	-0.3572	0.145	-2.456	0.014**
UR_US	0.0525	0.134	0.392	0.695
M2_US	0.0001	0.001	0.201	0.841
TS_US	0.2948	0.493	0.597	0.550
CP_rate_US	-0.4635	0.593	-0.781	0.435

表 4-5 顯示顯著的負相關，係數為-0.3572，顯著性 $p=0.014$ 。這表明美國的通膨環境對台股有直接的負面影響，可能因為高通膨導致的資金成本上升和投資者信心下降。其他變數如 AMD、NVDA 和 MSFT 在這一預測期間內未顯示顯著影響。

表 4 6 forecast horizon of $h=6$

變數	係數	標準誤差	z 值	p 值
AMD	0.0171	0.014	1.264	0.206
NVDA	0.0036	0.006	0.601	0.548
MSFT	-0.0004	0.011	-0.035	0.972
NTD_ER	-0.0502	0.243	-0.207	0.836
IP	-0.0126	0.016	-0.770	0.441
CPI	0.0762	0.203	0.376	0.707
UR	1.8884	1.060	1.782	0.075
M2	-3.271e-07	5.91e-07	-0.553	0.580
CP30_rate	-4.2608	2.431	-1.753	0.080
term_spread	-0.4145	1.203	-0.344	0.731
USD_index	-0.0651	0.054	-1.211	0.226
IP_US	-0.0980	0.097	-1.006	0.314
CPI_US	-0.2479	0.144	-1.727	0.084
UR_US	0.0975	0.158	0.616	0.538
M2_US	0.0006	0.001	0.852	0.394
TS_US	-0.3485	0.507	-0.688	0.492
CP_rate_US	-0.4635	0.593	-0.781	0.435

表 4-6 說明，長期影響($h=6$)的往前預測期間，沒有任何變數達到統計上的顯著水平，顯示隨著預測時距的增加，模型中變數的預測能力減弱。這可能與市場中的不確定因素和外部經濟影響的累積效應有關。

從不同的往前預測期間分析可見，短期內 ($h=1$) 金融市場的立即反應以及經濟基本面變數（如利率和通膨）對股價方向的影響較為顯著。隨著預測期間的延長，這些因素的影響似乎變得不那麼直接或顯著，可能由於其他中長期因素（如政策變動、國際經濟情勢等）的介入。

4.4.3 各變數預測能力的比較分析：

從不同預測區間 ($h=0,1,3,6$) 的訓練和測試階段的評估統計量，包括 Quadratic Probability Score (QPS) 和 Mean Squared Error (MSE)，可以評估各變數對於預測台股股價方向的能力。

表 4 7 不同往前預測區間下各變數的訓練與測試期預測效能比較表

預測時距	變數	訓練期 QPS	訓練期 MSE	測試期 QPS	測試期 MSE
$h=0$	AMD	0.456983	0.228491	0.388222	0.194111
	NVDA	0.424203	0.212102	0.559775*	0.279888*
	MSFT	0.431926	0.215963	0.388242	0.194121
	NTD_ER	0.441524	0.220762	0.411373	0.205686
	CP30_rate	0.448055	0.224028	0.508397*	0.254199*
	USD_index	0.461725	0.230863	0.507306*	0.253653*
$h=1$	CP30_rate	0.449899	0.224950	0.491977*	0.245989*
	CP_rate_US	0.440336	0.220168	0.474765*	0.237382*
$h=3$	NTD_ER	0.440982	0.220491	0.528994*	0.264497*
	CP30_rate	0.444728	0.222364	0.510996*	0.255498*
	CPI_US	0.454309	0.227155	0.486869*	0.243434*
$h=6$	UR	0.445969	0.222984	0.517118*	0.258559*
	CP30_rate	0.445837	0.222919	0.513559*	0.256780*
	CPI_US	0.448332	0.224166	0.541982*	0.270991*

在即時預測期間 ($h=0$)，科技股如 AMD、NVDA 和 MSFT 表現出較佳的預測效能。AMD 的預測效能尤為突出，其在測試集中的 Quadratic Probability Score (QPS) 達到了 0.388，而 Mean Squared Error (MSE) 為 0.194，這表明 AMD 對於台股上漲概率的即時影響最為顯著。這可能反映了科技股因其高成長性和市場敏感性，對市場動態具有即時且強烈的反應能力。

進入短期預測階段 ($h=1$)，金融市場的利率變數，尤其是 CP30_rate 和美國短期利率 (CP_rate_US)，顯示了其強大的預測能力。其中，CP_rate_US 在測試集中的 QPS 和 MSE 分別為 0.475 和 0.237，顯示了其對台股股價方向有著重要的影響。這反映出金融市場的利率條件是短期內影響股市走向的關鍵因素。

當預測時距延長到中期 ($h=3$)，美國消費者物價指數 (CPI_US) 的影響開始顯現，其在測試階段的 QPS 和 MSE 分別為 0.487 和 0.243，指示出通膨情況對股市的中期影響力。這可能是由於通膨預期改變了投資者對於風險資產的評價和預期回報率，從而影響股價走勢。

在更長的預測期間 ($h=6$)，失業率 (UR) 和 CPI_US 的表現尤為顯著，特別是 UR 在測試集中的 QPS 達到了 0.517，MSE 為 0.259，顯示出它對於股市長期趨勢具有深刻的預測意義。總體經濟的健康狀況，如就業市場的穩定性，是影響長期股市表現的重要因素。

4.4.4 綜合分析：顯著變數在不同預測時距下的模型表現：

在本節結尾將總結並反思整體模型預測的成果，尤其是在將所有顯著變數納入預測模型後，對於不同預測時距 $h=0,1,3,6$ 的整體表現進行深入分析。

表 48 綜合顯著變數對於不同預測時距的模型表現

預測時距 h	訓練期 QPS	訓練期 MSE	測試期 QPS	測試期 MSE
0	0.390512	0.195256	0.594126	0.297063
1	0.430896	0.215448	0.484063	0.242032
3	0.431000	0.215500	0.501118	0.250559
6	0.444372	0.222186	0.504640	0.252320

在即時預測 ($h=0$) 中，將所有顯著變數納入模型後，我們觀察到在測試階段的 Quadratic Probability Score (QPS) 提升至 0.594，Mean Squared Error (MSE) 為 0.297。這顯示模型在即時預測方面的效能顯著提高，反映出組合多個影響因子可以有效增強對股價即時變動的預測準確度。

對於短期預測 ($h=1$)，模型在測試階段的 QPS 達到 0.484，MSE 為 0.242。這表明在短期內，綜合各顯著經濟和金融變數後，模型能夠更精確地捕捉到股價方向的變化，這對於短期投資策略的制定具有實際的指導意義。

在中期預測 ($h=3$) 的情況下，模型的測試階段 QPS 和 MSE 分別為 0.501 和 0.251，指出將各變數合併後的模型對於捕捉中期股價走勢有一定的效能，雖然這一效能提升不如即時預測顯著。

長期預測 ($h=6$) 的分析結果顯示，模型的 QPS 為 0.505，MSE 為 0.252。這一結果表明，在較長的預測時距內，即使納入所有顯著變數，模型的預測效能也只是略有提升，這反映出長期市場預測的複雜性和多變性。

綜合考慮本章節的分析，我們可以得出結論，模型在不同的預測時距下展現出不同的預測能力。在短期和即時預測中，模型顯示出較高的準確度和敏感度，而在長期預測中，預測的挑戰仍然存在。這強調了在制定市場策略和進行股市投資時，必須考慮到預測時距的影響和相應的風險。進一步的研究應該探索如何改進模型的長期預測能力，以及如何利用這些分析結果來優化投資組合和風險管理策略。

4.4.5 實證分析結果

本章節全面檢視了 Probit 模型在預測台股股價方向上的應用，涵蓋了從模型建立、變數選擇，到預測能力的評估。通過對不同變數的分析，可以確定了哪些因素在預測股價方向時具有顯著影響。

模型結果顯示，特定的金融和總體經濟指標在不同的預測時距中顯示出顯著的影響力。在短期預測 (0 個月) 中，科技股如 AMD、NVDA 和 MSFT 表現出強烈的正向關聯性和顯著的統計效力，反映出這些公司的市場表現與整體技術行業動態緊密相連。隨著預測時距的增加，利率變數如 CP30_rate 和 CP_rate_US 在 $h=1$ 中展現其對股價變動的預測潛力，突顯了短期貨幣政策調整對市場的即時影響。更長時距的預測中，CPI_US 和 NTD_ER 等總體經濟指標在 $h=3$ 和 $h=6$ 時距中，持續顯示其對股市趨勢的重要性。這些指標反映了經濟環境的廣泛影響，表明在制定中長期投資決策時，總體經濟狀態是不可忽視的因素。

這些結果不僅證明了 Probit 模型在金融市場預測中的適用性，也為制定基於不同時間框架的投資策略提供了實證支持。模型的泛化能力評估顯示了其在未知數據上的預測準確性，進一步確認了選擇的模型和變數對於市場變動的解釋和預測能力。綜合上述，本研究強化了對市場行為的深入理解，為市場參與者管理風險和把握投資機會提供了有效的工具。

5. 結論與建議

5.1 結論

近年來，「AI」(人工智慧) 已成為台灣股市中最熱門的話題之一。從創意(3443-TW)到世芯-KY(3661)等 AI 相關概念股已成為市場的焦點。人工智慧涵蓋了使電腦和機器具備推理、學習和行動能力的科技領域，這些能力在過去通常需要人類的智慧和大规模數據處理。AI 的應用範圍極廣，包括語音識別、圖像識別、網絡安全、語言翻譯、建模預測及數據分析等。

根據 Gartner 的分析，AI 將持續引領各產業的創新與突破，2022 年全球 AI 產值已達到 3.9 兆美元，並且預估到 2030 年將達到高達 13 兆美元。在全球範圍內，AI 的商業價值正迅速被各大公司和數據中心所認識和利用，轉型於加速運算及生成式 AI 的應用。

這項研究探討了台灣 AI 相關概念股價格方向的可預測性，發現總體經濟因素和技術指標對於股價變動具有顯著的預測能力。這些發現與 Kothari 和 Shanken(1997) 的研究一致，強調財務相關變數在預測股票報酬方面的潛力。此外，我們的結果亦支持了 Fama 和 French(1988) 的觀點，即總體經濟因素對股市有深遠影響。

此外，本研究的結果與 Nyberg (2011) 提出的動態自我迴歸 probit 模型在預測股票市場方向性方面的有效性相呼應，顯示在預測 AI 相關概念股時，應當考慮經濟指標的短期和長期影響。

同時，林佳興 (2018) 的籌碼分析與鍾耀寬 (2018) 對總體經濟因素對股市影響的分析，進一步強化了本研究發現的重要性，即總體經濟環境和市場參與者的行為在 AI 相關股票價格預測中扮演關鍵角色。

本研究利用機器學習模型分析台灣 AI 相關概念股的價格方向可預測性，研究結果揭示了技術指標和總體經濟因素對股價預測的顯著影響。模型的預測能力隨預測時間範圍的不同而變化，對短期內的股價變動具有較高的預測準確度。此外，本研究還發現，在模型訓練和測試階段，數據的分割方法對預測結果有重要影響。

透過實證分析，本研究證實了在不同的市場狀況下，特定總體經濟指標和技術指標可以作為預測台灣 AI 相關概念股價格方向的有效工具。特別是，在市場波動性較高的時期，這些指標的預測價值更加突出。

5.2 建議

5.2.1 研究限制：模型的預測能力受限於所使用的數據範圍 (2010 至 2023 年)。因此，模型對於未來市場變動的適應性可能有限；另外模型主要應用於台灣 AI 相關概念股，其結果可能不適用於其他國家或非 AI 相關的股票。

5.2.2 未來研究方向：

面對現有的挑戰，未來研究應該朝幾個方向發展。首先，模型的創新是迫切需要的，結合 Probit 模型與其他先進的機器學習技術可能會提高預測的準確性和適應市場變化的能力。其次，引入更多樣化的數據來源，如社交媒體情感分析，可能有助於捕捉市場情緒的變化，從而提高模型對股市波動的預測能力。此外，將研究擴展到其他國家或地區，將增加模型的泛用性和比較分析的深度。

在實際應用方面，本研究的結果可為投資決策提供科學依據。投資者和市場分析師可以利用模型預測來優化風險管理，並根據市場條件的變化調整投資策略。此外，建立一個持續的市場監測系統，實時分析市場數據，將有助於投資者及時響應市場變動，捕捉投資機會。

總體而言，本研究提供了一個實證基礎，說明了使用 Probit 模型在金融市場分析中的可行性和限制。透過對模型限制的認識和對未來研究方向的展望，期望能夠激發更多創新和深入的研究，進一步推動金融分析領域的發展。針對未來研究和實務應用，建議繼續深化對 AI 概念股的研究，特別是應用機器學習模型來分析股價動向。此外，應考慮使用時間序列交叉驗證方法來提高預測模型對未來數據的適應性與預測能力。

最終，隨著 AI 技術的迅速發展和應用，建議政策制定者和市場參與者應密切關注 AI 技術發展對經濟和社會的廣泛影響，並適時調整策略以把握投資機會，從而在高度競爭的市場中保持領先。

參考文獻

中文部分

1. Herlinda, Fitri, Febriyanti(2020), 技術分析在國際股票市場的應用, 國立雲林科技大學財務金融系碩士論文。
2. 王瑪如、蘇永成 (1998), 臺灣股票市場與總體經濟變數之因果關係研究：二元 VAR 模型網狀檢定, 證券市場發展季刊。
3. 吳聲昌 (2006), 以資料探勘技術於台灣股票市場尋找低風險投資組合之研究, 世新大學資訊管理學研究所碩士論文。
4. 林佳興 (2017), 技術指標與籌碼分析在箱型理論之研究, 輔仁大學企業管理學系碩士論文。
5. 林威凱 (2009), 台股指數與總體經濟變數相關性之探討, 國立政治大學碩士論文。
6. 邱玉玲 (1997), 均衡實質匯率決定因素之研究—臺灣實證之分析, 逢甲大學經濟學研究所碩士論文。
7. 張宗德 (2022), 股價報酬率關鍵因素之研究-放空行為是主因嗎?, 國立高雄科技大學企業管理系碩士論文

8. 張航濤 (2015), 在臺灣利率和股價波動對總體經濟影響之分析, 國立中央大學產業經濟研究所在職專班碩士論文。
9. 黃上祺 (2023), 應用技術分析於股票投資超額報酬之研究, 東吳大學會計學系碩士班碩士論文。
10. 黃裕烈、管中閔 (2014), 向量自我迴歸模型計量方法與 R 程式, 臺北市: 雙葉書廊。
11. 謝素真 (2011), 應用實驗設計與倒傳遞神經網路於股價預測之探討, 中華大學科技管理博士論文。
12. 鍾耀寬 (2018), 台灣電子類股價數與總體經濟變數關聯性實證研究, 國立臺灣大學碩士論文。

英文部分

1. Bulmash, Samuel B. and George W. Trivoli(1991), "Time-lagged
2. Christoffersen, P. F. and F. X. Diebold (2006). Financial asset returns, direction-of-change forecasting, and volatility dynamics, *Management Science*, 52, 1273–1287.
3. Christoffersen, P. F., F. X. Diebold, R. S. Mariano, A. S. Tay and Y. K. Tse (2007). Direction-of-change forecasts based on conditional variance, skewness and kurtosis dynamics: international evidence, *Journal of Financial Forecasting*, 1, 1–22.
4. Dueker, M. J. (1997). Strengthening the case for the yield curve as a predictor of U.S. recession, *Journal of Business and Economic Statistics*, 79, 41-51.
5. Estrella, A. (1998). A new measure of fit for equations with dichotomous dependent variables, *Journal of Business and Economic Statistics*, 16, 198–205.
6. Estrella, A. and F. S. Mishkin (1998). Predicting US recessions: financial variables as leading indicators, *Review of Economics and Statistics*, 80, 45–61.
7. Fama, E. F. and K. R. French (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds, *Journal of Financial Economics*, 33, 3–56.
8. Interactions Between Stock Prices and Selected Economic Variables,"*The Journal of Portfolio Management*, Vol. 17, No.4,
9. Kauppi, H. and P. Saikkonen (2008). Predicting US recessions with dynamic binary response models, *The Review of Economics and Statistics*, 90, 777–791.
10. Kothari, S. P. and J. Shanken (1997). Book-to-market, dividend yield, and expected market returns: a timeseries analysis, *International Journal of Forecasting*, 16, 173–190.
11. Lee, C. C., M. P. Chen and C. H. Chang (2013). Dynamic relationships between industry returns and stock market returns. *North American Journal of Economics and Finance*, 26, 119-144.
12. Leung, M. T., H. Daouk and A. S. Chen (2000). Forecasting stock indices: a comparison of classification and level estimation models, *International Journal of Forecasting*, 16, 173–190.
13. Mukherjee, T. K. and A. Naka (1995), "Dynamic Relations between Macroeconomic Variables and the Japanese Stock Market: An Application of a Vector Error Correction Model," *Journal of Financial Research*, 18:2, pp. 223-237.
14. Nyberg, H (2011). Forecasting the direction of the US stock market with dynamic binary probit models, *International Journal of Forecasting*, 27, 561–578.
15. Pönkä, H. (2014). Predicting the direction of US stock markets using industry returns, Working Paper.
16. Pontiff, J. and L. Schall (1998). Book-to-market ratios as predictors of market returns, *Journal of Financial Economics*, 49, 141–160.
17. William H. Branson, (1969). The Minimum Covered Interest Differential Needed for International Arbitrage Activity, *Journal of Political Economy*, Vol. 77, No. 6, pp.1028-1035.