

以總體經濟與財經變數對臺灣半導體類股熊市之預測— 單變量 Probit 模型及深度學習之應用

Predicting the Bear Market for Taiwan's Semiconductor Stocks Based on Macroeconomic and Financial Variables: Applications of Univariate Probit Model and Deep Learning

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

魏紹恩³

國立高雄科技大學 企業管理系碩士班 研究生

colin161616@gmail.com

摘要

半導體產業在現代電子設備中的重要性，使其在全球科技浪潮中備受關注。台灣憑藉其製造專長、創新技術和穩固的產業鏈，在全球半導體產業中扮演關鍵角色，然而近年台灣半導體產業面臨全球供應鏈波動和地緣政治緊張等挑戰。

本研究旨在利用台灣與美國的總體經濟和財經變數，預測台灣半導體類股熊市發生的機率。研究採用單變量靜態與動態Probit模型以及長短期記憶網絡模型 (LSTM)，並比較這些模型在不同落後期 ($h=1, 3, 6, 9$)下的預測表現。研究結果發現，美國費城半導體指數、美元指數和美國貨幣供給量M2是有效預測變數；在比較靜態與動態模型時，動態模型無論在Probit或LSTM模型上皆表現更佳；若比較Probit和LSTM兩種模型的預測能力，除了在 $h=1$ 的靜態模型與 $h=9$ 的動態模型外，Probit模型在大多數情況下表現優於LSTM。

本研究的重要發現包括LSTM的預測表現並非總是優於Probit模型，顯示Probit與LSTM模型在不同條件下各有適用時機；此外本研究亦證實美國費城半導體指數、美元指數和美國貨幣供給量M2與台灣半導體類股熊市之間的顯著相關性，強調美國經濟變數對於台灣半導體股市預測的重要性，這對未來股市研究和投資者決策具有重要參考價值。

關鍵詞：熊市預測，半導體類股，總體經濟變數，單變量 Probit 模型，LSTM。

1. 緒論

1.1 研究背景

台灣在全球半導體產業中扮演著舉足輕重的角色，其成功可歸因於深厚的製造專長、創新的技術發展以及穩固的產業鏈整合能力，半導體製程中從IC設計、晶片製造到封裝測試，台灣的半導體產業涵蓋了以上製程中的每項關鍵步驟，使得台灣在全球市場中佔有不可或缺的地位。台灣半導體產業對於國內外供應鏈皆具有關鍵性的影響力，在2022年其產值即高達4.72兆新台幣，附加價值率更達58.2%，佔據台灣國內生產總值的12.64%，且在全球半導體供應國之中持續穩占僅次於榜首美國；而在晶圓代工、後段封測方面的市占率則穩居世界第一。台灣擁有完整的半

導體供應鏈和產業聚落，不僅是推動國家經濟發展的核心動力，同時也使得台灣成為主導全球產業發展的關鍵力量。近年來，深度學習技術由於大數據的普及、硬體計算能力的飛躍性提升、神經網絡架構的創新，及源始編碼理論的開放和相關編碼工具的發展，推動深度學習在影像識別、語音識別和自然語言處理等領域方面取得突破性進展，眾多的成功案例不僅在學術界與業界引起了廣泛關注，同時也促進更多創新應用的研究和開發。深度學習的核心概念是使用大量數據來訓練神經網絡，使它們能夠自動地學習和提取特徵，進而做出準確的預測或分類。

1.2 研究動機

台灣半導體產業的高度發展不僅在全球科技和製造領域帶來了革命性的變化，也對金融市場產生了深遠的影響，特別是在股市方面。股市預測長久以來皆為人們關注的焦點，早在Lo and MacKinlay (1988)的研究中即顯示股票價格的短期走勢是可預測的，而在Porterba and Summers (1988)的研究結果中也顯示股票價格的長期走勢是可預測的，根據張佳菁(2009)的研究，同一類股中的企業會因其中個別企業股價的變動造成連動效應而影響整體類股的股價，由此可以推測由類股股價影響個別企業股價的反向影響亦然存在；而總體經濟變數與財經變數對於股市的預測力也是預測研究中一個相當重要的主題，因總體經濟變數可能會對股市表現造成重大影響；總體經濟變數通常反映了經濟周期的變化，而股市表現通常與經濟周期有著密切的關聯，因此使用總體經濟變數來預測股市是一個相當可靠的方法。對於台灣股市來說，除了受台灣本身的總體經濟變數影響，也因產業與全球經濟的高度掛勾，他國的總體經濟變數或財經變數如國際貿易、匯率等國際金融市場的波動，皆可能對台灣股市產生巨大影響。故對於股市投資者來說，利用國內外總體經濟和財經變數來預測股市熊市發生機率相當重要，此一策略不僅有助於理解和預測股市趨勢，還能夠為投資決策提供關鍵的資訊，進行有效停損並達到避險的作用。

1.3 研究目的

本研究選擇以總體經濟與財經變數來預測台灣半導體類股熊市，更以新台幣兌美元匯率、工業生產指數成長率、消費者物價水準、失業率、貨幣供給量M2等變數做為本研究的預測變數；並參考李明樺(2014)的研究，選擇Probit模型作為預測股市熊市的模型之一，該研究使用四種單變量Probit模型，變數選擇台灣傳統8大類股與台灣19大類股兩種產業類別，來比較這兩類產業類別對台灣股票市場熊市是否具有預測能力。

Probit模型是一種傳統的統計方法，常用於預測發生機率和處理二分法問題，其在經濟學領域中被廣泛應用於估計經濟衰退、市場轉折點等事件的機率，故利用Probit模型預測半導體類股熊市的優勢在於其模型結構簡單、易於解釋，且能夠處理各種總體經濟與財經變數，如利率對熊市發生機率的影響，然而Probit模型的主要限制在於其預測變數之間的關係為線性，且對於異質性和變數間複雜互動的捕捉能力有限，在面對半導體市場如此高度動態和非線性的環境時，Probit模型可能無法充分捕捉到所有影響市場的因素，而LSTM是一種專門設計來解決傳統RNN在處理長期時間序列資料時的記憶問題，LSTM能夠有效地處理和預測具有時間序列特性的資料，使得其在金融市場預測中特別有用。本研究為了更全面了解台灣半導體產業的股市表現，除了考量台灣自身的總體經濟和財經變數外，也同時關注重要他國美國的股市與經濟動態，因為美國不僅是全球最大的經濟體，也是科技創新和半導體產業的重要樞紐。

本研究將利用台灣與美國的總體經濟與財經變數來預測台灣半導體熊市發生機率，而因為傳統的Probit模型和現代的深度學習方法如LSTM各有其優勢和局限，故同時使用這兩種模型來預測半導體產業的股市熊市機率，並比較兩者的預測準確度，期待能更全面地理解影響台灣半導體市場的動態因素，亦希望藉此機會探究LSTM能否補足Probit模型捕捉能力有限的缺點，期待LSTM作為新型態預測方法能夠透過本次研究證明其預測力優於傳統Probit統計模型。

2.文獻探討

2.1 股市牛熊市定義

牛熊市在學界及業界皆已被普遍使用在各種股市研究或金融市場狀態描述上，然而對於定義牛市與熊市的準

則卻未能凝聚出統一的共識，因此在做任何預測牛熊市的研究之前，研究者都需要先定義牛市和熊市。過去的文獻中，Kim and Zumwalt (1979)認為當股價上漲時，股市即呈現牛市；而選擇以類似於定義景氣波動的作法，像是藉由判別股市擴張或衰退來定義牛熊市，即藉由判斷出股價的波峰與波谷，進而將股價波動自高峰至低谷之間的時間區段定義為熊市，該定義方式自發布後被廣泛認同，此後有相當多的研究利用此種定義方式來定義牛熊市，例如Chen (2009)就以股價或報酬超過過去一段時間的移動平均作為牛市的定義。

Chauvet and Potter (2000)認為牛熊市的定義方式需先對股價的高峰及低谷進行認定，至於要如何認定股價的波峰與波谷，其認為可根據Hamilton (1989)所發展出的馬可夫轉換模型的參數法來定義；Pagan and Sossounov (2003)則建議延續Chauvet and Potter (2000)的方法，並同時使用修改自Bry and Boschan (1971)研究中所發展出的Bry-Boschan法則下的非參數法，對應股市與股票的特性來定義牛熊市，自此的研究大多開始採用此種定義模式來定義牛熊市，例如Nyberg (2013)以修改後之Bry-Boschan法則來定義牛熊市；李明樺(2014)使用修正的Bry-Boschan法則定義牛熊市，以四種單變量Probit模型，加上使用台灣股市的經典8大類股與19大類股產業類別來比較以上產業類別對台灣股市熊市是否具有預測能力；李偉銘、吳淑貞、黃啟泰(2015)也使用修正的Bry-Boschan法則定義牛熊市，以利用期間利差、CPI年增率等共9項總體經濟變數搭配單變量靜態Probit模型來預測台灣股市大盤與類股熊市狀況，其研究結果顯示期間利差在較短期與較長期皆具預測力。本研究參考以上的牛熊市定義方法，依照Pagan and Sossounov (2003)的準則與建議，使用修正後之Bry-Boschan法則來認定台灣半導體類股的牛市與熊市。

2.2 總體經濟與財經變數對熊市的預測

許多的文獻顯示使用總體經濟或財經變數來預測股市有著優異的預測表現，例如Liu, Resnick and Shoemsmith (2004)使用多個總體經濟變數來檢驗美國、英國、法國、德國、荷蘭、瑞典、比利時、澳洲、加拿大等九個國家股市狀態，研究結果顯示期間利差於預測熊市時在美國的效果比起在其他八個國家更具預測能力；Chen (2009)使用如期間利差、失業率、通貨膨脹率、貨幣存量、總和產出、聯邦基金利率、政府公債及名目有效匯率等總體經濟與財經變數來預測美國股市，其研究結果顯示期間利差與通貨膨脹率在預測熊市時不論在樣本內外皆具顯著預測能力，而其他變數也都有不錯的預測表現；顧芸慈(2012)檢視總體經濟變數對台股市場的預測能力，研究結果顯示期間利差、通貨膨脹率、製造業生產指數、貨幣供給量M1B成長率、重貼現率、匯率以及政府負債等總體經濟與財經變數分別對一個月至兩年後的台股熊市有著不同的預測能力，其中以政府負債變動及貨幣政策對台股的預測力最佳，當中值得注意的是期間利差的結果與過往理論或美國的研究並不一致，且該研究在頑強性檢視方面發現以較近期的樣本期間來預測熊市的話，無論使用國內或國外的總體經濟變數來預測，其預測力皆有可能隨著樣本期間不同而改變。

總結上述的研究結果，Chen (2009)顯示期間利差與通貨膨脹率的預測力較好；顧芸慈(2012)認為政府負債變動及貨幣政策對台灣股市的預測能力較佳，然而因為在Chen (2009)與顧芸慈(2012)的研究結果發現期間利差在預測股市時的效果並不一致，因此本研究在選擇變數時特別排除期間利差。

2.3 Probit 模型應用於股市熊市預測

早期有Resnick and Shoemsmith (2002)以靜態Probit模型加上期間利差來預測股市熊市，結果發現使用十年期政府債券利率與三個月期的國庫券利率所定義出的期間利差能夠有效預測下個月熊市發生機率；Nyberg (2013)同時使用單變量靜態、動態、自迴歸及動態自迴歸Probit模型，並以期間利差與股票報酬等變數來預測美國股市熊市，結果顯示各個模型在預測美國股市熊市中皆具預測力，其中以動態Probit模型的預測力表現最優異，變數方面則是期間利差具有最佳預測力。

在台灣的研究方面，陳佩韋(2013)使用雙變量動態Probit模型來預測台灣景氣衰退與股市牛熊市，其研究結果發現雙變量動態Probit模型在預測景氣衰退時有著較好的表現，而在預測牛熊市時則以單變量動態Probit模型表現較佳；張芷瑜(2014)使用四種單變量Probit模型，以股價產出比、消費財富比等來預測台灣股市熊市，然而其研究結果顯示以這些變數來預測台股熊市中在四種單變量Probit模型皆不顯著；李明樺(2014)使用四種單變量Probit模型來比較

台灣股市的經典8大類股與19大類股產業類別對臺灣股市熊市是否具有預測能力；李偉銘、吳淑貞、黃啟泰(2015)利用期間利差、CPI年增率等共9項總體經濟變數以單變量靜態Probit模型來預測台灣股市大盤與類股熊市狀況，結果顯示期間利差在較短期與較長期皆具預測能力。

2.4 長短期記憶網絡模型 (LSTM)應用於股市預測

LSTM是一種具有記憶性和長期相依性的能力的深度學習模型，多用於處理時間序列資料，近年來LSTM已經逐漸成為深度學習領域中的一個重要模型，並獲得廣泛的應用。LSTM在股市預測中多用於以下研究主題，例如股票價格預測、股市波動性預測、事件檢測與情感分析。周家民(2022)應用深度學習於股票走勢分析研究中，使用神經網絡 (Neural Network, NN)、CNN、LSTM等模型組合合併模型並使用新的前處理方法來處理技術指標，透過預設的閾值或一些條件轉成新的指標，搭配使用部分較為新穎的技術來改善模型，其研究結果顯示在同樣的輸入下時，合併後的模型其預測表現大幅優於其他模型，同時也遠高於簡單預測法的預測表現，加入前處理的指標也讓原本的合併模型及LSTM的準確率分別提升了4.13%以及8.54%；劉柏辰(2022)使用時間卷積網絡 (TCN)結合LSTM，並同時與RNN+LSTM、CNN+LSTM、TCN、RNN、LSTM和門控循環單元 (Gated Recurrent Units, GRU)等六種深度學習模型進行預測績效比較，結果顯示TCN+LSTM的表現明顯優於其他模型，且根據價格預測趨勢圖可以發現當遇到價格趨勢大幅度波動時，TCN+LSTM的預測結果和真實值的差距比起其他模型都來得更小；黃莉婷(2022)則探討LSTM與線性迴歸OLS模型對於新台幣兌美元匯率走勢預測表現，根據未拋補利率平價模型、購買力平價模型、貨幣模型以及泰勒模型選擇總體經濟變數，並將總體經濟變數區分為Decouple與Couple兩種型態納入LSTM與OLS模型進行預測，最後以R平方值、Theil比率作為衡量預測能力標準，除此之外，該研究進一步比較各模型的方向預測表現與交易策略表現，分別利用方向準確率與夏普比率作為衡量準則，而其研究結果顯示LSTM在匯率的預測能力、方向準確率以及交易策略表現皆優於OLS模型，其中以Recursive LSTM表現最佳。

3.研究方法

3.1 牛熊市認定

文獻上在定義牛熊市時多以Pagan and Sossounov (2003)的研究中所建議之Bry-Boschan法則來認定，其認定方法為先找出股市價格的高峰及低谷，再將高峰至低谷的期間定義為熊市、低谷至高峰的期間定義為牛市。找出股市價格高峰與低谷的方法為以資料前後八個月內的時間範圍找到相對高(低)點，例如當第 t 期股價為前後8期資料的最高點時，此期即為高峰 (Peak)，表示如下： $P_{t-8}, \dots, P_{t-1} < P_t > P_{t+1}, \dots, P_{t+8}$ ，相反的，假如第 t 期為前後8期資料的最低點時，此期即為低谷 (Trough)，表示如下： $P_{t-8}, \dots, P_{t-1} > P_t < P_{t+1}, \dots, P_{t+8}$ ，然而單純以上述方法所判斷出的高峰與低谷來認定牛熊市狀態的話，可能會有虛假狀態的問題，故本研究進行了些微的修正，其修正內容如下：除非股市漲跌幅度超過20%，否則單一牛市或單一熊市皆須大於或等於4個月；資料中首個高峰之值須大於自起始點至該時點的任何值，最後一個高峰也必須大於該時點至最後的任何值。本研究以 y 代表台灣半導體類股指標，實現值為二元狀態虛擬變數0或1，設定台灣半導體類股呈現熊市狀態時表示為1，呈現牛市時表現為0。

$$y = \begin{cases} 1, & \text{台灣半導體類股呈現熊市} \\ 0, & \text{台灣半導體類股呈現牛市} \end{cases}$$

因為欲使用 Probit模型之前須對資料進行二元認定，即判別牛熊市狀態，後續小節將接續介紹單變量 Probit模型的架構，而該模型也為本研究主要用到之計量模型之一。

3.2 單變量 Probit 模型

本研究選擇單變量Probit模型來預測台灣半導體類股的熊市發生機率，故本小節將接續前一小節所認定之牛熊市分辨設定，並透過以下簡單形式接續介紹單變量靜態與動態Probit模型之模型設定：

$$y = \begin{cases} 1, & \text{台灣半導體類股呈現熊市} \\ 0, & \text{台灣半導體類股呈現牛市} \end{cases}$$

3.2.1 單變量靜態 Probit 模型設定

單變量靜態Probit模型是一種基本的二元選擇模型，用於估計特定條件下事件發生的機率，模型的基本形式可以表示為：

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{if } y_i^* > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中， y_i 是觀察到的二元變數，給定數值為0或1，1代表熊市發生，0則代表非熊市狀態（即呈現牛市）； y_i^* 為潛在變數（如台股半導體類股熊市），它是一個連續變量，由下方的線性方程式給出： $y_i^* = x_i\beta + \varepsilon_i$ ，此處的 x_i 代表解釋變數（如總體經濟與財經變數）， β 是待估計的模型參數， ε_i 是誤差項，並假設其符合標準常態分配，即 $\varepsilon_i \sim N(0, 1)$ 。

在模型中，解釋變數 x 可以包含多個經濟和財經指標，如工業生產指數、利率、匯率等，這些都是可能影響半導體股市表現的重要因素。模型參數 β 通過最大似估計法來估計，這些參數的估計值提供了解釋變數對目標事件（即熊市）發生機率的影響強度和方向。

3.2.2 單變量動態 Probit 模型設定

單變量動態Probit模型則是以靜態模型為基礎，加入時間序列的動態特性，以處理時間依賴性的數據。動態模型常用於分析隨時間變化的二元過程，其模型設定如下：

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

其中 y_t 表示在時間 t 的二元狀態，而 y_t^* 為潛在的連續變量，由下方的方程式定義： $y_t^* = x_t\beta + \alpha y_{t-1}^* + \varepsilon_t$ ，此處的 x_t 代表解釋變數（在時間 t 的總體經濟與財經變數）， β 是模型參數， α 是自迴歸參數，用以捕捉前一期潛在變數 y_{t-1}^* 對當期潛在變數的影響，而 ε_t 是誤差項，並同樣假設其符合標準常態分配，即 $\varepsilon_t \sim N(0, 1)$ 。

在動態模型中，解釋變數 x 同樣可以包含多個經濟和財經指標。而模型參數 β 和 α 皆藉由最大似估計法來估計，這些參數的估計值同樣提供解釋變數對目標事件（熊市）發生機率的影響強度和方向。

3.2.3 參數估計

對於單變量Probit模型的參數估計，通常採用最大似估計法 (MLE)來估計，此種方法基於在給定的觀測數據之下，找到使該觀測數據出現機率（概似函數）最大的參數值。具體而言在Probit模型中，其概似函數的形式取決於二元變數的分布假設，故本研究假設誤差項 (ε_i) 遵循標準常態分配 ($\varepsilon_i \sim N(0, 1)$)。

對於靜態Probit模型，概似函數為所有獨立觀察值的聯合機率密度函數的乘積，每個觀察值的機率密度由下式給出：

$$P(y_i|x_i) = \begin{cases} \Phi(x_i\beta), & \text{if } y_i = 1 \text{ (熊市)} \\ 1 - \Phi(x_i\beta), & \text{if } y_i = 0 \text{ (牛市)} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中 Φ 表示標準常態分配的累積分配函數。對於動態Probit模型，概似函數同樣基於上述二項分配，但需要考慮自迴歸結構，即前一時期的潛在變數 y_{t-1}^* 對當期的影響，如此導致模型的複雜性增加，因為需要估計自迴歸參數 α 及其他模型參數 β 。

3.2.4 樣本內預測與配適度指標

在完成模型的參數估計後，接下來將利用估計得到的模型進行樣本內預測。此涉及到使用模型並根據現有數據來生成之對應時期的牛熊市狀態的機率預測。對於靜態Probit模型，給定參數估計值和觀察到的解釋變數，可以直接計算任一時期的牛熊市發生機率，即 $\hat{P}(y_t = 1|x_t) = \Phi(x_t\hat{\beta})$ ；對於動態Probit模型，預測同樣基於模型估計值，但需要考慮前一時期的牛熊市狀態，即 $\hat{P}(y_t = 1|x_t, y_{t-1}) = \Phi(x_t\hat{\beta} + \hat{\alpha}y_{t-1})$ ，代表動態模型能夠捕捉時間序列數據的依賴性，提供基於歷史數據的更準確預測。通過這些樣本內預測得以評估模型在解釋和預測市場牛熊轉換方面的

有效性，此外樣本內預測的準確性也是評價模型能力和選擇不同模型間優劣的重要依據。

在模型的樣本內預測中，評估模型配適度是非常重要的一環，因此本研究選擇偽R平方值 (Pseudo R-squared) 與QPS (Quadratic Probability Score)作為主要的模型配適度指標，這兩個指標各自有其特性和計算方式，皆能有效反映模型對實際觀測資料的配適程度。

偽R平方值是一種在羅吉斯迴歸和Probit模型中常用的配適度測量指標，其目的在於提供類似於普通最小平方方法中R平方值的解釋能力，試圖衡量模型解釋的變異量占總變異量的比例，但由於在二元選擇模型中並無解釋所有變異的意義存在，故被稱為「偽」。偽R平方的一個常見計算公式如下： $R_{pseudo}^2 = 1 - \frac{\ln(L_M)}{\ln(L_0)}$ ，其中 L_M 為帶有最大似估計模型之概似函數值，而 L_0 為只包含截距項的「空模型」的概似函數值，該比率顯示其在包含解釋變數後模型的改進程度，其值越接近1代表該模型的解釋能力越強。

而QPS是評估預測模型準確度的一個指標，尤其適用於機率預測，此指標衡量的是預測機率和實際發生結果之間的匹配程度，其常用於天氣預報中的機率預測，也適用於任何二元預測模型。QPS的計算方式如下： $QPS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{p}_i)^2$ ，其中 N 為樣本大小， y_i 為觀測到的二元結果（1或0，即熊市或牛市），而 \hat{p}_i 為模型預測的機率（如熊市發生的機率），此一分數基本上為觀察值和預測機率之間差的平方和的平均值，其分數越低，表示該模型的預測與實際結果越接近，代表該模型的預測準確度越高。

3.2.5 樣本外預測與配適度指標

樣本外預測涉及使用自模型估計中獲得之參數來對非訓練資料集進行預測，在Probit模型中，這通常代表著使用估計的模型參數來計算每個觀測事件發生機率，在樣本外預測時，靜態和動態Probit模型的計算皆遵循相似的形式：對於靜態Probit模型： $\hat{P}(y_t = 1|x_t) = \Phi(x_t\beta)$ ，此處 x_t 是時間 t 的解釋變數向量， β 是從訓練資料估計得來的參數， Φ 是標準常態分配的累積分配函數 (CDF)；對於動態Probit模型，包含自迴歸項的預測方程式為： $\hat{P}(y_t = 1|x_t, y_{t-1}) = \Phi(x_t\beta + \hat{\alpha}y_{t-1})$ ，其中 $\hat{\alpha}$ 是自迴歸參數。

本研究在樣本外預測的模型配適度指標上採用均方誤差 (MSE)和QPS來檢定，關於QPS的說明請參考前一小節的說明。至於MSE是一個衡量平均誤差平方的指標，常用於迴歸分析及其他預測模型的評估，在二元預測模型的背景下，MSE用來評估其預測機率和實際發生之間的差異。以下是MSE的計算公式： $MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{p}_i)^2$ ，其中 N 為樣本數， y_i 為觀測到的二元結果（1或0，即熊市或牛市），而 \hat{p}_i 為模型預測的機率（如熊市發生的機率）。

3.3 長短期記憶網絡模型 (LSTM)

LSTM是一種特殊的RNN，專門設計來解決RNN在處理長時間序列數據時面臨的梯度消失或梯度爆炸的問題，以下將深入探討LSTM的關鍵組件以及其方程式。

LSTM主要包含三種類型的門 (Gates)：遺忘門 (Forget Gate)、輸入門 (Input Gate)和輸出門 (Output Gate)，這些門控制著訊息的流入與流出，以及在單元間的流動，以下為每個門的基本方程式和功能：遺忘門的作用是決定從單元狀態中丟棄那些訊息，其通過以下公式計算： $f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f)$ ，

其中 f_t 表示時間步 t 的遺忘門的輸出， σ 是sigmoid函數， W_f 是遺忘門的權重矩陣， h_{t-1} 是前一時間步的輸出， x_t 是當前時間步的輸入， b_f 是偏差項；輸入門決定哪些新的訊息將被儲存於單元狀態中，此由兩部分組成，一個sigmoid層決定哪些訊息值將更新，以及一個tanh層創建之一個新的候選值向量將被加到狀態中： $i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i)$ 、 $\tilde{C}_t = \tanh(W_C[h_{t-1}, x_t] + b_C)$ ，其中 i_t 表示輸入門的sigmoid輸出， \tilde{C}_t 是候選值向量；輸出門的功能是決定下一個隱藏狀態的值，該隱藏狀態包含了從單元中過濾出的訊息，此將用於預測或決策： $o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o)$ 、 $h_t = o_t * \tanh(C_t)$ 其中 o_t 表示輸出門的輸出， h_t 是當前隱藏狀態， C_t 是當前單元狀態。

LSTM的核心在於其單元狀態的更新方式，而單元狀態是透過時間傳遞的，其允許網絡保持長期的依賴性，單元狀態的更新公式如下所示： $C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$ ，此處 C_t 為當前時間步的單元狀態， C_{t-1} 是前一時間步的單元狀

態，這樣的設計允許LSTM通過時間的推進選擇遺忘或保留訊息。

在應用LSTM來預測熊市發生機率時，其模型設定通常包含以下步驟：將經濟和財經變數整理成時間序列格式，例如相關類股指數、匯率、工業生產指數、貨幣供給量、利率等被認為可能影響半導體類股市場表現的總體經濟與財經變數；對資料進行標準化或同化處理，以使模型訓練更加有效，此外可能需要從原始時間序列中建構滾動窗口(rolling window)的特徵集，用以捕捉時間序列的動態特性；設計LSTM網絡架構，包含選擇適當的層數、神經元數量(unit)、激發函數(如ReLU(Rectified Linear Unit))等，而LSTM層後通常會接一個或多個密集連接層，以進行特徵的非線性組合，最後一層為輸出層，通常使用sigmoid激發函數來輸出熊市發生的機率；使用歷史數據訓練LSTM，其中的損失函數常使用二元交叉熵(Binary Cross-Entropy)，而優化器可選用如Adam(Adaptive Moment Estimation)或RMSprop；在獨立的測試集上評估模型的績效表現，使用指標如準確率、AUC(Area Under Curve)或MSE等，並根據評估結果進行模型調整和優化，最終模型將用於預測未來某一時點的熊市發生概率。

LSTM的設計允許其有效處理和預測具有長期時間依賴性的序列資料，故應用LSTM於預測股票市場，利用其對時間序列資料的深層學習能力，以提高預測的準確性和可靠性，將能協助投資者更深入理解股市動態，並將為投資者的投資決策提供更強的數據支持。

4. 研究結果

4.1 研究資料

本研究基於Probit與LSTM模型，利用台灣與美國的總體經濟變數和財經變數來預測台灣半導體類股熊市，而在挑選總體經濟變數和財經變數時，選擇匯率、工業生產指數、消費者物價指數、貨幣供給量M2、短期利率，以及期間利差，此外，美國費城半導體指數亦被本研究納入，作為預測變數之一，此乃基於其在全球經濟中的代表性及與台灣半導體產業的關聯性。在計算期間利差時主要參考王昶程(2015)的定義：十年期中央政府公債次級市場利率與商業本票31~90天期次級市場利率之間的差異。

本研究選擇台灣資訊科技指數(Taiwan Information Technology Index)作為實證資料，因其綜合反映了台灣資訊科技產業的表現，該指數自2005年8月首次編撰公開，因此選擇將2005年8月至2023年11月作為研究的時間範圍。本研究所使用的數據的來源涵蓋台灣經濟統計資料庫(AREMOS)、中華民國統計資訊網、美國聯準會經濟數據庫(FRED)及經濟合作暨發展組織(OECD)確保資料的可信性和完整性，美國費城半導體指數則是透過雅虎財經(yahoo finance)歷史資料獲得。

4.2 資料預處理

4.2.1 牛熊市判定

通過對2005年8月至2023年11月期間的台灣資訊科技指數和用來對比的美國費城半導體指數進行牛熊市的劃分，得以觀察兩個市場在樣本期間內的周期性變化。因受到資料期間的限制，對於首個或最後出現的牛市或熊市將無法確保該期間的起迄是否為該牛、熊市真實的起始或結束，故包含首次與最後一次的牛、熊市皆未被列入平均期間與完整循環的計算。根據結果顯示，台灣資訊科技指數的牛、熊市平均持續期間在比例上有著2:1的傾向(牛市平均持續期間月22.66個月，熊市平均持續期間約10個月)，而美國費城半導體指數的牛、熊市平均持續期間比例則相當平均(牛市平均持續期間月18.33個月，熊市平均持續期間約18個月)，若只單看熊市平均持續期間，台灣資訊科技指數為10.29個月，小於美國費城半導體指數的15.71個月；本研究將經歷一次牛市與熊市定義為一次完整循環週期，因此台灣資訊科技指數在資料期間內共含有6次完整循環，美國費城半導體指數則含有5次完整循環。

基本上，台灣在全球半導體製造業中佔有舉足輕重的地位，而美國則在半導體設計和市場需求方面發揮著領導作用，故理論上這兩個市場的表現應該存在相當高的同步性，尤其是在股市處於熊市狀態時，往往代表全球半導體產業面臨共同的外部挑戰和困境之時。本研究將台灣資訊科技指數與美國費城半導體指數的歷史資料進行時間序列比較，對比結果也證實台灣資訊科技指數與美國費城半導體指數之間存在著高達0.9863的正相關，如此高的相關

性不僅反映了兩國半導體股市之間的聯動性，也凸顯了全球半導體產業的整體走向對於兩者各自股票市場的影響。

綜上所述，通過對台灣資訊科技指數和美國費城半導體指數之間相關性的分析，不僅確認了兩國市場之間存在顯著的正相關關係，也證實了此一結果符合現實狀況中的預期。此結果加深了本研究對全球半導體產業相互依存性的深入理解，為後續進一步研究提供了寶貴的實證基礎。

4.2.2 ADF (Augmented Dickey-Fuller)檢定

在進行時間序列分析時，特別是有關預測股市的研究中，確定資料的定態性是一項關鍵步驟，因為非定態時間序列資料可能會導致分析結果出現失真，故為了避免因時間趨勢或隨機漫步特性造成的偽迴歸 (Spurious Regression)問題，本研究採用了ADF檢定來檢查資料是否具有單根，即檢測序列是否為非定態。結果顯示所有變數的資料皆具有單根性質，此一結果迫使各變數資料皆需進一步做差分處理以確保資料為定態以保證後續分析的準確性。

本研究再次進行ADF檢定後發現，絕大多數變數的檢定統計量更為顯著，除了台灣貨幣供給量M2 (M2)外其他變數的p值皆低於0.1，此結果意謂著即使經過差分處理，台灣貨幣供給量M2 (M2)仍然是非定態的，故將之視為該變數本身即為定態資料，不受差分處理影響。以上結果代表將資料經過差分處理後，可使各變數之時間序列資料達到了定態。資料經過差分後的檢定結果顯示，通過對原始資料進行差分處理可以有效消除資料的單根性質，使大部分變數資料達到定態以適合時間序列分析。根據本次檢定結果本研究後續的模型分析都將以一次差分後的變數資料作為實證樣本。

4.2.3 敘述統計分析

深入分析變數資料的基本特性也是至關重要的一環。各項變數的敘述統計結果涵蓋了各變數從2005年8月至2023年11月期間共221筆資料，從台灣資訊科技指數牛熊市的平均數0.327來看，台灣在這一時期大約有32%的時間處於熊市狀態；此外，台灣資訊科技指數原始數值 (FTSETWSETT)的最大值和最小值分別為25575和3694.2，且其標準差為5850顯示該時期台灣資訊科技指數的波動範圍，表明該指數在此期間內的變異程度相對較大。對於偏態和峰態的分析則能夠提供關於數據分布形狀的進一步資訊，例如，新台幣兌美元匯率 (NTD_ER)的偏態為-0.042，接近於0，表明其分布接近於對稱；而失業率 (UR)的峰態為10.661，顯示失業率分布相比於常態分布更為尖峰。

4.3 實證結果

4.3.1 預測變數選擇

本節旨在於找出影響台灣半導體類股進入熊市的顯著變數，而在預測模型中選擇適當的落後期對於提升預測精準度亦極為重要，對於時間序列的研究對象而言，落後期 (lagged variable)的設定是確保模型既不過度複雜化，也不遺漏重要資訊的一個關鍵步驟。為了檢視模型的預測能力，本研究將各項預測變數的落後一期 (h=1)資料各自與台灣半導體類股熊市組成靜態Probit模型以找出對台灣半導體類股熊市的顯著影響因子。這些模型的檢驗結果能夠反映出不同變數的各自重要性，其中係數的正負號代表了變數與熊市的關聯方向，而係數的大小則反映了其影響力的強弱。

根據表1顯示的結果可以發現美國費城半導體指數 (SOX_US)、美國貨幣供給量M2 (M2_US)以及美元指數 (USD_index)等三項變數對台灣半導體類股熊市呈現出顯著的影響力。顯然在進行台灣半導體類股熊市預測時，與美國經濟相關的這三項指標具有良好的預測能力。其中美元指數 (USD_index)的上升反映出美國經濟相對其他國家更為強勁，導致全球資本流向美國市場，進而可能影響台灣的股市投資，增加台股呈現熊市的風險；美國費城半導體指數 (SOX_US)的負向關係顯示當美國半導體股市狀況良好時，台灣半導體股市也會因此前景看好而趨向呈現牛市，故而遠離熊市狀態；而美國貨幣供給量M2 (M2_US)之顯著性影響可說明，當美國採取寬鬆的貨幣政策時，對於台灣股市的增長具有正面效果，尤其是半導體類股。

其次就關係方向性來看，台灣與美國的工業生產指數 (IP, IP_US)、貨幣供給量M2 (M2, M2_US)、期間利差

(term_spread, TS_US)，以及美國費城半導體指數 (SOX_US)皆與台灣半導體類股熊市呈現負向關係。美國作為全球最大經濟體之一，任何股市波動常引發全球投資者的反應，其中美國費城半導體指數 (SOX_US)高漲代表股市狀態正好、呈現牛市狀態，也因此可以推估費美國費城半導體指數 (SOX_US)與台股半導體類股熊市將呈現負向關係，而其估計結果也符合上述預期；而在美國貨幣供給量M2 (M2_US)方面，供給量上升代表著更寬鬆的貨幣政策，此舉有助於市場流動性提高，進而帶動股市成長，故其估計結果也同樣合乎預期為負向關係。

本研究不僅對各變數的影響進行了詳細檢驗，同時也考量了模型的偽R平方值與QPS。美國費城半導體指數 (SOX_US)、美元指數 (USD_index)和美國貨幣供給量M2 (M2_US)不僅在p值上表現出顯著性（依序為SOX_US之p值=0.002、M2_US之p值=0.032，皆小於0.05，USD_index之p值=0.097，則小於0.1），其偽R平方值和QPS亦是眾多變數中表現最佳的三者，更進一步確認了這些變數在預測模型中的適用性。偽R平方值較高顯示模型對熊市的變異解釋度較好，而較低的QPS則顯示模型預測的準確性較高。

總結來說，此一結果提供了對於預測台灣半導體類股熊市的有力指引，顯著性結果指出了哪些變數對於熊市的預測是關鍵性的，而偽R平方值與QPS的結果則印證了模型預測的可靠性，表示美國費城半導體指數 (SOX_US)、美元指數 (USD_index)和美國貨幣供給量M2 (M2_US)是預測台灣半導體類股熊市的良好指標。

表 1 各項預測變數對熊市的預測力估計結果

變數	係數	p 值	偽 R 平方值	QPS
NTD_ER	0.2968	0.141	0.0079	0.4308
IP	-0.0122	0.427	0.0023	0.4345
CPI	0.0277	0.853	0.0001	0.4359
UR	0.0760	0.921	3.589*10-5	0.4359
M2	-5.957*10-7	0.255	0.0047	0.4332
CP30_rate	1.3012	0.231	0.0053	0.4319
term_spread	-0.9071	0.282	0.0043	0.4333
SOX_US	-0.0026	0.002***	0.0404	0.4139
USD_index	0.0750	0.097*	0.0101	0.4297
IP_US	-0.0131	0.854	0.0001	0.4359
CPI_US	0.0981	0.356	0.0031	0.4336
UR_US	0.0061	0.960	9.302*10-6	0.4359
M2_US	-0.0020	0.032**	0.0199	0.4265
TS_US	-0.1937	0.613	0.0009	0.4353
CP_rate_US	0.3223	0.335	0.0033	0.4327

附註：(1)本表使用單變量靜態 Probit 模型來預測熊市： $y_t = \alpha + \beta x_{t-h}$ ， y = 台股半導體類股熊市的機率， x = 各項變數， $h = 1$ 。(2)樣本期間為 2005 年 9 月至 2023 年 11 月。(3)檢定顯著水準 (p 值) 設定為 10%，p 值小於 0.01 以***為標示、小於 0.05 以**為標示、小於 0.1 以*為標示，其結果為 SOX_US 最顯著，其次為 M2_US，最後是 USD_index。(4)偽 R 平方 (Pseudo R²)之結果，表現最佳之前三名依次為 SOX_US、M2_US、USD_index，結果以粗體標明於表中。(5) QPS (Quadratic Probability Score)之結果，表現最佳之前三名依次為 SOX_US、M2_US、USD_index，結果以粗體標明於圖表中。(6)因部分數值較小，為了更清楚比較差異，數值呈現至小數點後四位。

4.3.2 變量靜態 Probit 模型樣本內結果分析

透過前一小節的實證結果得出變數美國費城半導體指數 (SOX_US)、美國貨幣供給量M2 (M2_US)以及美元指

數 (USD_index)對台股半導體類股熊市有良好的預測表現，故可以預期在同一模型中將此三項變數同時對台股半導體類股熊市進行估計會比起各自估計具有更好的模型配適度表現。

估計結果顯示於表2，此時作為使用三項變數的單變量靜態Probit模型來預測台灣半導體類股熊市時，變數美國費城半導體指數 (SOX_US)美國貨幣供給量M2 (M2_US)仍然與台灣半導體類股熊市呈現負向關係，然而效果相比起各自估計有些微的差異，其中美國費城半導體指數 (SOX_US)在預測當期台灣半導體類股熊市狀態時最為顯著，美國貨幣供給量M2 (M2_US)則在10%顯著水準下具有影響力，美元指數 (USD_index)則不顯著，上述結果反應不同美國經濟指標對台灣半導體類股熊市預測的影響，美國費城半導體指數 (SOX_US)因直接關聯於半導體產業與股市，所以影響最顯著；美國貨幣供給量M2 (M2_US)顯示全球總體經濟與美國長期政經策略對台灣經濟的影響，但與美國費城半導體指數 (SOX_US)共同估計時顯著程度較薄弱；至於美元指數 (USD_index)反映國際資金流向對台灣股市的影響，在與美國費城半導體指數 (SOX_US)共同估計時則呈現不顯著。

表 2 單變量靜態 Probit 模型樣本內估計結果

變數	係數	p 值
const	-0.354	0.001
SOX_US	-0.002	0.005***
USD_index	0.034	0.469
M2_US	-0.001	0.053*
模型配適度指標		
偽 R 平方		0.0589
QPS		0.4058

附註：(1)本表使用單變量靜態 Probit 模型來預測熊市： $y_t = \alpha + \beta x_{t-h}$ ， y = 台股半導體類股熊市的機率， x = SOX_US, M2_US, USD_index， $h = 1$ 。(2)樣本期間為 2005 年 9 月至 2023 年 11 月。(3)檢定顯著水準 (p 值) 設定為 10%，p 值小於 0.01 以***為標示、小於 0.05 以**為標示、小於 0.1 以*為標示，其結果為變數 SOX_US 顯著。(4)偽 R 平方與 QPS 值為了方便與其他模型比較差異，數值呈現至小數點後四位。

單變量靜態Probit模型配適度指標之偽R平方數值達到0.0589，比起美國費城半導體指數 (SOX_US)、美國貨幣供給量M2 (M2_US)以及美元指數 (USD_index)各自獨立估計之模型的偽R平方數值有更好的預測表現 (0.0589 > 0.0404、0.0101、0.0199)，而QPS也同樣進一步降低至0.4058，低於美國費城半導體指數 (SOX_US)、美國貨幣供給量M2 (M2_US)以及美元指數 (USD_index)各自獨立估計之模型的QPS (0.4058 < 0.4139、0.4297、0.4265)，代表該模型之預測表現相較於各自獨立估計的模型有更好的預測表現。

4.3.3 變量動態 Probit 模型樣本內結果分析

在預測模型中加入台灣半導體類股熊市自身落後一期 (y_lagged)作為預測變數之一後，發現與之搭配的各项預測變數的預測力顯著受到排擠，這可能是因為熊市的自身落後期捕捉到了市場狀態變化的主要動態，從而對其他變數造成了「掩蔽效應」。以表2的模型為基礎，在所有模型中加入熊市自身落後一期 (y_lagged)後得到表3的結果，可以發現新台幣兌美元匯率 (NTD_ER)成為了模型適配度最好的變數，其次是台灣短期利率 (CP30_rate)，此與原來表2的結果並不相同。這說明在考慮市場自身時間序列特性後，市場自身時間序列特性與熊市之間的關聯性反而成為了影響力的重要因素。

基於台灣半導體類股熊市自身落後期對當期預測表現的影響十分顯著，故本研究將原先靜態模型中顯著的美國費城半導體指數 (SOX_US)、美國貨幣供給量M2 (M2_US)以及美元指數 (USD_index)，加入在動態模型中顯著的台灣半導體類股熊市自身落後期 (y_lagged)，成為另一預測模型。表4展示了單變量動態Probit模型樣本內估計結

果，在加入熊市自身落後期 (y_lagged)後，可以看到該變數呈現唯一顯著性，由此證明市場狀態的落後期對於當前市場狀態具有決定性影響。若進一步比較表2與表4可以發現，加入台灣半導體類股熊市自身落後期後，有關美國費城半導體指數 (SOX_US)與美元指數 (USD_index)對台灣半導體類股熊市的預測，雖然皆呈現不顯著，但影響方向卻有所改變，只有美國貨幣供給量M2 (M2_US)不論在靜態或是動態仍維持不顯著的負向關係，顯著性方面僅剩台灣半導體類股熊市自身落後期 (y_lagged)的影響。

表 3 單變量動態 Probit 模型樣本內結果

變數	係數	p 值	偽 R 平方值	QPS
y_lagged	3.4327	0.000***	0.6764	0.1070
NTD_ER	-0.8737	0.009**		
y_lagged	3.0354	0.000***	0.6498	0.1105
IP	0.0041	0.870		
y_lagged	3.0393	0.000***	0.6507	0.1105
CPI	0.1198	0.606		
y_lagged	3.1257	0.000***	0.6569	0.1099
UR	-1.9322	0.175		
y_lagged	3.0484	0.000***	0.6503	0.1108
M2	3.423*10 ⁻⁷	0.675		
y_lagged	3.0931	0.000***	0.6619	0.1075
CP30_rate	2.2834	0.065		
y_lagged	3.0340	0.000***	0.6516	0.1092
term_spread	-0.7388	0.475		
y_lagged	3.0383	0.000***	0.6497	0.1107
SOX_US	0.0001	0.929		
y_lagged	3.0561	0.000***	0.6504	0.1105
USD_index	-0.0312	0.655		
y_lagged	3.0321	0.000***	0.6497	0.1106
IP_US	0.0135	0.915		
y_lagged	3.0424	0.000***	0.6524	0.1109
CPI_US	0.1437	0.386		
y_lagged	3.0729	0.000***	0.6516	0.1104
UR_US	-0.3127	0.485		
y_lagged	3.0155	0.000***	0.6503	0.1105
M2_US	-0.0005	0.700		
y_lagged	3.1670	0.000***	0.6596	0.1104
TS_US	0.9986	0.100		
y_lagged	3.0347	0.000***	0.6498	0.1107
CP_rate_US	-0.0720	0.887		

附註：(1)本表使用單變量動態 Probit 模型來預測熊市： $y_t = \alpha + \beta x_{t-h} + \gamma y_{t-h}$ ， y = 台股半導體類股熊市的機率， x =

各項變數， $h = 1$ 。(2)樣本期間為 2005 年 9 月至 2023 年 11 月。(3)檢定顯著水準 (p 值) 設定為 10%，p 值小於 0.01 以***為標示、小於 0.05 以**為標示、小於 0.1 以*為標示，其結果為 y_{lagged} 最為顯著，其次才為 NTD_ER 。(4)偽 R 平方 (Pseudo R^2)之結果，表現最佳之前三名依次為 NTD_ER 、 $CP30_rate$ 、 TS_US ，並將結果以粗體標明於圖表中。(5) QPS (Quadratic Probability Score)之結果，表現最佳之前三名依次為 NTD_ER 、 $CP30_rate$ 、 $term_spread$ ，並同樣將結果以粗體標明於圖表中。(6)因部分數值較小，為了更清楚比較差異，數值呈現至小數點後四位。

表 4 單變量動態 Probit 模型樣本內估計結果

變數	係數	p 值
const	-1.7107	0.000
y_{lagged}	3.0404	0.000***
SOX_US	2.844*10-6	0.998
USD_index	-0.0317	0.656
M2_US	-0.0005	0.693
模型配適度指標		
偽 R 平方		0.6510
QPS		0.1103

附註：(1)本表使用單變量動態 Probit 模型來預測熊市： $y_t = \alpha + \beta x_{t-h} + \gamma y_{t-h}$ ， y = 台股半導體類股熊市的機率， $x = SOX_US, M2_US, USD_index$ ， $h = 1$ 。(2)樣本期間為 2005 年 9 月至 2023 年 11 月。(3)檢定顯著水準 (p 值) 設定為 10%，p 值小於 0.01 以***為標示、小於 0.05 以**為標示、小於 0.1 以*為標示，其結果為變數 y_{lagged} 顯著。(4)偽 R 平方與 QPS 值為了方便與其他模型比較差異，數值呈現至小數點後四位。

比較表 2 與表 4 中靜態和動態 Probit 模型的估計配適度時，動態模型在偽 R 平方值上顯示出顯著的提升，自靜態的 0.0589 增加到 0.6510；而 QPS 則從靜態的 0.4058 顯著下降到 0.1103。此一提升符合原先的預期，即動態模型由於考慮了市場狀態的連續性，因此在捕捉市場風險時提供了更精確的評估。

4.3.4 單變量 Probit 模型樣本外結果分析

本研究透過滾動窗口預測方法 (Rolling Window Prediction Method) 來對台灣半導體類股熊市的樣本外表現進行估計，選取 70% 的數據作為訓練集 (窗口大小)，餘下的 30% 則用於樣本外測試。這種分割比例能夠確保有足夠的數據量進行模型訓練，同時保留了一定量的數據來測試模型對於新數據的適應和預測能力。表 5 為樣本外預測結果，MSE 和 QPS 是衡量模型預測績效的兩個重要指標，其中 MSE 衡量了預測值與實際值之間差異的平均程度，而 QPS 則提供了預測值的整體模型配適度評分。

表 5 單變量 Probit 模型樣本外估計配適度表現

	MSE	QPS
靜態	0.1801	0.3603
動態	0.1006	0.2013

附註：(1)本表使用之單變量靜態 Probit 模型： $y_t = \alpha + \beta x_{t-h}$ ， $x = SOX_US, M2_US, USD_index$ ， $h = 1$ ，單變量動態 Probit 模型： $y_t = \alpha + \beta x_{t-h} + \gamma y_{t-h}$ ， $x = SOX_US, M2_US, USD_index$ ， $h = 1$ 。(2)樣本期間為 2005 年 9 月至 2023 年 11 月。(3)MSE 與 QPS 值為了方便與其他模型比較差異，數值呈現至小數點後四位。

分析結果顯示靜態模型的 MSE 為 0.1801、QPS 為 0.3603，而動態模型的 MSE 為 0.1006、QPS 為 0.2013，比較兩個模型的預測結果，動態模型在樣本外預測的配適度方面表現更為優秀，此一結果符合本研究的預期，因為相較於靜態模型，動態模型通過考慮市場狀態的自我相關性，獲得更豐富的市場資訊，預測能力的表現因此得以優於靜態模型。

4.3.5 長短期記憶網絡模型 (LSTM)預測結果分析

本小節將進行LSTM的預測，探討相關總體經濟與財經變數對台灣半導體類股熊市的預測能力。本研究使用Python程式作為運算工具。首先，根據先前Probit模型預測變數選擇的結果，在LSTM亦將美國費城半導體指數(SOX_US)、美元指數(USD_index)、美國貨幣供給量M2(M2_US)作為預測變數，且使用落後一期(h=1)的資料來預測當期台股半導體類股熊市發生機率，決定適合的滯後期數對於維持時間序列的時序關聯性相當重要；其次，在資料的標準化階段使用標準化方法(Standard Scaler)來轉換特徵資料，以消除不同尺度帶來的影響，這有助於提高模型學習的效率和預測的準確性；關於樣本外分析，LSTM所使用的分割比例亦為訓練集70%，測試集30%。

本研究模型在訓練和評估過程中採用二進制交叉熵作為損失函數，並以準確性作為模型表現的衡量。經過測試，在8個訓練週期(epochs)後，模型經由訓練集學習到了預測股市熊市的最佳能力。模型訓練完畢後，再繼續對測試集資料進行預測，最後將預測結果轉換為二元分類輸出，以評估模型的預測準確度。模型配適度的評估同樣利用MSE和QPS。LSTM的預測結果呈現於表6，而在比較表5與表6後可以發現，相比於靜態Probit模型，LSTM的MSE和QPS顯示出優勢(靜態LSTM的MSE=0.1585<0.1801, QPS=0.3170<0.3603)，其原因推測為LSTM在捕捉時間序列數據的長期依賴特性方面的能力較好，但在另一方面，動態LSTM在MSE和QPS兩項指標的表現均未優於動態Probit模型(動態LSTM的MSE=0.1119>0.1006, QPS=0.2238>0.2013)。

表 6 LSTM 預測結果

	MSE	QPS
靜態 LSTM 模型	0.1585	0.3170
動態 LSTM 模型	0.1119	0.2238

附註：(1)本研究 LSTM 模型的預測變數落後期選擇為 1 期 ($h = 1$)。(2)本研究 LSTM 模型所使用資料的分割比例為訓練集比例為 70%，測試集比例為 30% (test size=0.3)。(3)本研究 LSTM 模型的時間步選擇為 3 次 (time steps=3)。(4)本研究 LSTM 模型有四層，第一層有 400 個神經元，第二層有 200 個神經元，第三層有 100 個神經元，第四層有 50 個神經元 (unit=400.200.100.50)。(5)本研究 LSTM 模型中，每層運算後將隨機捨棄 30% 的神經元 (Dropout=0.3)。(6)本研究 LSTM 模型將重複使用 8 次訓練集資料來訓練模型 (epochs=8)。(7)MSE 與 QPS 值為了方便與其他模型比較差異，數值呈現至小數點後四位。

結果顯示在使用落後 1 期 ($h=1$) 的美國費城半導體指數 (SOX_US)、美國貨幣供給量 M2 (M2_US) 以及美元指數 (USD_index) 來預測台灣半導體類股熊市時，靜態模型中 LSTM 有較佳的預測績效，然而在動態模型時，反而是 Probit 模型有更好的預測表現。因此本研究想在此研究結果上更進一步探索在不同落後期數時，兩模型的預測績效比較是否會呈現不同的結果，故本研究設定預測變數在四種不同落後期 ($h=1、3、6、9$) 時，檢測靜態與動態的 Probit 與 LSTM 模型的預測表現，並評估其預測績效，此一結果呈現在表 7。

根據表 7 可知，在落後 3 期 ($h=3$) 時，動態 Probit 模型有著最優異的預測表現(不論是在 MSE 或是 QPS 皆為最好)，而與落後 1 期 ($h=1$) 的結果不同的是，此時的 LSTM 不論是在靜態亦或是動態皆未能展現出比 Probit 模型更好的預測力；而在落後 6 期 ($h=6$) 時，同樣也是動態 Probit 模型有著最優異的預測表現(在 MSE 或是 QPS 皆是最好)，而 LSTM 表現仍舊未能贏過 Probit 模型；而在落後 9 期 ($h=9$) 時，雖然靜態 LSTM 此時的預測力表現最弱，但動態 LSTM 在此時成為最強的預測模型。

另一方面，單看靜態 Probit 模型的話，其在落後 3 期 ($h=3$) 有最好的預測表現；而動態 Probit 模型的話，在落後 1 期 ($h=1$) 時的預測表現最好，同時這也是所有模型組合中具有最強預測表現的模型，但隨著落後期數的增加，動態 Probit 模型的預測力會逐漸減弱；LSTM 在靜態模型落後 1 期 ($h=1$) 有最好的預測表現，其次是在落後 6 期 ($h=6$)，再來是落後 3 期 ($h=3$)，最後則是落後 9 期 ($h=9$)，而動態模型亦是如此。整體而言，從本研究的實證結果中可以發現，無論是 Probit 或是 LSTM 模型，動態模型普遍比靜態模型有著更優異的預測績效，除了落後 9 期 ($h=9$) 的 Probit 模型，其靜態與動態的表現是相同的。

表 7 不同落後期之下各種模型的預測結果

	h=1		h=3		h=6		h=9	
	MSE	QPS	MSE	QPS	MSE	QPS	MSE	QPS
靜態 Probit 模型	0.1801	0.3603	0.1729	0.3459	0.1912	0.3825	0.1780	0.3560
動態 Probit 模型	0.1006	0.2013	0.1404	0.2808	0.1696	0.3392	0.1780	0.3560
靜態 LSTM 模型	0.1585	0.3170	0.2134	0.4269	0.2045	0.4091	0.1806	0.3613
動態 LSTM 模型	0.1119	0.2238	0.2093	0.4186	0.2043	0.4087	0.1764	0.3529

附註：(1) h ：表示模型預測變數落後期之選擇。(2)樣本期間為 2005 年 9 月至 2023 年 11 月，test size=0.3：代表模型所使用資料的分割比例為訓練集占比 70%，測試集占比 30%。(3)單變量靜態 Probit 模型： $y_t = \alpha + \beta x_{t-h}$ ， y = 台股半導體類股熊市的機率， $x = SOX_US, M2_US, USD_index$ 。單變量動態 Probit 模型： $y_t = \alpha + \beta x_{t-h} + \gamma y_{t-h}$ ， y = 台股半導體類股熊市的機率， $x = SOX_US, M2_US, USD_index$ 。(4)LSTM 的時間步選擇為 3 次 (time steps=3)，神經元的數量為 (unit=50.100.150.150)共四層，每層運算後將隨機捨棄 30%的神經元 (Dropout=0.3)，並將重複使用 8 次訓練集資料來訓練模型 (epochs=8)。(5)MSE 與 QPS 值為了方便與其他模型比較差異，數值呈現至小數點後四位。

在本節中，本研究獲得運用單變量Probit與LSTM模型在樣本外資料上進行台灣半導體類股熊市預測的實證結果。LSTM因其優異的時間序列數據處理能力，被廣泛應用於股票市場趨勢的預測研究中；然而，仍須注意在選擇模型時需考量到數據資料的特性及模型結構的複雜性，並非所有情況下LSTM都會優於傳統方法，例如在使用短預測變數落後期資料進行預測時，反而是Probit模型會更適合。總結來說，假如用來預測的變數資料之落後期皆考量短期的變數落後期 ($h < 9$)，使用動態Probit模型來做預測股市熊市會是較好的選擇，但如果是考慮以長期的變數落後期 ($h > 9$)來預測股市熊市，動態LSTM則會有較佳的預測表現，如表7的結果所示。

5.研究結論與建議

5.1 研究結論

台灣半導體產業因其技術創新和製造能力的快速發展，已在全球市場上形成顯著的競爭優勢。而股市預測中的牛市和熊市預測一直是投資領域的重要研究主題，Probit模型在此領域中被廣泛使用，因其適用於分析二元事件的發生機率，然而隨著深度學習技術的發展和在各領域的成功應用，近年來利用深度學習，特別是LSTM在股市預測中的應用開始顯示出比傳統模型更高的準確性和效率。考慮到台灣股市特別受半導體產業的影響，結合傳統統計模型和深度學習技術進行熊市預測，不僅可以提供投資者更精確的市場進退場時機，還可以幫助其更好地理解市場動態和風險，因此本研究透過深入分析和比較Probit模型與LSTM在台灣半導體股市熊市預測中的表現，找出有效的市場預測模型，為投資者提供更可靠的決策基礎。

本研究透過實證找出台灣及美國的總體經濟與財經變數對於台灣半導體股市熊市的影響變數，結果發現美國費城半導體指數 (SOX_US)、美元指數 (USD_index)和美國貨幣供給量M2 (M2_US)可以有效預測台灣半導體類股熊市的發生，其中美國費城半導體指數 (SOX_US)對台灣半導體類股熊市的影響最為顯著，其次為美國貨幣供給量M2 (M2_US)，三者中對台灣半導體類股熊市影響最小的則是美元指數 (USD_index)；其次，根據本研究進一步的實證結果顯示，當選擇以短期的變數落後期 ($h < 9$)來預測時，Probit模型因其簡潔有效更適用於股市熊市的預測，其主要原因為Probit模型在處理二元預測問題如市場趨勢的轉變時，能夠提供快速而直接的見解，但當選擇以長期的變數落後期 ($h > 9$)來預測時，LSTM以其較卓越的非線性時間序列數據處理能力，顯示出更高的預測精確度，特別是在預測由多重總體經濟與財經變數驅動的複雜市場動態時，以上發現不僅確認各自模型在不同情境下的應用價值，也提示未來研究可以如何結合這兩種模型的優點，以改進股市的預測表現。

本研究通過對台灣半導體類股熊市與台灣及美國總體經濟與財經變數之間的深入分析，以及針對不同預測模型預測力的比較，增進對半導體產業股票市場動態的理解，同時也對股市預測的方法研究提供了新的見解，相信研

究結果對於投資者的決策與股市研究者具有重要意義與參考價值。

5.2 後續研究與建議

隨著全球市場環境的快速變化，更新和擴展資料庫以包含最新的經濟數據和更廣泛的地理覆蓋範圍將對研究結果的準確性和相關性大有助益；未來也可以更深入探討台灣及其主要貿易夥伴的總體經濟政策變化如何影響半導體產業的表現和股市動態，聚焦於對政策變動進行事件分析，評估特定政策對股市的長短期影響。

如何有效地結合LSTM的優點和傳統Probit股市預測模型的穩健性，將是未來在股市預測領域中值得探索的重要課題；未來研究亦可以考慮引入更多元的模型和方法，以提高預測的準確性，例如機器學習領域的其他高級模型和算法。通過以上研究擴展和改進，未來的研究者能夠更加深入解釋半導體產業與股市之間的關聯，還能夠更好地為投資者提供實用的策略和洞察，從而在全球競爭激烈的半導體股票市場環境中保持領先。

6. 參考文獻

- 王昶程(2015)，以半導體營收成長率預測台灣景氣衰退與股市熊市：雙變量 Probit模型應用。
- 李明樺(2014)，以類股報酬率預測台灣股票市場牛熊市-Probit模型應用。
- 李偉銘、吳淑貞、黃啟泰(2015)，總體經濟變數對臺灣股市之大盤及類股熊市預測表現之探討，*經濟研究 (Taipei Economic Inquiry)*，51(2)，171-224。
- 周家民(2022)，應用深度學習於股票走勢分析-以台灣市場為例。
- 張佳菁(2009)，探討我國電子產業股價之間連動關係。 *中華技術學院學報*, (41), 211-225。
- 張芷瑜(2014)，以總體經濟變數預測台灣股市熊市-Probit模型應用。
- 陳佩韋(2013)，台灣景氣循環轉折點之認定及預測。
- 黃莉婷(2022)，基於 LSTM 之外匯預測模型。
- 劉柏辰(2022)，時間卷積網路結合長短期記憶台股預測實證
- 顧芸慈(2012)，檢視總體經濟變數對台灣股票市場之預測力。
- Bry, G., & Boschan, C. (1971). Standard business cycle analysis of economic time series. In *Cyclical Analysis of Time Series: Selected Procedures and Computer Programs* (pp. 64-150).
- Chauvet, M., & Potter, S. (2000). Coincident and leading indicators of the stock market. *Journal of Empirical Finance*, 7(1), 87-111.
- Chen, S. S. (2009). Predicting the bear stock market: Macroeconomic variables as leading indicators. *Journal of Banking & Finance*, 33(2), 211-223.
- Hamilton, J. D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 357-384.
- Kim, M. K., & Zumwalt, J. K. (1979). An analysis of risk in bull and bear markets. *Journal of Financial and Quantitative analysis*, 14(5), 1015-1025.
- Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (1988). Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. *The review of financial studies*, 1(1), 41-66.
- Liu, W., Resnick, B. G., & Shoesmith, G. L. (2004). Market timing of international stock markets using the yield spread. *Journal of Financial Research*, 27(3), 373-391.
- Nyberg, H. (2013). Predicting bear and bull stock markets with dynamic binary time series models. *Journal of Banking & Finance*, 37(9), 3351-3363.
- Resnick, B. G., & Shoesmith, G. L. (2002). Using the yield curve to time the stock market. *Financial Analysts Journal*, 58(3), 82-90.
- Pagan, A. R., & Sossounov, K. A. (2003). A simple framework for analysing bull and bear markets. *Journal of applied econometrics*, 18(1), 23-46.