

台灣金融市場與景氣循環之關聯^{*}

廖銘傳^{**}

壹、前言

肆、實證分析

貳、文獻回顧

伍、結論與建議

參、研究方法

摘 要

本研究使用 Doz, Giannone, and Reichlin (2012) 之動態因子模型建立台灣 FCI，分析台灣金融情勢與美國、中國大陸關係，以及與台灣景氣循環之關係，再進一步由台灣 FCI 構成項目，找出可預測景氣循環之重要變數，並使用隨機森林、羅吉斯迴歸模型，即時預測我國未來 1 個月景氣收縮機率。

研究發現，台灣 FCI 可反映台灣金融情勢變化，且美國金融情勢相對於台灣、中國大陸具有領先性。台灣 FCI 之 43 個構成項目中，有 12 個指標對景氣循環具有領先性或同時性，其中股票市場 6 個變數具有同時性，顯示股市包含投資人對經濟前景的預期，可用於景氣循環預測。

景氣循環預測方面，相較於羅吉斯迴歸模型，隨機森林預測表現普遍較好。觀察重要金融指標，若韓元對美元匯率貶值、準備貨幣增加、國內外短期利差上升、對民營企業放款餘額增加，未來 1 個月景氣收縮機率愈高，若店頭市場股價指數上漲、台灣 50 指數上漲、股票市場總市值增加、台灣加權股價指數上漲，未來 1 個月景氣收縮機率愈低。

^{*} 本文參加國發會 2023 年研究發展作品評選，榮獲經濟成長與韌性發展類優等獎。

^{**} 作者為經濟發展處專員。本文係筆者個人觀點，不代表國發會意見，若有疏漏之處當屬筆者之責。

The Relationship between Financial Market and Business Cycle of Taiwan

Ming-Chuan Liao

Specialist

Economic Development Department, NDC

Abstract

The study uses the dynamic factor model of Doz, Giannone, and Reichlin (2012) to establish Taiwan's FCI, and analyzes the relationship between Taiwan's financial condition and that of the United States and China. At the same time, we analyze the relationship between Taiwan's financial condition and the business cycle. The study further uses the component of Taiwan's FCI to identify important variables that can predict the business cycle, and uses random forest and logistic regression model to predict the probability of contraction period of Taiwan in the next month.

The study found that Taiwan's FCI can reflect changes in Taiwan's financial condition, and that the financial condition in the United States is ahead of Taiwan and China. Among the 43 components of Taiwan's FCI, 12 indicators are leading or coincident with the business cycle. Among them, 6 indicators of the stock market are coincident, showing that the stock market contains investors' expectations for the economic prospects and can be used to predict the business cycle.

In terms of business cycle prediction, the prediction performance of random forest is generally better than logistic regression model. Observing important financial indicators, if the exchange rate of the Korean won against the US dollar depreciates, the reserve money increases, the short-term interest rate difference between Taiwan and the United States increases, or the balance of loans to private enterprises increases, the probability of contraction period in the next month will be higher. If the TPEX rises, the FTSE TWSE Taiwan 50 Index rises, the total stock market capitalization increases, or the TAIEX rises, the probability of contraction period in the next month will be lower.

壹、前言

一、研究緣起

金融市場（financial market）為資金供給者與需求者之融通場所，依資金籌措方式，可分為直接金融（direct finance）及間接金融（indirect finance）兩種，其中直接金融為透過證券市場購買股票、債券、票券，將供給者的資金直接融通給需求者，間接金融則透過銀行等金融中介機構，將供給者的資金貸放給需求者。

金融市場扮演資金中介角色，需求者取得資金後，藉由實體投資進行研發、擴大產能，進一步推升經濟成長，金融市場亦可反映投資人對經濟前景的預期，如在股票市場中，若投資人看好未來經濟情勢，各公司營運狀況改善，將買進股票使股價上漲，反之若預期未來經濟衰退，將影響公司獲利表現，則將賣出股票使股價下跌，故金融市場與實體經濟關係密不可分。

針對金融市場之管制，各國以中央銀行做為主管機關，並運用貨幣政策維持物價與金融穩定，並協助經濟發展。當經濟情勢過熱、通膨高漲時，採取緊縮貨幣政策使經濟降溫；當經濟步入衰退，則採取寬鬆貨幣政策刺激經濟，故央行貨幣政策將對金融市場及實體經濟造成影響。

各國貨幣政策工具包含準備金、貼現窗口、公開市場操作、金融機構轉存款、選擇性信用管制等，常見方式為設定政策利率，藉以改變資金借貸成本，如美國聯準會設定聯邦基金利率（federal funds rate）目標區間，透過公開市場操作，確保利率維持此區間，我國央行則以重貼現率、擔保放款融通利率、短期融通利率為政策利率，藉由改變借貸成本，引導市場資金流向。

由於金融市場與總體經濟密切相關，有必要探討金融情勢（financial conditions）與總體經濟之關係，且金融變數可即時反映投資人對經濟前景看法，故有應用於景氣預測之潛力，本研究分析金融情勢指數（Financial Conditions Index, FCI）與景氣循環之關係，並使用金融情勢指數之構成項目即時預測台灣景氣狀態。

二、研究目的

由於貨幣政策影響金融市場寬鬆程度，進一步影響總體經濟，故本研究目的之一為探討我國金融情勢與景氣循環之關係；另由於主要國家貨幣政策具有外溢效果 (spillover effect)，將影響其他國家金融市場，如美國實施量化寬鬆政策，使美元供給量大幅增加，寬鬆資金外溢至新興市場，推升各國股市及資產價格，本研究另一個目的為探討我國金融情勢與主要國家如美國、中國大陸之關係。

金融市場反映投資人對經濟前景的預期，故金融指標可用於預測未來經濟狀況，如美國紐約聯邦準備銀行使用殖利率曲線斜率 (10 年期與 3 個月公債利差)，計算未來 12 個月經濟衰退機率，且各國景氣領先指標之構成項目亦包含金融指標，代表部分金融指標具有領先景氣循環的特性，故本研究另一個目的，是從金融指標中，找出可預測景氣循環的重要變數，並預測我國進入景氣收縮期的機率，以提供政府有效預警機制，俾利提前制定因應對策。

貳、文獻回顧

由於金融市場扮演資金中介角色，且反映投資人對經濟前景的預期，故許多研究機構及學者皆透過金融指標變化，了解未來經濟可能走勢，以下先就各國金融情勢指數編製進行探討，再就金融指標與景氣循環關係進行文獻回顧。

一、金融情勢指數編製

在美國部分，芝加哥聯邦準備銀行 (Federal Reserve Bank of Chicago) 依據 Brave and Butters (2011) 方法，編製國家金融情勢指數 (National Financial Conditions Index, NFCI)，採用 105 個金融變數之加權平均值，每週提供美國貨幣、債券、股票市場之金融情勢變化，樣本期間可追溯至 1971 年，樣本內的平均值為 0，標準差為 1，數值為正值代表金融情勢較平均緊縮，負值則代表較平均寬鬆，故 NFCI 數值愈大，代表金融情勢愈緊縮。

在中國大陸部分，上海第一財經研究院（2018）為衡量中國大陸融資條件、融資可得性，以及金融寬鬆程度，編製中國大陸金融條件指數（China Financial Conditions Index, CFCI），樣本期間追溯至2008年9月，採用主成分分析法取得銀行間同業拆借市場、債券市場、股票市場、銀行信貸之變化資訊。CFCI為z分數，正值代表相對緊縮之金融環境，負值則代表相對寬鬆，故CFCI數值愈大，代表金融情勢愈緊縮。

在台灣部分，張天惠（2012）、黃裕烈（2019）、張天惠、朱浩榜（2020）採用不同計量方法及金融變數，並考慮不同市場或傳遞管道，編製金融情勢指數，預測如工業生產指數、實質海關出口值、批發、零售及餐飲業營業額、非農業部門就業人數等總體經濟變數之未來變化，或景氣循環進入收縮期的機率。

張天惠（2012）運用貨幣政策中的利率、匯率、資產價格之傳遞管道，共12個金融變數，依據Forni, Hallin, Lippi and Reichlin（2005）之一般化動態因子模型（generalized dynamic factor model）編製「FCI-不分市場」，另分為貨幣情勢變數、資產市場變數，編製「FCI-區分市場」，再使用金融情勢指數，預測未來1、2、3、6個月季調後工業生產指數年增率。研究顯示，採用一般化動態因子模型估計之FCI，可萃取大量變數隱含訊息，提供有效預測資訊，且相較於FCI-不分市場，FCI-區分市場具有較佳的樣本內配適及樣本外預測能力。

黃裕烈（2019）依據芝加哥聯邦準備銀行編製NFCI的做法，使用273個與台灣相關的財經變數，根據信用、槓桿、風險等3個面向分類，建立金融情勢指數，並加入其他總體經濟變數，預測台灣未來經濟衰退機率及經濟下行風險。研究顯示，金融情勢指數之變化與台灣重要金融事件具有對應性，且預測模型加入金融情勢指數後，可改善對景氣衰退之預測效果。

張天惠、朱浩榜（2020）採用包含外匯、貨幣、股票、房地產、信用等5種市場，總計46個金融變數，以Doz, Giannone, and Reichlin（2011）之兩階段動態因子模型，建構我國金融情勢指數。研究顯示，FCI顯著領先工業生產指數、實質海關出口值、批發、零售及餐飲業營業額、非農業部門就業人數等實質面經濟變數年增率，且加入FCI可提供有助經

濟預測之額外資訊，當未來經濟成長下行風險愈高，FCI 領先性質將更為明顯。

二、金融指標與景氣循環關係

Rudebusch and Williams (2009) 比較專業預測者調查 (Survey of Professional Forecasters, SPF) 與殖利率曲線對景氣循環之預測能力。研究顯示，相較於使用殖利率曲線建立之 probit 模型，專業預測者調查之當季預測表現較佳，惟差異並不顯著，另殖利率曲線在未來第 3、4 季預測能力顯著較佳，代表對未來景氣衰退的預測能力較好。

Berge (2015) 評估殖利率曲線水準及斜率、利差、金融變數、總體經濟變數對景氣循環轉折點之預測能力，並以羅吉斯迴歸 (logistic regression) 模型做為基線，使用不同模型之算術平均或加權平均做為最終預測值，另以提升演算法 (boosting algorithm) 選擇模型後進行預測。研究顯示，債券市場變數有助預測未來 6 個月或 12 個月經濟狀態，若結合其他領先指標的資訊，可改善殖利率曲線之預測能力。

Liu and Moench (2016) 評估具有領先性的變數，對未來 3 個月到 2 年美國經濟衰退的預測能力。研究顯示，美國長短期公債的利差對未來 4 至 6 季經濟衰退預測能力最佳，且增加利差的 6 個月落後期，可提高短期衰退的預測能力。除此之外，結合經紀商及交易商之保證金帳戶餘額及期限利差，可提升預測未來 1 年以上經濟衰退的準確性，顯示金融中介的重要性。

Ng (2014) 篩選 1,500 個解釋變數，包含 132 個總體及金融變數之當期及落後期資訊，以提升演算法預測未來 3、6、12 個月美國經濟衰退的可能性。研究發現，重要解釋變數少於 10 個，其中 Aaa 債券殖利率與聯邦基金利率的利差為預測未來 3 個月、6 個月衰退之重要變數；美國 5 年期公債殖利率與聯邦基金利率的利差、商業本票利率與聯邦基金利率的利差，則為預測未來 12 個月衰退之重要變數。

Næs, Skjeltorp and Ødegaard (2011) 指出，股票市場的流動性與景氣循環密切相關，主因投資者的投資組合隨著景氣循環變化，而投資者的參與度則與股市流動性有關。研究發現，當經濟情勢惡化時，股市投

資者對小公司的參與度會減少，轉向規模更大、流動性更強的大公司，或者完全退出股市。研究指出，在美國經濟衰退之前，股市流動性明顯惡化，故股市流動性是實體經濟的領先指標。

Azqueta-Gavaldon, Hirschbühl, Onorante and Saiz (2020) 將標準普爾 500 (Standard & Poor's 500) 指數成份股之股價報酬，進行 Granger 因果關係檢定後，建立動態網路結構，分析網路集中度與景氣循環之關係。研究顯示，股價報酬的網路結構可捕捉經濟衝擊的非線性本質，且擴張期的負面衝擊會影響個別公司，而收縮期的負面衝擊則普遍影響各公司，故景氣收縮期之網路集中度較高，可用來預測經濟狀況。

吳懿娟 (2007) 使用長短期利差、領先指標之變動、股價指數變動率、實質 M2 變動率做為解釋變數，以 logit 模型預測未來 3、6、9、12 個月進入景氣收縮期機率。研究顯示，對於預測未來 3、6 個月之預測效果，以領先指標之變動表現最好，其次依序為股價指數變動率、長短期利差，惟造成歷次景氣收縮的原因不同，建議多方觀察相關指標，以衡量未來景氣走勢。

吳俊毅、朱浩榜 (2020) 使用混合頻率資料抽樣 (mixed-data sampling, MIDAS) 模型，建立高、低頻變數關係，對台灣經濟成長進行即時預測，分別建構 MIDAS、未受限 MIDAS、因子 MIDAS、馬可夫轉換 MIDAS 等模型。研究發現，若將變數區分為商品、金融、勞動部門，則使用金融部門變數更能提升預測績效，整體來說，萃取金融部門變數共同因子之 MIDAS 模型預測表現最佳。

綜上所述，各國採用金融情勢指數衡量金融市場寬鬆程度，且金融指標可用於預測未來經濟情勢，故本研究嘗試建立台灣金融情勢指數（以下稱為台灣 FCI），找出可預測未來景氣循環之重要變數，並解釋與預測結果的關係。

參、研究方法

一、研究流程

由於近期張天惠、朱浩榜（2020）編製之金融情勢指數，評估層面較為廣泛，本研究參考其構成項目及變數處理方式，另使用 Doz, Giannone, and Reichlin（2012）之準最大概似估計法（quasi-maximum likelihood approach）估計動態因子模型（dynamic factor model），並採用第一個共同因子建立台灣 FCI，評估台灣金融情勢與美國、中國大陸關係，亦將檢視台灣金融情勢與景氣循環之關係。

由於文獻回顧指出部分金融指標可用於預測經濟狀態，本研究進一步從台灣 FCI 構成項目中，找出可預測景氣循環之重要變數，再使用隨機森林（Random Forest, RF）、羅吉斯迴歸（Logistic Regression, LR）模型，預測台灣未來 1 個月景氣收縮機率，並解釋重要變數與預測結果的關係，具體流程說明如下：

（一）台灣金融情勢評估

1. 變數處理

張天惠、朱浩榜（2020）考量外匯、貨幣、股票、房地產、信用等 5 個市場，共蒐集 46 個變數，本研究參考其構成項目及變數處理方式編製台灣 FCI，惟因資料取得限制，排除 TAMSCI 摩根台股指數期貨、三大法人累計買賣超金額、全體外資及陸資所持股票占總市值比等 3 個變數，總計使用 43 個金融變數。

由於動態因子模型須確保觀測值為定態（stationary）數列，本研究參考張天惠、朱浩榜（2020）做法進行變數轉換，其中 1 為原始值、2 為日資料經簡單平均轉為月資料，取對數後再對去年同期取差分、3 為取對數後，再對去年同期取差分，經過變數轉換後，再進行標準化，使其成為平均值為 0、標準差為 1 之數列。

另信義房價指數、國泰全國房地產指數、國泰台北市房地產指數等 3 個季頻資料處理方式不同，本研究參考 Nilsson and Gyomai（2007）編製 OECD 領先指標方式，運用線性插補方式，轉換為月頻資料，再使用本研究變數轉換方式，取對數後再對去年同期取差分，再對數列標準化。（詳表 1）

表 1 台灣 FCI 之構成項目與變數處理方式

編號	變數	資料來源	市場	變數處理	說明
1	廣義 NEER	BIS	外匯	3	涵蓋 64 個貿易對手國
2	狹義 NEER	BIS	外匯	3	涵蓋 26 個貿易對手國
3	廣義 REER	BIS	外匯	3	涵蓋 64 個貿易對手國
4	狹義 REER	BIS	外匯	3	涵蓋 27 個貿易對手國
5	新台幣對美元匯率	中央銀行	外匯	2	
6	日圓對美元匯率	中央銀行	外匯	2	
7	韓元對美元匯率	中央銀行	外匯	2	
8	人民幣對美元匯率	中央銀行	外匯	2	
9	歐元對美元匯率	中央銀行	外匯	2	
10	外匯交易量	中央銀行	外匯	3	
11	台北外幣拆放市場交易(美元)	中央銀行	外匯	3	
12	金融業隔夜拆款利率	中央銀行	貨幣	1	
13	1-30 天期商業本票利率(次級市場)	中央銀行	貨幣	1	
14	31-90 天期商業本票利率(次級市場)	中央銀行	貨幣	1	
15	10 年期公債利率(次級市場)	中央銀行	貨幣	1	
16	通貨淨額(日平均數)	中央銀行	貨幣	3	
17	準備貨幣(日平均數)	中央銀行	貨幣	3	
18	貨幣總計數—M1B(日平均數)	中央銀行	貨幣	3	
19	貨幣總計數—M2(日平均數)	中央銀行	貨幣	3	
20	國內外短期利差	中央銀行、FRED	貨幣	1	台灣 31-90 天期商業本票利率(次級市場)—美國 3 個月國庫券利率
21	國內外長期利差	中央銀行、FRED	貨幣	1	台灣 10 年期公債利率(次級市場)—美國 10 年期公債殖利率
22	國內長短期利差	中央銀行	貨幣	1	10 年期公債利率(次級市場)—金融業隔夜拆款利率
23	台灣加權股價指數	台灣證券交易所	股票	2	
24	股票市場總市值	台灣證券交易所	股票	2	
25	股票日平均成交金額	台灣證券交易所	股票	2	
26	融資餘額	中央銀行	股票	3	
27	融券餘額	中央銀行	股票	3	
28	台灣 50 指數	台灣證券交易所	股票	2	
29	店頭市場股價指數	證券商公會買賣中心	股票	2	
30	信義房價指數	信義房屋	房地產	3	季頻資料
31	國泰全國房地產指數	國泰建設	房地產	3	季頻資料
32	國泰台北市房地產指數	國泰建設	房地產	3	季頻資料
33	建物所有權移轉登記棟數	內政部	房地產	3	
34	核發建築物建造執照總樓地板面積	內政部	房地產	3	
35	核發建築物使用執照總樓地板面積	內政部	房地產	3	
36	消費者貸款—購置住宅貸款	中央銀行	信用	3	
37	消費者貸款	中央銀行	信用	3	
38	全體銀行放款餘額	中央銀行	信用	3	
39	全體銀行放款餘額—對公營事業	中央銀行	信用	3	
40	全體銀行放款餘額—對民營企業	中央銀行	信用	3	
41	貨幣機構放款與投資	中央銀行	信用	3	
42	貨幣機構放款	中央銀行	信用	3	
43	貨幣機構對非金融機構證券投資	中央銀行	信用	3	

註：變數處理方式：1 為原始值、2 為日資料經簡單平均轉為月資料，取對數後，再對去年同期取差分、3 為取對數後，再對去年同期取差分；最後再進行標準化，使其成為平均值為 0、標準差為 1 之數列。

2. 建立金融情勢指數

本研究使用 Doz, Giannone, and Reichlin (2012) 之準最大概似估計法估計動態因子模型，再使用第一個共同因子做為台灣 FCI。實際操作方面，使用 Krantz and Bagdziunas (2023) 開發之 R 軟體 dfms 套件進行估計。

3. 評估台灣金融情勢與美國、中國大陸關係，以及與台灣景氣循環關係

本研究將台灣 FCI 與美國 NFCI、中國大陸 CFCI 進行 Granger 因果關係檢定，評估台灣金融情勢與美國、中國大陸關係；另將台灣 FCI 與基準數列進行 Granger 因果關係檢定，評估台灣金融情勢與景氣循環之關係。

(二) 台灣景氣循環預測

1. 選取變數

文獻回顧指出，部分金融指標可用於預測經濟狀態，故進一步將台灣 FCI 之構成項目與基準數列進行 Granger 因果關係檢定，若構成項目具有領先性或同時性，則選取為重要變數，納入後續預測模型。

2. 即時預測

若預測模型使用全部樣本，可能出現過度配適 (over fitting) 問題，樣本外預測表現可能較差，故採用即時預測方式，評估模型表現。具體來說，將全部樣本分為訓練及測試樣本，使用訓練樣本以隨機森林、羅吉斯迴歸建立模型後，預測第 1 筆測試樣本，再將該筆樣本加入訓練樣本，重新建立模型後，預測第 2 筆測試樣本，並重複此項步驟，直到預測所有測試樣本為止。

3. 模型評估及解釋

模型評估方面，本研究使用 ROC 曲線下面積 (Area under the ROC curve, AUC) 評估預測表現，數值愈大代表預測表現愈好，當模型為完全隨機猜測時，AUC=50%，當模型完全正確時，AUC=100%，故 AUC 通常介於 50%至 100%。

模型解釋方面，本研究採取即時預測模型，每次新增 1 筆資料之模型與先前不同，為便於後續解釋，此部分使用全部樣本建立模型，另本研究使用隨機森林進行預測，較不容易直接解釋，故採取近年可解釋機器學習（interpretable machine learning, IML）之 Shapley 值，解釋金融指標與預測結果之關係。

二、動態因子模型

Stock and Watson (2016) 指出，動態因子模型假設大量時間數列的共同動態，源自於少量潛在因子，且因子隨時間推移發生變化。近年研究指出，動態因子模型可用於總體經濟預測，如建立景氣同時指標、即時預測 GDP 等，故本研究亦使用動態因子模型建立台灣 FCI。

動態因子模型可表示為以下數學式，其中式 1 為測量方程式（measurement equation），式 2 為轉移方程式（transition equation）， $\mathbf{x}_t$ 為觀測值、 $\mathbf{f}_t$ 為共同因子、 $\mathbf{C}_0$ 為測量矩陣、 $\mathbf{R}$ 為測量共變異數矩陣、 $\mathbf{A}_j$ 為落後 j 期的狀態轉移矩陣、 $\mathbf{Q}_0$ 為狀態共變異數矩陣，且允許 $\mathbf{f}_t$ 服從 $VAR(p)$ 之隨機過程。

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{C}_0 \mathbf{f}_t + \mathbf{e}_t, \mathbf{e}_t \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{R}) \quad (\text{式 1})$$

$$\mathbf{f}_t = \sum_{j=1}^p \mathbf{A}_j \mathbf{f}_{t-j} + \mathbf{u}_t, \mathbf{u}_t \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_0) \quad (\text{式 2})$$

由於動態因子模型依據狀態空間（state space）形式設置，可透過 Kalman 過濾器及 EM（Expectation Maximization）演算法估計，首先將式 1 及式 2 堆疊為式 3 及式 4，再使用 Doz, Giannone, and Reichlin (2012) 之準最大概似估計法估計。

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{C} \mathbf{F}_t + \mathbf{e}_t, \mathbf{e}_t \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{R}) \quad (\text{式 3})$$

$$\mathbf{F}_t = \mathbf{A} \mathbf{F}_{t-1} + \mathbf{u}_t, \mathbf{u}_t \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}) \quad (\text{式 4})$$

其中 $\mathbf{F}_t = (\mathbf{f}'_t, \mathbf{f}'_{t-1}, \dots, \mathbf{f}'_{t-p})'$ 、 $\mathbf{C} = (\mathbf{C}_0, \mathbf{0}, \dots, \mathbf{0})$ 、 $\mathbf{v}_t = (\mathbf{u}'_t, \mathbf{0}', \dots, \mathbf{0}')'$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_1 & \mathbf{A}_2 & \cdots & \mathbf{A}_{p-1} & \mathbf{A}_p \\ \mathbf{I}_1 & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_2 & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{I}_{p-1} & \mathbf{0} \end{pmatrix}, \mathbf{Q} = \begin{pmatrix} \mathbf{Q}_0 & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}$$

Doz, Giannone, and Reichlin (2012) 方法有幾項優點，第一是改善估計效率，第二是允許對因素負荷量施加限制，為結構分析提供一個自然框架，第三是由於統計數據發布時間不同，樣本尾端通常具有遺失值，將影響總體變數的預測時效，使用概似法估計可處理遺失值問題。

三、Granger 因果關係檢定

Granger (1969) 提出一種統計假設檢定，用於檢驗一個時間數列 X_t 是否有助於預測另一個時間數列 Y_t ，當 X_t Granger 影響 Y_t 時，代表 X_t 在一段時間的落後值可用來預測 Y_t ，為一種預測的因果關係。

具體來說，假設 X_t 、 Y_t 皆為定態時間數列，若要檢驗 X_t 是否 Granger 影響 Y_t ，需建立以下假設檢定，將 X_t 的落後項 $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}$ 加入 Y_t 之自迴歸模型，再檢定 X_t 落後項的係數是否全部為 0，並使用 F 檢定進行檢驗。設定顯著水準 $\alpha=0.05$ ，當 F 檢定的 P 值小於 0.05，則拒絕虛無假設 H_0 ，代表 X_t Granger 影響 Y_t ，以 $X_t \rightarrow Y_t$ 表示。

$$\begin{cases} H_0 : Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_l Y_{t-p} \\ H_1 : Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_l Y_{t-p} + \beta_1 X_{t-1} + \beta_2 X_{t-2} + \dots + \beta_l X_{t-p} + \varepsilon_t \end{cases}$$

由於 Granger 因果關係是一種預測的因果關係，當 X_t Granger 影響 Y_t ，代表 X_t 相對 Y_t 具有領先性，反之若 Y_t Granger 影響 X_t ，代表 X_t 相對 Y_t 具有落後性，若 X_t Granger 影響 Y_t 且反方向亦成立，則代表 X_t 與 Y_t 具有同時性。本研究後續將採用 Granger 因果關係檢定，檢驗台灣金融情勢與美國、中國大陸關係，以及與台灣景氣循環之關係。

四、隨機森林

Breiman (2001) 提出一種用於分類或迴歸之機器學習方法，稱為隨機森林，使用裝袋 (Bagging) 算法及特徵隨機性做法，建立大量決策樹進行組合預測，其中裝袋算法的概念與統計的拔靴法 (bootstrap) 相同，使用抽出放回之隨機抽樣，建立多個決策樹，特徵隨機性則是隨機抽取多個特徵，以確保決策樹之間的低相關性。

由於隨機森林採取隨機抽樣建立決策樹，故所有決策樹彼此獨立，且具有相同的分配，隨機森林的特色為降低各個決策樹之間的相關性，

且盡可能使用不同特徵攜帶資訊，使結果較具有穩健性，可修正決策樹的過度配適問題。

具體來說，假設訓練資料為 $\{y_1, y_2, \dots, y_t\}$ ，每筆觀測值皆有 p 個特徵 $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}\}$ ，其中 $i = 1, 2, \dots, t$ ，自訓練資料隨機抽取 t' 筆觀測值，再隨機抽取 p' 個特徵後，訓練 1 個決策樹，最後進行 m 次隨機抽樣，產生 m 個決策樹。對於分類問題，隨機森林透過投票，輸出多數決策樹選擇的類別，對於迴歸問題，隨機森林則輸出決策樹的平均值。

本研究針對隨機森林的 2 個參數進行校調，分別為選取特徵比例 $r = p'/p$ ，以及隨機抽樣次數 m 次，並使用網格搜尋決定參數組合。具體來說，設定 $r=20\%$ 、 40% 、 60% 、 80% 、 100% ， $m=100$ 、 200 、 300 、 400 、 500 、 1000 、 1500 、 2000 ，再使用不同參數組合進行預測。

五、Shapley 值

（一）Shapley 值定義及估計

IMF (2021) 指出機器學習方法複雜且不易解釋，故被稱為黑盒子 (black box)，較無法檢驗決策的適當性，可能面對偏差數據、不適合的建模技術、不正確的決策等問題。惟 IMF (2021) 亦指出，近期機器學習發展出一些可解釋方法，如 LIME (local interpretable system-agnostic explanations) 或 Shapley 值，有助解釋局部或整體模型的預測結果。

Shapley 值可追溯至賽局理論之分配問題，具體來說，在一個合作賽局中，玩家進行合作以獲得收益，惟各玩家的重要性有所不同，如何公平分配成為一項重要問題，Shapley (1953) 考慮所有玩家之順序及組合後，計算邊際貢獻的平均值，此項數值即為 Shapley 值，這是一種公平分配方法，而近期學者發展可解釋機器學習時引用 Shapley 值，解釋模型特徵對預測結果的貢獻。

若以數學式表示，定義為 y 為觀測值， $\{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ 為特徵， p 為特徵個數， S 集合為特徵的子集合， $|S|$ 為 S 集合的元素個數， $\hat{f}$ 為模型， $\phi_i(val_y)$ 為特徵 x_i 的 Shapley 值：

$$\begin{aligned}\phi_i(val_y) &= \sum_{S \subseteq \{x_1, x_2, \dots, x_p\} \setminus \{x_i\}} \frac{|S|! (p - |S| - 1)!}{p!} (val_y(S \cup \{x_i\}) - val_y(S)) \\ &= \sum_{S \subseteq \{x_1, x_2, \dots, x_p\} \setminus \{x_i\}} \frac{1}{\binom{p}{1, |S|, p - |S| - 1}} (val_y(S \cup \{x_i\}) - val_y(S))\end{aligned}$$

其中 $val_y(S)$ 為價值函數，定義如下：

$$val_y(S) = \int \hat{f}(x_1, x_2, \dots, x_p) dM_{y \notin S} - E_Y(\hat{f}(Y))$$

若欲衡量特徵 x_i 的重要性，假設有 t 個觀測值 $\{y_1, y_2, \dots, y_t\}$ ，將所有觀測值之特徵 x_i 的 Shapley 值，取絕對值後再平均，可得到特徵 x_i 的重要性 I_i ：

$$I_i = \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t |\phi_i(val_{y_j})|$$

Shapley 值考慮特徵所有組合及順序之邊際貢獻，當特徵個數較多，將難以求得實際值，故實務上需要進行估計，本研究使用 Štrumbelj and Kononenko (2014) 之蒙地卡羅方法進行估計，抽樣次數為 1,000 次。

(二) Shapley 值特性

Shapley 值為一種公平分配方法，主因具備以下 4 種特性：有效性 (efficiency)、對稱性 (symmetry)、虛擬性 (dummy)、可加性 (additivity)，具體內容說明如下：

1. 有效性：所有特徵的 Shapley 值總和，等於預測值和樣本平均值的差異。

$$\sum_{i=1}^p \phi_i(val_y) = \hat{f}(x_1, x_2, \dots, x_p) - E_Y(\hat{f}(Y))$$

2. 對稱性：當特徵 x_i 、 x_j 在任何不包含 x_i 、 x_j 之子集合貢獻相同時，代表特徵 x_i 、 x_j 之 Shapley 值相等。

$$val_y(S \cup \{x_i\}) = val_y(S \cup \{x_j\}), \forall S \subseteq \{x_1, x_2, \dots, x_p\} \setminus \{x_i, x_j\}$$

$$\Rightarrow \phi_i(val_y) = \phi_j(val_y)$$

3. 虛擬性：當特徵 x_i 加入任何不包含 x_i 的子集合之貢獻皆為 0 時，Shapley 值等於 0。

$$val_y(S \cup \{x_i\}) = val_y(S), \forall S \subseteq \{x_1, x_2, \dots, x_p\} \setminus \{x_i\}$$

$$\Rightarrow \phi_i(val_y) = 0$$

4. 可加性：若模型 $\hat{f}$ 是根據模型 $\hat{g}$ 、 $\hat{h}$ 總和決定，則 $\hat{f}$ 的 Shapley 值為 $\hat{g}$ 、 $\hat{h}$ 的 Shapley 值總和。

$$\hat{f} = \hat{g} + \hat{h} \Rightarrow \phi_i^{\hat{f}}(val_y) = \phi_i^{\hat{g}}(val_y) + \phi_i^{\hat{h}}(val_y)$$

肆、實證分析

本研究分為台灣金融情勢評估、景氣循環預測兩部分，金融情勢評估部分，採用 2004 年 1 月至 2023 年 2 月資料，以 Doz, Giannone, and Reichlin(2012)動態因子模型建立台灣 FCI，分析台灣金融情勢與美國、中國大陸關係，以及與台灣景氣循環關係，再使用 Granger 因果關係檢定，找出台灣 FCI 構成項目中，可預測景氣循環之重要變數。

景氣循環預測部分，則採用 2004 年 1 月至 2011 年 12 月為訓練資料，2012 年 1 月至 2023 年 2 月為測試資料，放入所有重要變數，使用隨機森林、羅吉斯迴歸模型，即時預測台灣未來 1 個月景氣收縮機率，並以 ROC 曲線下面積評估預測表現。

一、台灣金融情勢指數

本研究編製之台灣 FCI 可反映台灣金融情勢變化，若數值愈大代表金融情勢愈寬鬆，數值愈小則代表金融情勢愈緊縮。

台灣金融情勢變化與國際重要事件相關，如 2004 年下半年受到國

際油價飆升，主要國家調升利率影響，我國金融情勢轉趨緊縮，2008 年爆發全球金融危機，我國金融情勢更趨緊縮，惟隨後美國將聯邦基金利率區間調降為 0%-0.25%，加上實施量化寬鬆政策，我國金融情勢轉為寬鬆。

2011 年歐洲債務危機升高，加上高油價推升通膨壓力，新興經濟體緊縮貨幣政策，我國金融情勢轉為緊縮，2012 年美國、日本經濟情勢改善，我國金融情勢趨於寬鬆；2014 年 10 月美國宣布第三輪寬鬆貨幣政策退場，我國金融情勢轉為緊縮，2017 年全球經濟復甦力道增強，我國金融情勢趨於寬鬆；2018 年美中貿易戰爆發，且美國聯準會連續升息，我國金融情勢轉為緊縮。

2020 年 COVID-19 疫情爆發，美國將聯邦基金利率區間調整為 0-0.25%，並再度實施量化寬鬆政策，我國央行亦將重貼現率、擔保放款融通利率、短期融通利率分別調降至 1.125%、1.5%、3.375%，我國金融情勢轉為寬鬆。2022 年隨著俄烏戰爭爆發，全球通膨壓力高漲，主要央行啟動升息循環，我國金融情勢再度轉為緊縮。（詳圖 1）

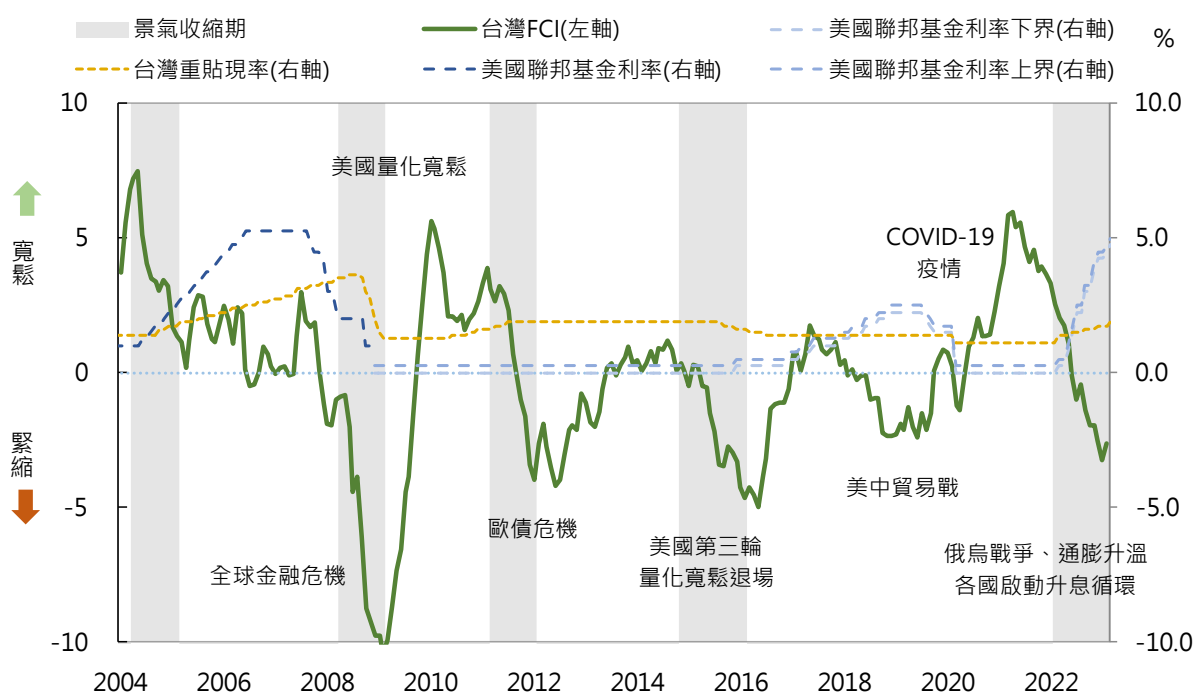


圖 1 台灣 FCI、台灣重貼現率、美國聯邦基金利率

二、台灣金融情勢與美國、中國大陸關係

Caldara, Ferrante and Queralto (2022) 指出，美國貨幣政策可能對外國經濟產生外溢效果，主要透過匯率、內需、金融等 3 個管道影響。

匯率方面，當美國利率相對外國上升，通常導致美元升值，使得外國商品及服務價格相對降低，將提升外國 GDP，且由於外國貨幣貶值，將推升外國通膨；內需方面，當美國緊縮貨幣政策，美國總需求放緩，會減少對外國商品進口，將抑制外國 GDP 及通膨。

金融方面，當美國緊縮貨幣政策，長期國債殖利率上升，將導致國際投資者由外國資產轉向美國資產，進而緊縮外國金融情勢，並降低外國 GDP 及通膨，由於大部分國際交易皆以美元計價，故美國貨幣政策會透過金融管道造成明顯作用。

Caldara, Ferrante and Queralto (2022) 進一步使用 2 種開放經濟模型說明美國貨幣政策外溢效果的影響，其中基準模型假設美元及其他貨幣皆不具有主導地位，美元主導模型則假設外國出口商使用美元做為計價貨幣，並使用美元計價進行借款。

研究顯示，在美元主導模型中，當美元升值時，外國商品對於美國消費者不會更便宜，故限制外國出口商透過匯率管道獲得的競爭力，且當美元升值時，會增加美元計價的債務負擔，進而緊縮外國金融情勢，另金融管道將會使美國海外投資放緩，且外國資本將會大幅外流，導致外國貨幣大幅貶值。研究亦探討外國緊縮貨幣政策對美國的影響，在美元主導模型中，由於美元的特殊作用，外國緊縮貨幣政策時，對美國的外溢效果較小。

本研究探討台灣金融情勢與美國、中國大陸之關係，若將台灣 FCI 與美國 NFCI、中國大陸 CFCI 進行 Granger 因果關係檢定¹，發現美國 NFCI Granger 影響台灣 FCI 及中國大陸 CFCI，但反方向不成立，代表美國金融情勢相對台灣及中國大陸具有領先性，與 Caldara, Ferrante and Queralto (2022) 指出美國貨幣政策具有外溢效果，可能透過金融管道緊縮外國金融情勢之結果一致。研究另發現台灣 FCI Granger 影響中國大陸 CFCI，且反方向亦成立，代表台灣金融情勢與中國大陸具有同時性。（詳圖 2、表 2）

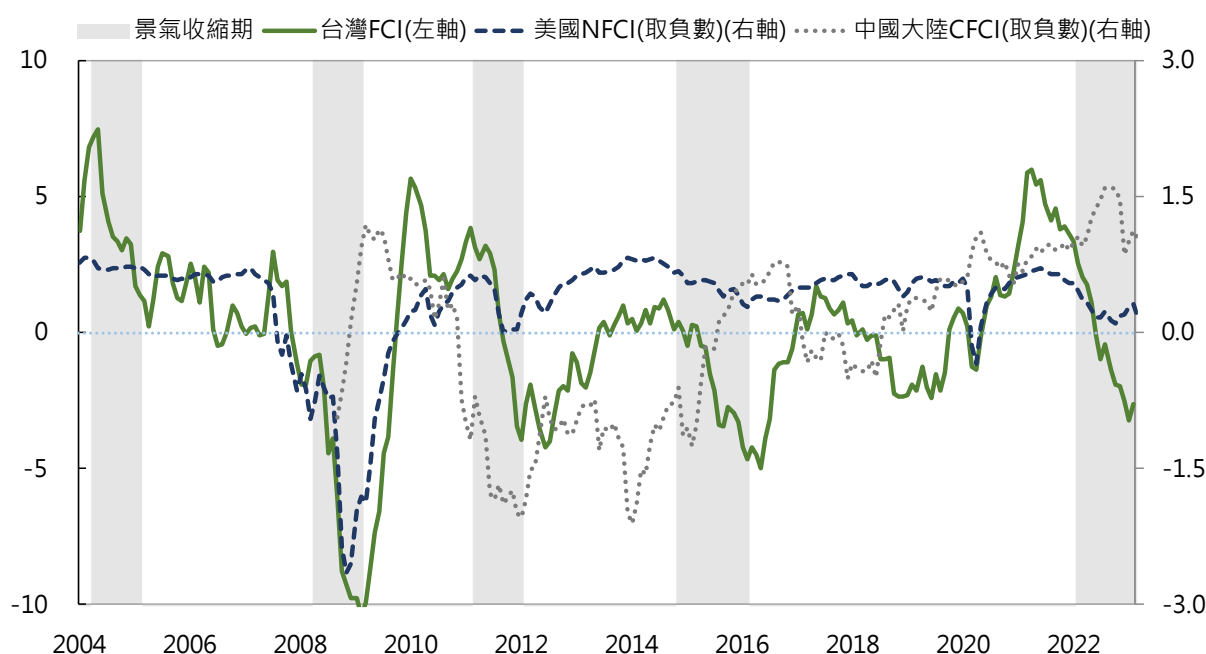


圖 2 台灣、美國、中國大陸之 FCI

表 2 各國 FCI 之 Granger 因果關係檢定

A 變數	領先關係	B 變數	H0：A 不 Granger 影響 B		H0：B 不 Granger 影響 A	
			F 統計量	P 值	F 統計量	P 值
美國 NFCI(取負數)	→	台灣 FCI	2.781	0.017*	1.006	0.414
中國大陸 CFCI(取負數)	↔	台灣 FCI	4.042	0.018*	4.892	0.008*
美國 NFCI(取負數)	→	中國大陸 CFCI(取負數)	5.496	0.001*	1.452	0.228

註：1. 本研究採用 VAR 架構之 Granger 因果關係之 F 檢定進行，*代表在 5%顯著水準下顯著。

2. 若 A Granger 影響 B，以 A→B 表示，代表 A 具有領先性；若 B Granger 影響 A，以 A←B 表示，代表 B 具有領先性；若 A Granger 影響 B 且 B Granger 影響 A，以 A↔B 表示，代表 A 與 B 具有同時性。

¹由於台灣 FCI 數值愈大，代表金融情勢愈寬鬆，美國 NFCI、中國大陸 CFCI 則相反，為使各國 FCI 代表寬鬆方向一致，將美國 NFCI、中國大陸 CFCI 取負數後進行比較。

三、台灣金融情勢與景氣循環關係

景氣循環為總體經濟之波動現象，須觀察各層面經濟指標變化，以確定進入擴張期或收縮期，我國使用實質 GDP、工業生產指數、非農業部門就業人數、製造業銷售量指數、批發、零售及餐飲業營業額、實質海關出口值等 6 個數列，經季節調整、去除長期趨勢及短期波動，並經振幅調整後，合成為基準數列（reference series），再使用基準數列觀察景氣循環變化。

本研究欲觀察台灣金融情勢與景氣循環之關係，故使用台灣 FCI 與基準數列進行 Granger 因果關係檢定。研究發現，台灣 FCI Granger 影響基準數列，且反方向亦成立，代表兩者具有同時性，故可使用台灣 FCI 預測近期景氣狀態。（詳圖 3、表 3）

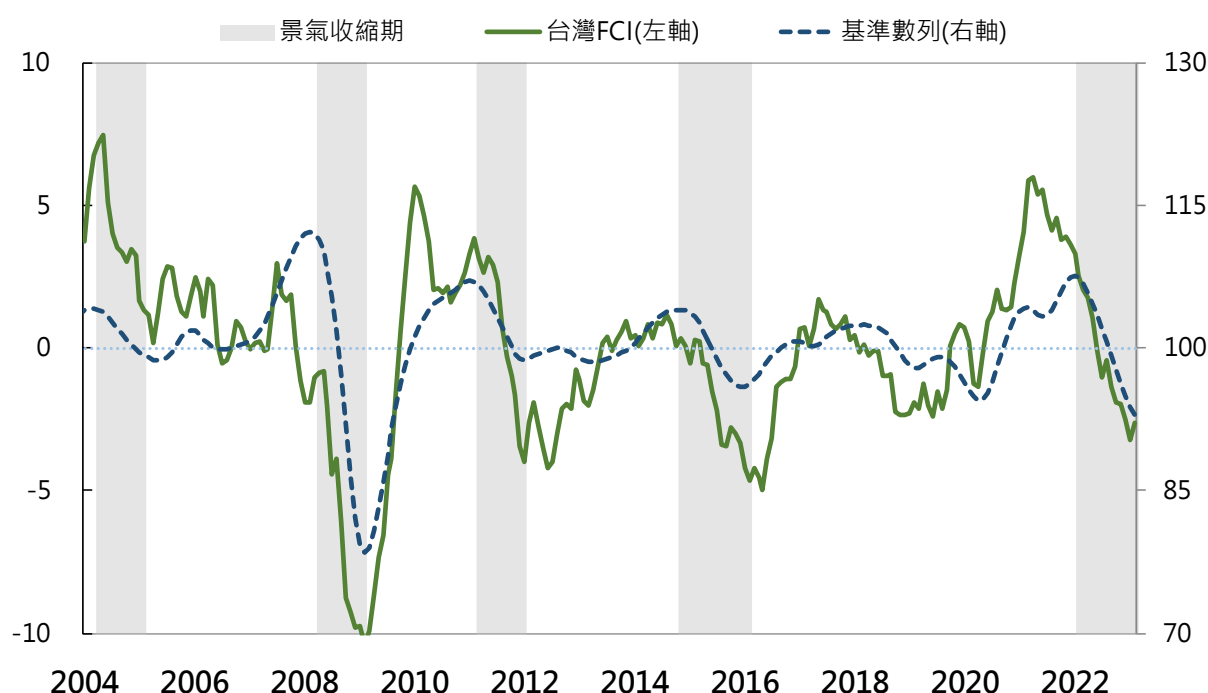


圖 3 台灣 FCI 與基準數列之關係

表 3 台灣 FCI 與基準數列之 Granger 因果關係檢定

A 變數	領先關係	B 變數	H0：A 不 Granger 影響 B		H0：B 不 Granger 影響 A	
			F 統計量	P 值	F 統計量	P 值
台灣 FCI	↔	基準數列	2.928	0.021*	12.596	0.000*

註：1. 本研究採用 VAR 架構之 Granger 因果關係之 F 檢定進行，*代表在 5%顯著水準下顯著。

2. 若 A Granger 影響 B，以 $A \rightarrow B$ 表示，代表 A 具有領先性；若 B Granger 影響 A，以 $A \leftarrow B$ 表示，代表 B 具有領先性；若 A Granger 影響 B 且 B Granger 影響 A，以 $A \leftrightarrow B$ 表示，代表 A 與 B 具有同時性。

四、重要金融指標之選取

本研究目的之一為從金融指標找出重要變數，藉以預測景氣循環，故針對台灣 FCI 構成項目與基準數列，進行 Granger 因果關係檢定，若金融指標 A Granger 影響基準數列，以「A→基準數列」表示，代表金融指標 A 對景氣循環具有領先性；若金融指標 A Granger 影響基準數列，且反方向亦成立，則以「A↔基準數列」表示，代表金融指標 A 與景氣循環具有同時性。

研究發現，台灣 FCI 之 43 個構成項目中，僅有準備貨幣（日平均數）具有領先性，另有 11 個金融指標具有同時性，若依市場區分，股票市場有 6 個變數最多，包含台灣加權股價指數、股票市場總市值、融資餘額、融券餘額、台灣 50 指數、店頭市場股價指數；其餘變數包含外匯市場之日圓對美元匯率、韓元對美元匯率，貨幣市場之國內外短期利差，房地產市場之信義房價指數，信用市場之全體銀行放款餘額—對民營企業。（詳表 4、圖 4）

本研究目的之一為預測景氣循環，故選取台灣 FCI 構成項目中，具有領先性或同時性之 12 個金融指標為重要變數，另由於多數構成項目僅具有同時性，故採用重要變數預測短期內景氣循環變化。

具體來說，本研究後續先使用簡單羅吉斯迴歸模型，放入 1 個金融指標，預測未來 1 個月景氣收縮機率，觀察個別指標與景氣循環關係，再使用隨機森林、多元羅吉斯迴歸模型，放入 12 個重要變數，即時預測未來 1 個月景氣收縮機率。

表 4 台灣 FCI 構成項目與基準數列之 Granger 因果關係檢定

編號	A 變數	領先關係	B 變數	H0：A 不 Granger 影響 B		H0：B 不 Granger 影響 A	
				F 統計量	P 值	F 統計量	P 值
1	廣義 NEER		基準數列	1.111	0.351	0.860	0.488
2	狹義 NEER		基準數列	0.863	0.486	1.207	0.307
3	廣義 REER		基準數列	1.658	0.159	0.896	0.466
4	狹義 REER		基準數列	1.017	0.398	1.240	0.293
5	新台幣對美元匯率	←	基準數列	1.109	0.351	3.951	0.004 *
6	日圓對美元匯率	↔	基準數列	2.832	0.016 *	3.397	0.005 *
7	韓元對美元匯率	↔	基準數列	4.068	0.003 *	10.780	0.000 *
8	人民幣對美元匯率		基準數列	0.777	0.541	1.218	0.302
9	歐元對美元匯率		基準數列	1.630	0.166	1.783	0.131
10	外匯交易量	←	基準數列	1.590	0.176	3.771	0.005 *
11	台北外幣拆放市場交易(美元)		基準數列	0.442	0.779	1.851	0.118
12	金融業隔夜拆款利率	←	基準數列	0.859	0.488	10.942	0.000 *
13	1-30 天期商業本票利率(次級市場)	←	基準數列	1.292	0.272	11.588	0.000 *
14	31-90 天期商業本票利率(次級市場)	←	基準數列	0.708	0.587	13.190	0.000 *
15	10 年期公債利率(次級市場)	←	基準數列	1.161	0.327	4.546	0.001 *
16	通貨淨額(日平均數)		基準數列	0.550	0.699	0.670	0.613
17	準備貨幣(日平均數)	→	基準數列	3.192	0.013 *	1.886	0.112
18	貨幣總計數—M1B(日平均數)	←	基準數列	0.665	0.617	9.609	0.000 *
19	貨幣總計數—M2(日平均數)	←	基準數列	0.524	0.718	2.709	0.030 *
20	國內外短期利差	↔	基準數列	3.717	0.005 *	4.552	0.001 *
21	國內外長期利差		基準數列	1.390	0.236	1.327	0.259
22	國內長短期利差	←	基準數列	1.189	0.315	3.101	0.016 *
23	台灣加權股價指數	↔	基準數列	2.965	0.019 *	18.404	0.000 *
24	股票市場總市值	↔	基準數列	3.234	0.012 *	16.692	0.000 *
25	股票日平均成交金額	←	基準數列	1.072	0.370	5.080	0.001 *
26	融資餘額	↔	基準數列	3.153	0.014 *	15.812	0.000 *
27	融券餘額	↔	基準數列	3.102	0.016 *	3.174	0.014 *
28	台灣 50 指數	↔	基準數列	3.876	0.004 *	16.456	0.000 *
29	店頭市場股價指數	↔	基準數列	2.435	0.047 *	18.141	0.000 *
30	信義房價指數	↔	基準數列	2.839	0.024 *	6.171	0.000 *
31	國泰全國房地產指數		基準數列	0.663	0.652	1.912	0.091
32	國泰台北市房地產指數	←	基準數列	1.189	0.304	2.670	0.007 *
33	建物所有權移轉登記棟數	←	基準數列	0.251	0.939	8.520	0.000 *
34	核發建築物建造執照總樓地板面積	←	基準數列	0.866	0.484	5.014	0.001 *
35	核發建築物使用執照總樓地板面積		基準數列	0.605	0.660	0.511	0.728
36	消費者貸款—購置住宅貸款	←	基準數列	1.613	0.170	6.829	0.000 *
37	消費者貸款		基準數列	0.380	0.823	2.047	0.087
38	全體銀行放款餘額	←	基準數列	1.395	0.235	5.343	0.000 *
39	全體銀行放款餘額—對公營事業	←	基準數列	0.747	0.560	4.209	0.002 *
40	全體銀行放款餘額—對民營企業	↔	基準數列	4.727	0.001 *	7.114	0.000 *
41	貨幣機構放款與投資	←	基準數列	2.053	0.086	2.492	0.043 *
42	貨幣機構放款	←	基準數列	1.307	0.266	5.079	0.001 *
43	貨幣機構對非金融機構證券投資	←	基準數列	1.328	0.258	5.508	0.000 *

註：1. 本研究採用 VAR 架構之 Granger 因果關係之 F 檢定進行，*代表在 5%顯著水準下顯著。

2. 若 A Granger 影響 B，以 A→B 表示，代表 A 具有領先性；若 B Granger 影響 A，以 A←B 表示，代表 B 具有領先性；若 A Granger 影響 B 且 B Granger 影響 A，以 A↔B 表示，代表 A 與 B 具有同時性。

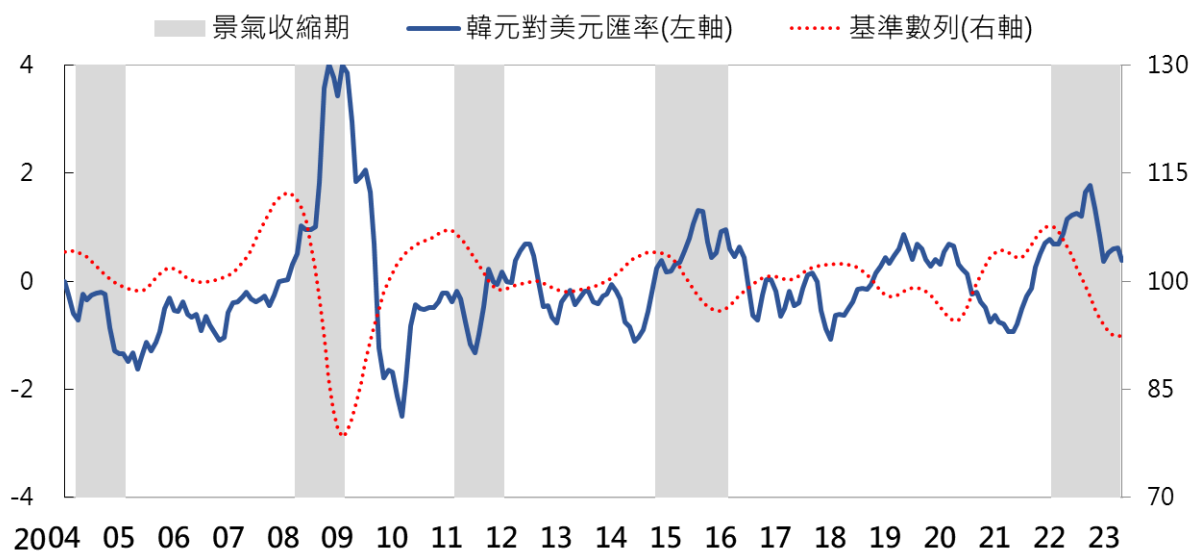
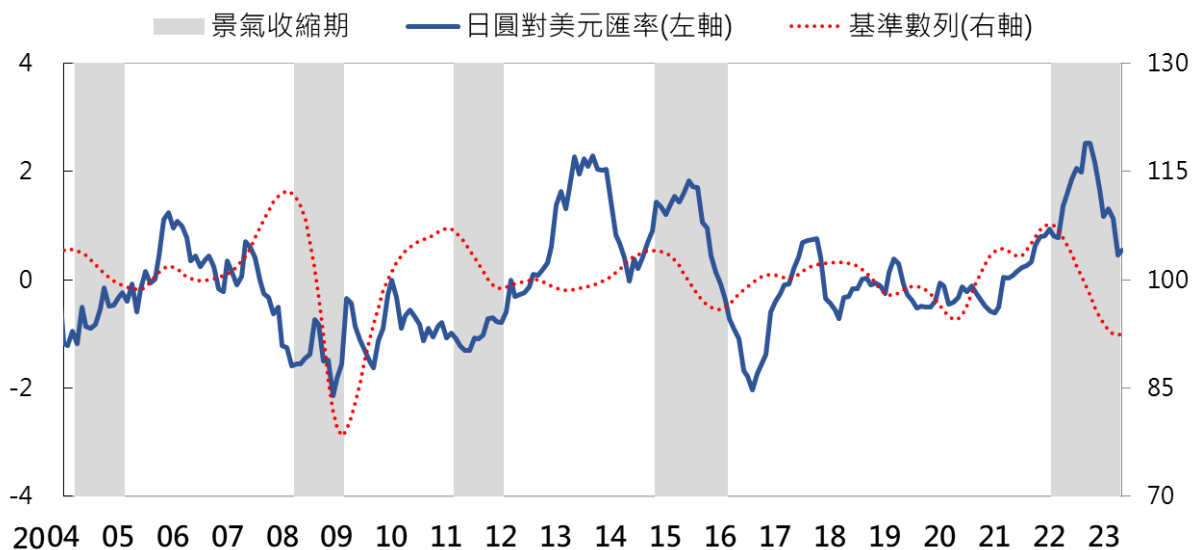


圖 4 重要金融變數與基準數列

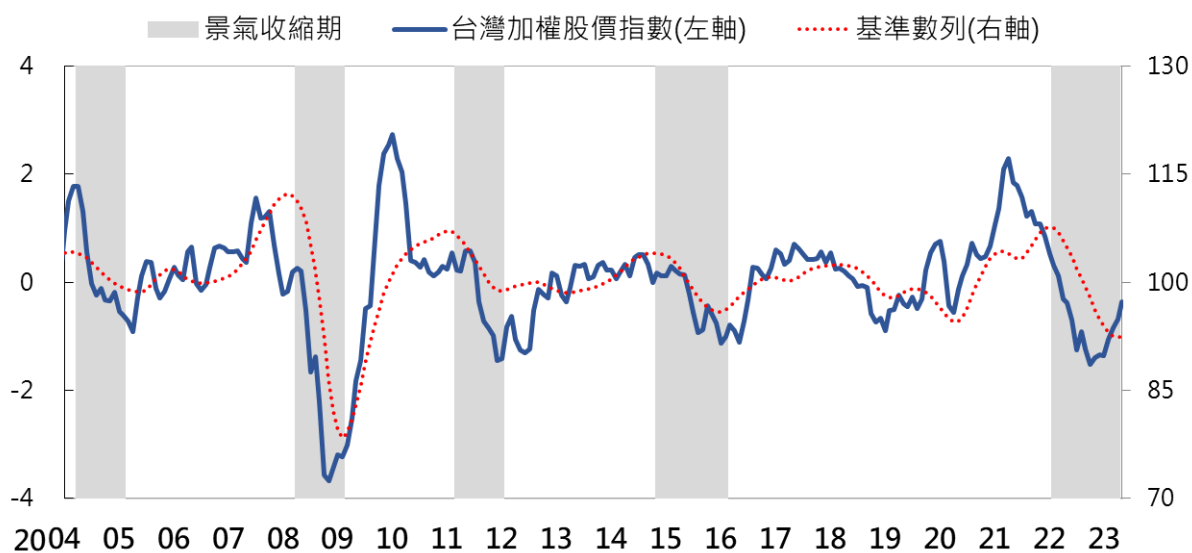
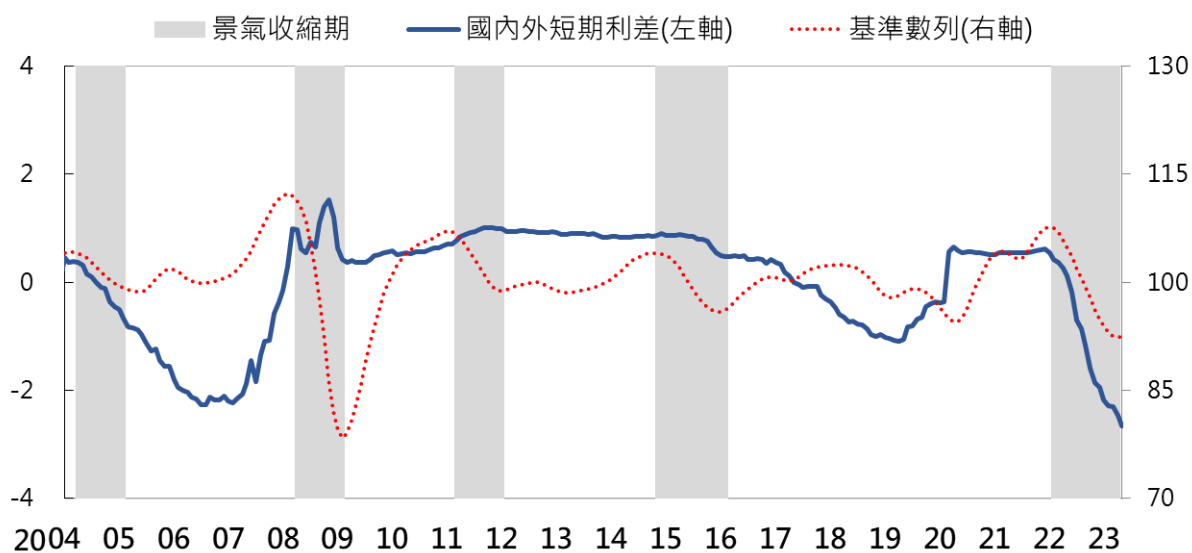


圖 4 重要金融變數與基準數列（續）

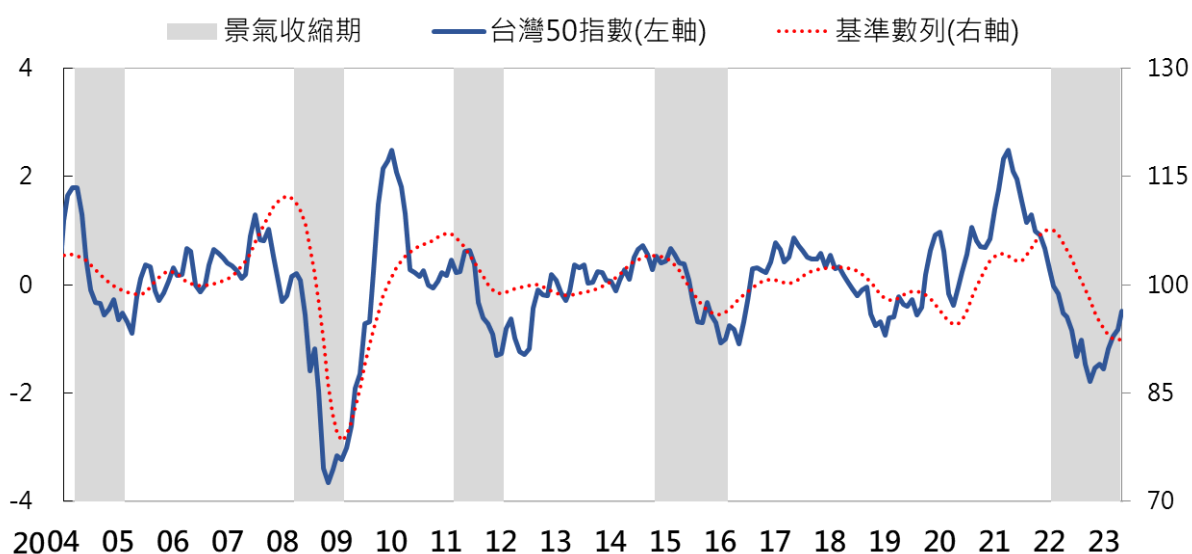


圖 4 重要金融變數與基準數列（續）

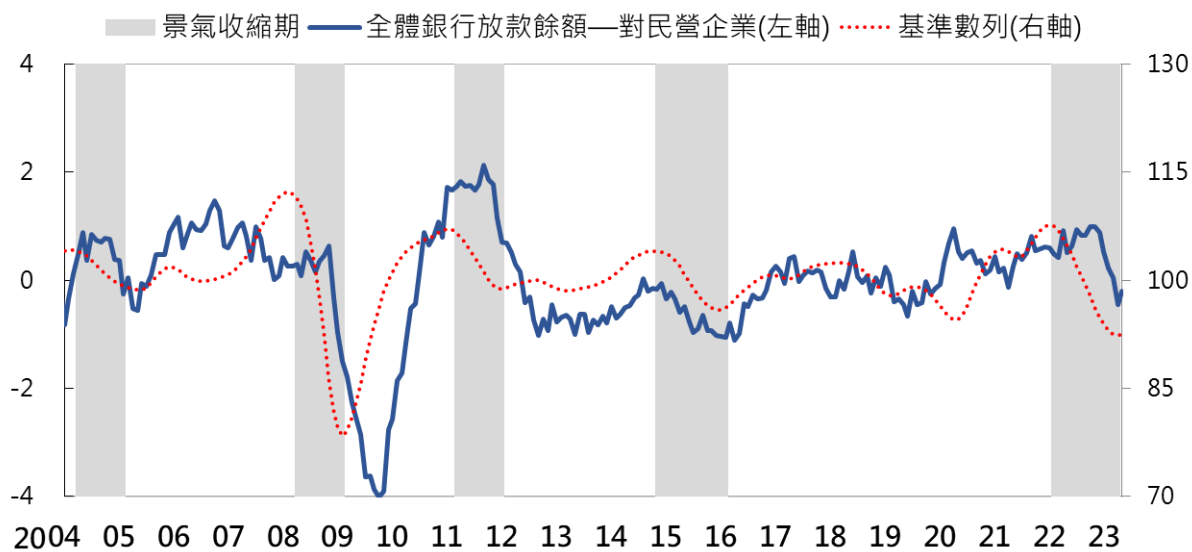
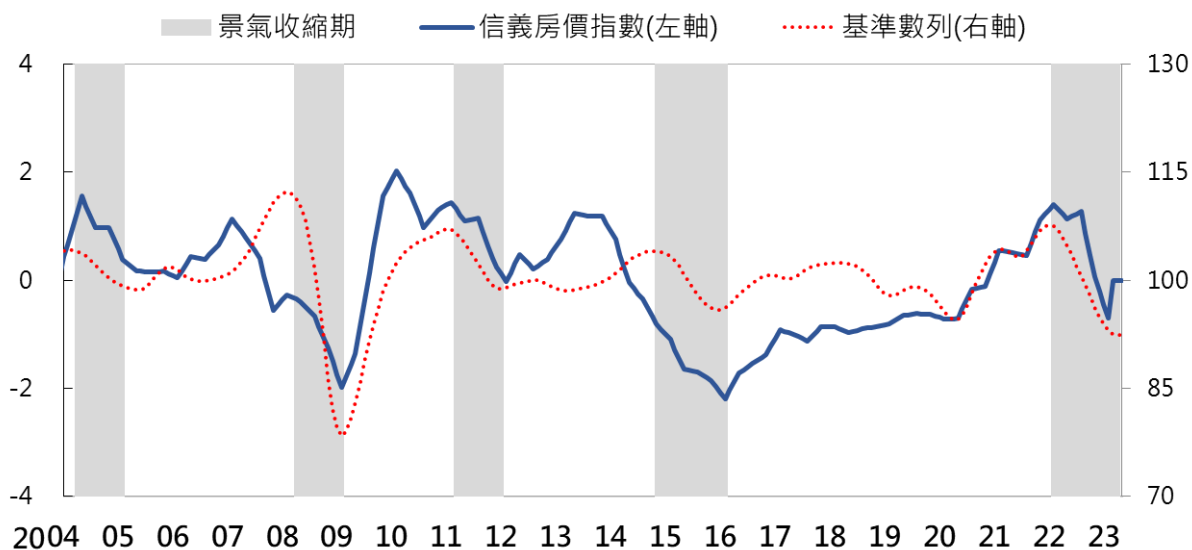
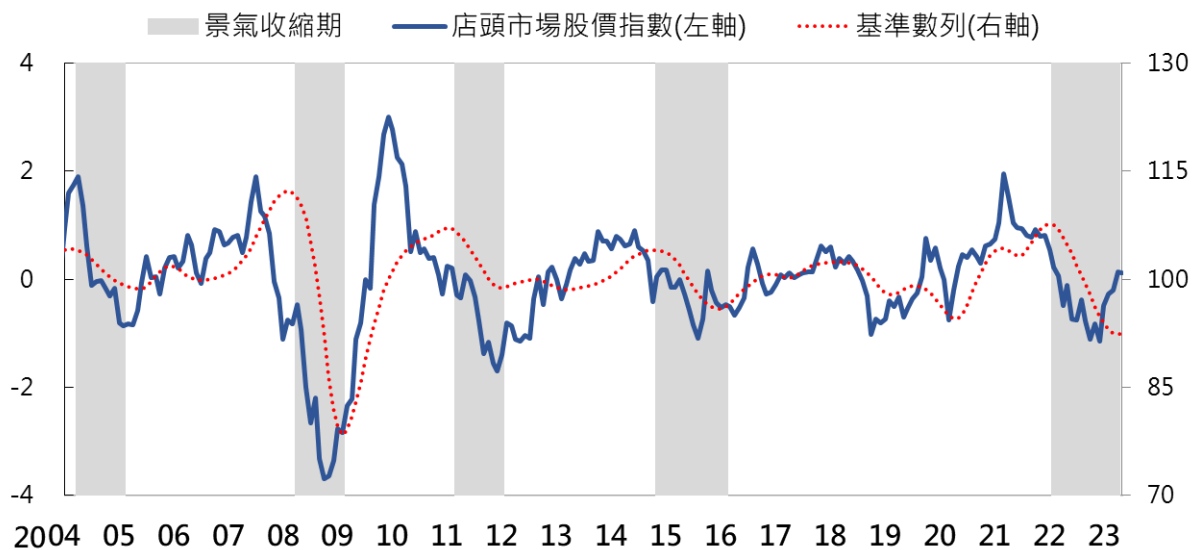


圖 4 重要金融變數與基準數列 (續)

五、台灣景氣循環之預測

本研究找出重要變數後，以 2004 年 1 月至 2011 年 12 月為訓練樣本，2012 年 1 月至 2023 年 2 月為測試樣本，放入所有重要變數，使用隨機森林及羅吉斯迴歸模型，即時預測未來 1 個月景氣收縮機率，並以 ROC 曲線下面積評估預測表現。

若比較隨機森林、羅吉斯迴歸模型之預測表現，由於在不同參數設定下，隨機森林的 ROC 曲線下面積較大，代表預測表現普遍較好，且觀察隨機森林之各種參數組合，ROC 曲線下面積差異不大，顯示隨機森林方法具有穩健性。(詳表 5、圖 5)

表 5 預測台灣未來 t 個月景氣循環之 AUC

方法	範圍	t=1
羅吉斯迴歸	無	83.6
隨機森林	最小值	93.8
	最大值	95.2

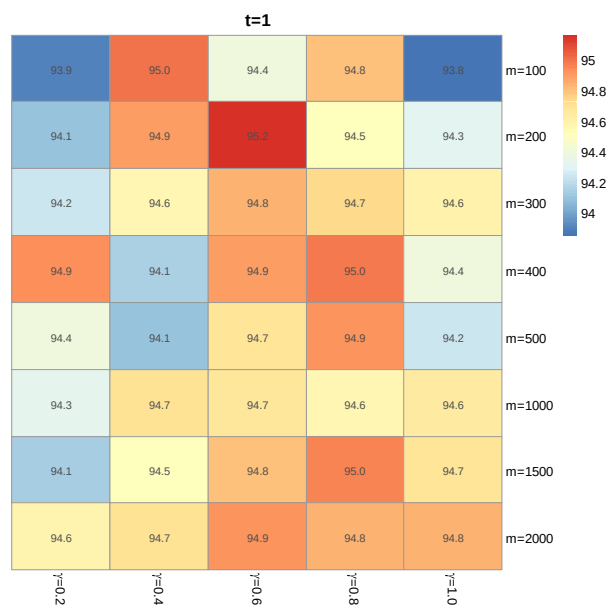
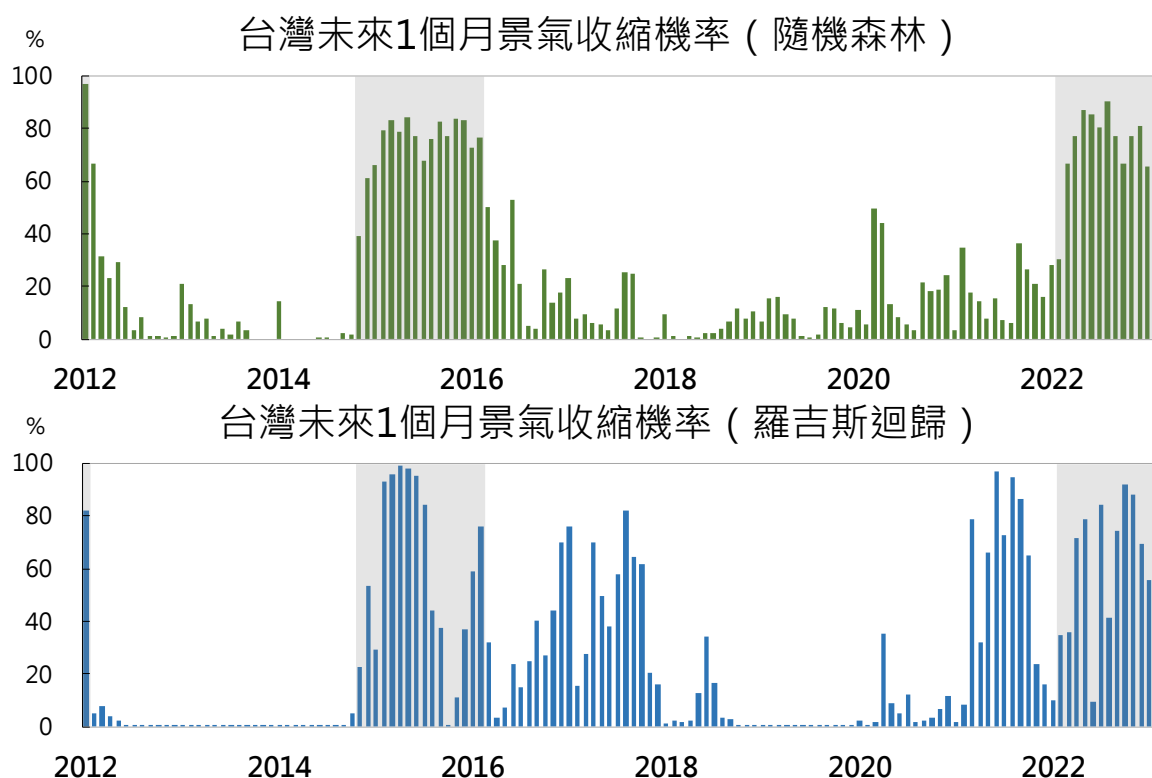


圖 5 不同參數設定下之隨機森林 AUC

若採用隨機森林最佳模型（隨機抽樣次數 $m = 200$ 、變數比例 $r = 0.6$ ）、羅吉斯迴歸模型，預測未來 1 個月景氣收縮機率，發現隨機森林之景氣收縮機率，在最近 2 次收縮期明顯較高，在擴張期則較低；羅吉斯迴歸模型之景氣收縮機率，雖然在最近 2 次收縮期明顯較高，惟在 2016 年 3 月至 2022 年 1 月擴張期，亦出現景氣收縮機率較高現象，故以隨機森林之預測表現較佳。（詳圖 6）



- 註：1. 陰影區為景氣收縮期。
2. 長條圖代表使用當月資料之預測結果，為未來1個月景氣收縮機率。

圖 6 台灣未來 1 個月景氣收縮機率

六、重要金融指標之解釋

由於本研究採用即時預測模型，每次新增 1 筆資料後，模型與先前不同，為便於後續解釋，以 2004 年 1 月至 2023 年 2 月之全部樣本，放入所有重要金融指標，利用隨機森林最佳模型參數建立模型，並使用金融指標與 Shapley 值關係，解釋指標變動與景氣循環的關聯。本節另使用簡單羅吉斯迴歸模型驗證，其中反應變數為未來 1 個月景氣狀態，解釋變數為 1 個重要金融指標，檢視金融指標與景氣循環之關係。

(一) 重要金融指標與 Shapley 值關係

觀察重要金融指標與 Shapley 值關係，韓元對美元匯率、準備貨幣、國內外短期利差、全體銀行放款餘額—對民營企業、融券餘額、融資餘額等 6 個變數與 Shapley 值成正比，代表數值愈大，未來 1 個月進入景氣收縮期機率愈高；店頭市場股價指數、台灣 50 指數、股票市場總市值、台灣加權股價指數等 4 個變數與 Shapley 值成反比，代表數值愈大，未來 1 個月進入景氣收縮期機率愈低。

信義房價指數、日圓對美元匯率與 Shapley 值為先降後升之二次關係，當數值低於平均時，數值愈大則未來 1 個月進入景氣收縮期機率愈低；當數值高於平均時，數值愈大則景氣收縮機率愈高。(詳表 6、詳圖 7、圖 8)

表 6 重要金融指標與 Shapley 值關係

編號	重要金融指標	重要性	與 Shapley 值關係
1	韓元對美元匯率	0.072	正比
2	店頭市場股價指數	0.069	反比
3	準備貨幣(日平均數)	0.051	正比
4	國內外短期利差	0.048	正比
5	全體銀行放款餘額—對民營企業	0.047	正比
6	信義房價指數	0.043	先降後升之二次關係
7	日圓對美元匯率	0.042	先降後升之二次關係
8	融券餘額	0.016	正比
9	台灣 50 指數	0.016	反比
10	融資餘額	0.011	正比
11	股票市場總市值	0.009	反比
12	台灣加權股價指數	0.005	反比

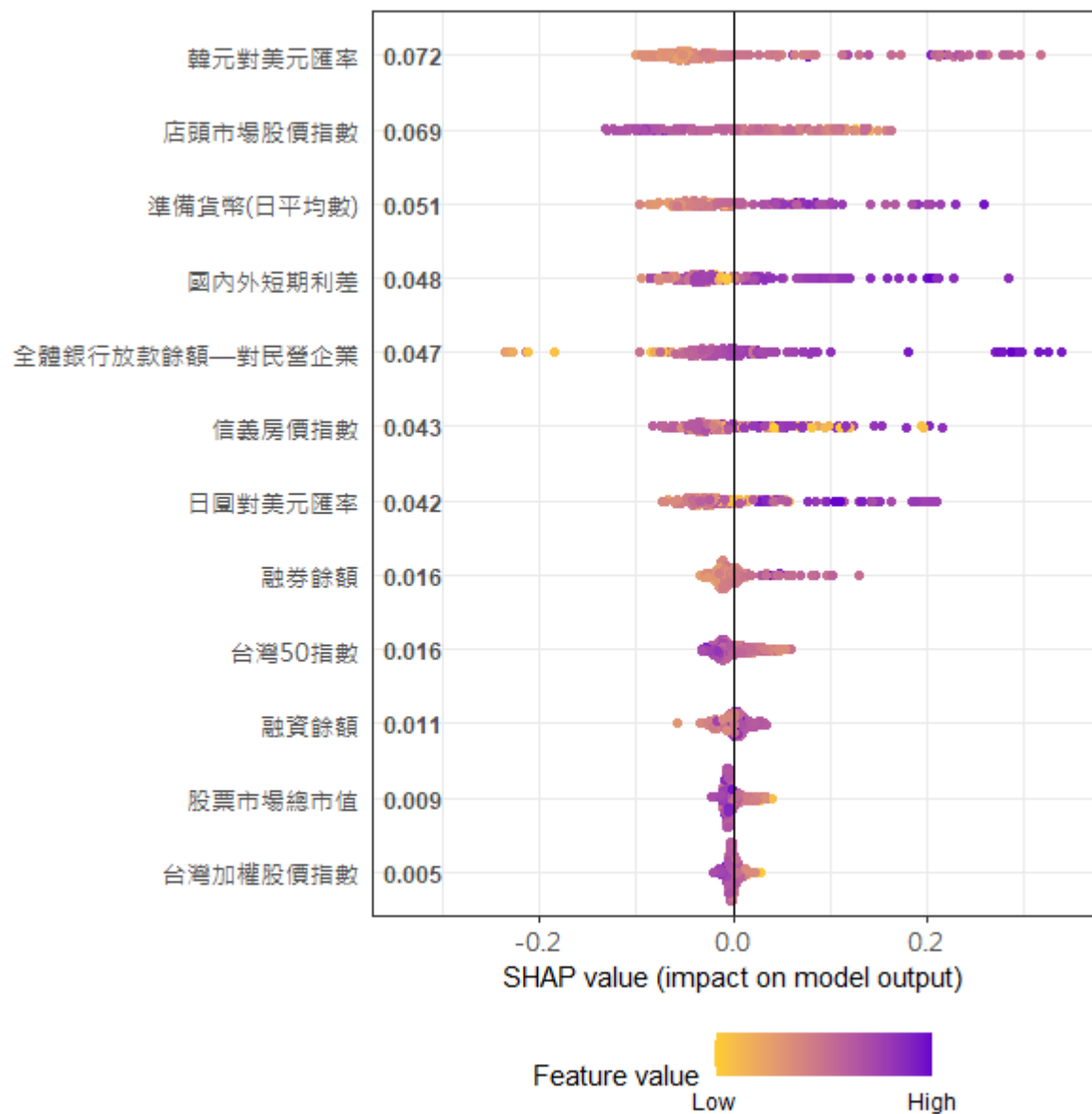


圖 7 預測未來 1 個月台灣景氣循環之 Shapley 值分配

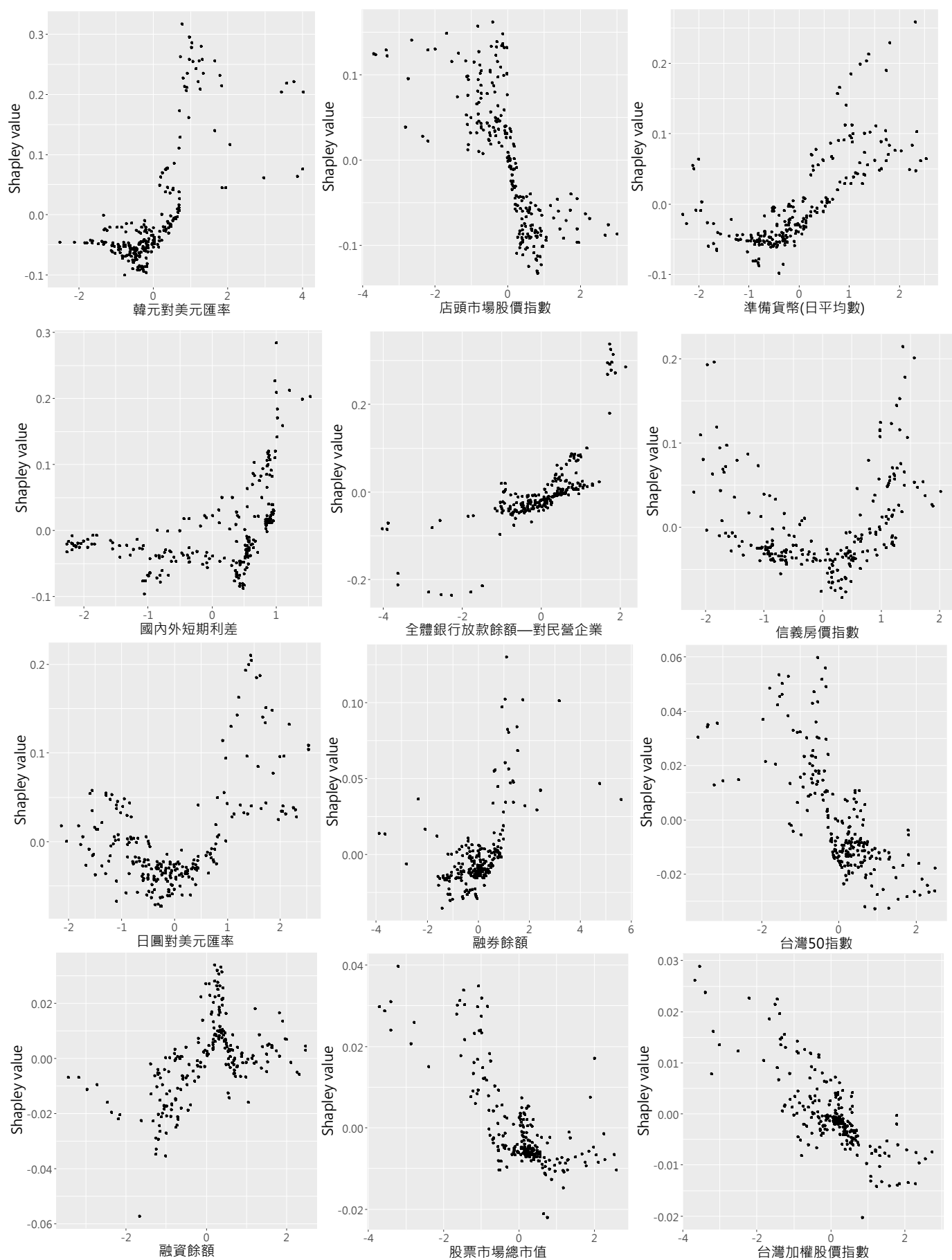


圖 8 預測未來 1 個月台灣景氣循環之 Shapley 值依賴圖

(二) 重要金融指標在簡單羅吉斯迴歸模型

羅吉斯迴歸模型之係數與勝算比(odds ratio)有關，當係數取指數後，代表金融指標增加 1 單位與原數值的勝算比，其中勝算愈大代表景氣收縮可能性愈大，故當係數為正號，代表金融指標上升，景氣收縮機率上升；當係數為負號，則代表金融指標上升，景氣收縮機率下降。

觀察重要金融指標在羅吉斯迴歸模型之係數，韓元對美元匯率、準備貨幣、國內外短期利差、全體銀行放款餘額—對民營企業等 4 個變數係數顯著大於 0，代表隨著這些金融指標上升，未來 1 個月進入景氣收縮期機率愈高；店頭市場股價指數、台灣 50 指數、融資餘額、股票市場總市值、台灣加權股價指數等 5 個變數係數顯著小於 0，代表隨著這些金融指標上升，未來 1 個月進入景氣收縮期機率愈低。

另信義房價指數、日圓對美元匯率、融券餘額等 3 個變數無法拒絕係數為 0 的虛無假設，代表這些金融指標與未來 1 個月景氣收縮機率不具有單調的遞增或遞減關係。(詳表 7)

表 7 重要金融指標之羅吉斯迴歸係數

編號	變數	H0: $\beta = 0$		McFadden's R^2
		z 統計量	P 值	
1	韓元對美元匯率	4.336	0.000 *	8.8
2	店頭市場股價指數	-5.086	0.000 *	13.7
3	準備貨幣(日平均數)	3.360	0.001 *	4.5
4	國內外短期利差	3.234	0.001 *	4.8
5	全體銀行放款餘額—對民營企業	3.948	0.000 *	7.5
6	信義房價指數	0.041	0.967	0.0
7	日圓對美元匯率	0.964	0.335	0.3
8	融券餘額	0.424	0.672	0.1
9	台灣 50 指數	-4.174	0.000 *	7.8
10	融資餘額	-3.279	0.001 *	4.3
11	股票市場總市值	-4.316	0.000 *	8.6
12	台灣加權股價指數	-4.271	0.000 *	8.4

註：本研究採用 Wald's 檢定進行簡單羅吉斯迴歸係數是否為 0 之檢定，*代表在 5%顯著水準下顯著。

（三）重要金融指標之解釋

若比較重要金融指標在隨機森林、簡單羅吉斯迴歸模型之結果，韓元對美元匯率、準備貨幣、國內外短期利差、全體銀行放款餘額—對民營企業等 4 個變數在兩個模型結果一致，當這些金融指標上升，我國未來 1 個月景氣收縮機率上升；店頭市場股價指數、台灣 50 指數、股票市場總市值、台灣加權股價指數等 4 個變數亦在兩個模型結果相同，當這些金融指標上升，我國未來 1 個月景氣收縮機率下降，以下就重要金融指標與景氣循環關係進行解釋。

1. 與景氣收縮同向之金融指標

- （1）韓元對美元匯率：由於我國與韓國產業發展皆以出口為導向，且以電子資訊產品為大宗，故兩國商品具有高度競爭性，當韓元對美元匯率貶值，代表韓國商品出口競爭力提升，我國商品出口競爭力相對下降，故我國景氣收縮機率上升。
- （2）準備貨幣：定義為通貨加上金融機構準備金，當準備貨幣增加，透過銀行信用創造過程，將使貨幣供給量增加。央行可透過公開市場操作、調整政策利率方式控制準備貨幣，當準備貨幣提升，代表央行營造較為寬鬆之金融環境，通常為我國景氣具有下行風險之時期，故觀察準備貨幣的變化，可用來預測景氣循環。
- （3）國內外短期利差：定義為台灣 31 - 90 天期商業本票利率（次級市場）減去美國 3 個月國庫券利率，由於短期利率主要受到央行政策利率影響，國內外短期利差反映台灣、美國政策利率之利差，當美國降息幅度大於台灣，使國內外短期利差提升，代表美國經濟轉弱，將影響我國經濟前景，故我國景氣收縮機率上升。
- （4）全體銀行放款餘額—對民營企業：依據中央銀行 2023 年 10 月統計，全體銀行對公民營企業放款餘額²之週轉金占 60%，購置不動產占 30%，購置動產占 6%，企業投資占 3%，故全體銀行對企業放款餘額多數為週轉金。當全體放款餘額—對民營企業上升時，

² 中央銀行僅公布全體銀行對公民營企業放款餘額之用途別資料，惟民營事業占 94%，公營事業占 6%，故不影響全體銀行對民營企業放款餘額之用途別結構。

代表經濟情勢改變，影響企業營運狀況，資金調度需求增加，企業需向銀行貸款以渡過難關，故當全體銀行放款餘額一對民營企業上升時，我國景氣收縮機率上升。

2. 與景氣收縮反向之金融指標

- (1) 店頭市場股價指數、台灣 50 指數、台灣加權股價指數：店頭市場股價指數為櫃買中心編製之上櫃公司加權股價指數；台灣 50 指數為台灣證券交易所與富時公司共同編製之指數，涵蓋台灣證券市場市值前 50 大公司，代表藍籌股之績效表現；台灣加權股價指數為台灣證券交易所編製，衡量上市公司之股價整體績效表現。由於股價指數可反映投資人對經濟前景預期，故當股價指數上升，我國景氣收縮機率下降。
- (2) 股票市場總市值：由於股票市場總市值定義為上市公司股價收盤價格乘以發行股數，當股價上漲時，股票市場總市值增加，反映投資熱絡，對經濟前景預期改善，故當股票市場總市值上升，我國景氣收縮機率下降。

3. 與景氣收縮具有二次關係之金融指標

在隨機森林模型中，信義房價指數、日圓對美元匯率與景氣收縮機率有先降後升的二次關係，而在簡單羅吉斯迴歸模型中，此 2 個變數之係數不拒絕為 0 的假設，代表與景氣收縮機率不具有單調遞增或遞減關係，以下就此 2 個變數進行說明。

- (1) 信義房價指數：由於信義房價指數衡量台灣地區中古屋交易價格，其樣本選擇純住宅產品，且排除預售物件，較能反映房地產市場當下狀況。房價指數年增率低於平均時，當房價指數年增率增加，有利於資產累積，故景氣收縮機率下降；惟當房價指數年增率高於平均時，房價指數年增率愈高，將排擠消費支出，景氣收縮機率上升。
- (2) 日圓對美元匯率：我國與日本為貿易逆差關係，主要向日本進口機械設備及電子零組件、化學品等關鍵零組件或材料，並出口電

子零組件、資通與視聽產品，故日圓對美元匯率會同時對我國進出口競爭力造成影響。當日圓對美元匯率低於平均時，日圓幣值較高，若日圓對美元貶值，我國進口日本商品價格相對下降，景氣收縮機率下降；當日圓對美元匯率高於平均時，日圓幣值較低，若日圓對美元貶值，我國出口本國商品需面對日本競爭壓力，景氣收縮機率上升。

4. 其他金融指標

- (1) 融資餘額：融資為投資人向證券商融資買股票，當融資餘額愈高，代表投資人看好股市發展，未來經濟前景好轉。在簡單羅吉斯迴歸模型，融資餘額之係數顯著小於 0，代表當融資餘額上升，未來 1 個月景氣收縮機率下降；惟在隨機森林模型，融資餘額與 Shapley 值成正比，與簡單羅吉斯迴歸模型不一致，主因隨機森林加入多個股票市場變數，可能造成混淆（confounding）現象。
- (2) 融券餘額：融券為投資人向證券商商借股票賣出，再買入股票回補，若融券餘額愈高，代表投資人看空股市發展，對未來經濟前景感到悲觀。在簡單羅吉斯迴歸模型，融券餘額係數大於零，但不顯著；在隨機森林模型，融券餘額與 Shapley 值成正比，代表當融券餘額上升，未來 1 個月景氣收縮機率上升。

伍、 結論與建議

一、 結論

本研究參考張天惠、朱浩榜（2020）編製之金融情勢指數構成項目及變數處理方式，使用 Doz, Giannone, and Reichlin（2012）之動態因子模型建立台灣 FCI，分析台灣金融情勢與美國、中國大陸關係，以及與台灣景氣循環關係，再進一步從台灣 FCI 構成項目，找出可預測景氣循環之重要變數，並使用隨機森林、羅吉斯迴歸模型，即時預測我國未來 1 個月景氣收縮機率，主要結論說明如下：

- （一） 本研究編製之台灣 FCI，可反映台灣金融情勢變化，且與重要國際事件相關，如 2008 年全球金融危機、2011 年歐洲債務危機、2018 年美中貿易戰、2022 年俄烏戰爭，我國金融情勢轉為緊縮；2008 年美國因應金融危機，推出量化寬鬆政策、2020 年全球 COVID-19 疫情爆發，美國再度推出量化寬鬆政策，我國金融情勢轉為寬鬆。
- （二） Caldara, Ferrante and Queralto（2022）指出美國貨幣政策可能對外國經濟產生外溢效果，當美國緊縮貨幣政策，將導致投資者由外國資產轉向美國資產，進而緊縮外國金融情勢，本研究發現美國金融情勢相對於台灣、中國大陸具有領先性，與上述結果一致。
- （三） 台灣 FCI 之 43 個構成項目中，僅有準備貨幣對景氣循環具有領先性，其餘 11 個金融指標具有同時性，以股票市場 6 個變數最多，包含台灣加權股價指數、股票市場總市值、融資餘額、融券餘額、台灣 50 指數、店頭市場股價指數，由於股票市場包含投資人對經濟前景的預期，故可用於景氣循環預測。
- （四） 比較隨機森林、羅吉斯迴歸模型之預測表現，隨機森林在不同參數設定之表現，普遍較羅吉斯迴歸模型好，且隨機森林之各種參數組合的表現差異不大，顯示隨機森林模型具有穩健性。
- （五） 觀察重要金融指標與景氣收縮機率之關係，韓元對美元匯率、準備貨幣、國內外短期利差、全體銀行放款餘額一對民營企業與

Shapley 值成正比，代表隨著韓元對美元匯率貶值、準備貨幣增加、國內外短期利差上升、對民營企業放款餘額增加，未來 1 個月景氣收縮機率愈高；店頭市場股價指數、台灣 50 指數、股票市場總市值、台灣加權股價指數則與 Shapley 值成反比，代表當股價指數上漲、股票市場總市值增加，未來 1 個月景氣收縮機率愈低。

二、建議

- (一) 由於台灣 FCI 可反映金融情勢變化，建議用其觀察金融情勢寬鬆程度，以做為貨幣政策參考。另實證結果顯示台灣 FCI 與景氣循環具有同時性，建議追蹤台灣 FCI 之變動及與景氣循環之關係，以提前發揮景氣循環預警效果，俾利政府制定因應對策。
- (二) 由於台灣 FCI 之構成項目具有日、月、季等 3 種頻率，本研究轉換為月頻率資料建立台灣 FCI，建議未來可參考混合頻率資料抽樣 (MIDAS) 模型概念，直接以不同頻率資料建構台灣 FCI，以充分運用各項資訊。
- (三) 鑒於近年金融市場變化迅速，如 2023 年美國矽谷銀行 (Silicon Valley Bank)、標誌銀行 (Signature Bank)、第一共和銀行 (First Republic Bank) 在短時間內宣布倒閉，由於部分金融指標為日頻率資料，可即時反映金融市場變動，建議未來可建立日頻率金融情勢指數，以快速掌握台灣金融情勢變化。

參考文獻

- 吳俊毅、朱浩榜（2020），「即時預報台灣的經濟成長率：MIDAS模型之應用」，*中央銀行季刊*，42(1)，59-84。
- 吳懿娟（2007），「我國殖利率曲線與經濟活動間關係之實證分析」，*中央銀行季刊*，29(3)，23-64。
- 張天惠（2012），「我國金融情勢指數與總體經濟預測」，*中央銀行季刊*，34(2)，11-42。
- 張天惠、朱浩榜（2020），「台灣金融情勢與經濟預測」，*經濟論文叢刊*，48(1)，77-106。
- 黃裕烈（2019），「景氣監測預警系統之研究」，國家發展委員會委託研究計畫。
- 劉昕（2018），「中國宏觀金融環境的新視角——第一財經研究院發布中國金融條件指數」，第一財經研究院。
- Azqueta-Gavaldon, A., Hirschbühl, D., Onorante, L., & Saiz, L. (2020). *Nowcasting business cycle turning points with stock networks and machine learning* (No. 2494). European Central Bank.
- Berge, T. J. (2015). Predicting recessions with leading indicators: Model averaging and selection over the business cycle. *Journal of Forecasting*, 34(6), 455-471.
- Boukherouaa, E. B., Shabsigh, M. G., AlAjmi, K., Deodoro, J., Farias, A., Iskender, E. S., ... & Ravikumar, R. (2021). *Powering the Digital Economy: Opportunities and Risks of Artificial Intelligence in Finance*. International Monetary Fund.
- Brave, S. A., & Butters, R. A. (2011). Monitoring financial stability: A financial conditions index approach. *Economic Perspectives*, 35(1), 22.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- Caldara, D., Ferrante, F., & Queralto, A. (2022). International Spillovers of Tighter Monetary Policy. *FEDS Notes*, Board of Governors of the Federal Reserve System, Dec. 22
- Doz, C., Giannone, D., & Reichlin, L. (2011). A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman filtering. *Journal of*

- Econometrics*, 164(1), 188-205.
- Doz, C., Giannone, D., & Reichlin, L. (2012). A quasi-maximum likelihood approach for large, approximate dynamic factor models. *Review of economics and statistics*, 94(4), 1014-1024.
- Fornaro, P. (2016). Forecasting US recessions with a large set of predictors. *Journal of Forecasting*, 35(6), 477-492.
- Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., & Reichlin, L. (2005). The generalized dynamic factor model: one-sided estimation and forecasting. *Journal of the American statistical association*, 100(471), 830-840.
- Granger, C. W. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 424-438.
- Krantz, S., & Bagdziunas, R. (2023). *dfms: Dynamic Factor Models*. <https://CRAN.R-project.org/package=dfms>
- Liu, W., & Moench, E. (2016). What predicts US recessions?. *International Journal of Forecasting*, 32(4), 1138-1150.
- Næs, R., Skjeltorp, J. A., & Ødegaard, B. A. (2011). Stock market liquidity and the business cycle. *The Journal of Finance*, 66(1), 139-176.
- Ng, S. (2014). Boosting recessions. *Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économie*, 47(1), 1-34.
- Nilsson, R., & Gyomai, G. (2007). OECD SYSTEM OF LEADING INDICATORS.
- Rudebusch, G. D., & Williams, J. C. (2009). Forecasting recessions: the puzzle of the enduring power of the yield curve. *Journal of Business & Economic Statistics*, 27(4), 492-503.
- Shapley, L. S. (1953). A Value for n-person Games. *Contributions to the Theory of Games*, 28, 307-317.
- Solberger, M., & Spånberg, E. (2020). Estimating a dynamic factor model in EViews using the Kalman Filter and smoother. *Computational Economics*, 55(3), 875-900.
- Stock, J. H., & Watson, M. W. (2012). Generalized shrinkage methods for

- forecasting using many predictors. *Journal of Business & Economic Statistics*, 30(4), 481-493.
- Stock, J. H., & Watson, M. W. (2016). Dynamic factor models, factor-augmented vector autoregressions, and structural vector autoregressions in macroeconomics. In *Handbook of macroeconomics* (Vol. 2, pp. 415-525). Elsevier.
- Štrumbelj, E., & Kononenko, I. (2014). Explaining prediction models and individual predictions with feature contributions. *Knowledge and information systems*, 41(3), 647-665.