

台灣製造業景氣循環之研究*

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

本研究分析製造業 6 個主要中行業之景氣循環特性及關係，實證結果顯示，電腦、電子產品及光學製品業、汽車及其零件業對其他多數行業具有領先性，代表終端需求產品相關行業領先反映景氣變化；各行業皆對機械設備業具有領先性，反映廠商會依據行業前景決定投資計畫，進而影響機械設備需求。

各行業景氣循環預測方面，機器學習方法-XGBoost 預測表現較佳，主因可透過增強式學習提升預測能力。海關出口值為預測電子零組件業、電腦、電子產品及光學製品業、機械設備業景氣循環之重要變數，主因此 3 種行業以外銷為主，另主要出口國之經濟前景，如美國領先指標、美國 PMI 為預測各行業景氣循環之重要變數；新台幣、日圓兌美元匯率為預測電子零組件業景氣循環之重要變數，主因我國及貿易對手國之匯率變化，會影響我國出口競爭力。

* 本文參加國發會 2022 年研究發展作品評選，榮獲經濟成長與韌性發展類甲等獎。

** 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。

A Study on the Business Cycle of Taiwan's Manufacturing Industry

Ming-Chuan Liao

Specialist

Economic Development Department, NDC

Abstract

This study analyzes the characteristics and relationship of the business cycle of the six major manufacturing industries. The empirical results show that the computers, electronic & optical products industry and motor vehicles & its parts industry are leading most other industries. It represents that terminal demand products related industries take the lead in reflecting business cycle. All industries are leading the machinery & equipment industry, reflecting that manufacturers will decide investment plans based on industry prospects, which will affect the demand for machinery and equipment.

In terms of business cycle forecasting, the XGBoost performs better, because the forecasting ability can be improved through reinforcement learning. The total exports are important variables in predicting the business cycle of the electronic parts & components industry, computers, electronic & optical products industry, and machinery & equipment industry. In addition, the economic prospects of major exporting countries, such as the leading indicators and the PMI of the United States, are important variables for predicting the business cycle of manufacturing industries. The exchange rates of NTD and JPY against the U.S. dollar are important variables in predicting the business cycle of the electronic parts & components industry, because the exchange rates between Taiwan and major trading countries will affect Taiwan's export competitiveness.

壹、前言

一、研究緣起

Burns and Mitchell (1946) 指出，景氣循環 (business cycle) 是總體經濟活動的波動現象，一個循環包含許多經濟活動同時發生擴張，隨後衰退、收縮及復甦，再進入下個循環的擴張階段，故經濟活動重要特徵之一為景氣循環。

我國為小型開放經濟體，出口占整體 GDP 比重近 6 成，商品出口為驅動經濟成長之重要動能，故了解製造業景氣循環為一項重要議題，目前政府及智庫皆發布製造業相關指標，主要分為廠商對景氣預期之質性資料及廠商實際產出之量化資料。

製造業質性資料部分，如國家發展委員會及中華經濟研究院之製造業採購經理人指數 (Purchasing Managers' Index, PMI)、台灣經濟研究院之製造業營業氣候測驗點、製造業景氣燈號等，反映廠商對當下及未來景氣之預期；量化資料部分，如經濟部之製造業生產指數、銷售量指數、存貨量指數，行政院主計總處之製造業 GDP 等，則反映廠商實際產出之消長。

由於質性資料反映廠商對短期景氣之預期，可做為觀察未來景氣變化之前瞻性參考，而量化資料則反映廠商之實際產出，故可做為瞭解各行業景氣循環之用。除此之外，由於各行業特性、上下游關係、受外在衝擊反應有所不同，景氣循環態樣可能有所差異，故有必要分別探討。

本研究參考經濟部製造業統計分類，以電子零組件業、化學原材料業、基本金屬業、電腦、電子產品及光學製品業、機械設備業、汽車及其零件業等 6 個主要中行業之生產指數，分析各行業之景氣循環，並預測各行業景氣擴張期、收縮期，以提前掌握景氣變化。

二、研究目的

我國製造業分為 6 個主要中行業，其中電子零組件業、電腦、電子產品及光學製品業為高科技產業，化學原材料業、基本金屬業、機械設備業、汽車及其零件業則為傳統產業，其中高科技產業受到國際消費性

電子、新興科技應用需求影響，而傳統產業則與全球終端需求相關，如在 2020 年 COVID-19 疫情爆發初期，受惠於數位轉型、遠距學習、居家辦公商機，高科技產業表現亮眼，惟受制於各國防疫及邊境管制措施，全球終端需求減少，傳統產業表現疲弱，故本研究分析各行業景氣循環振幅、持續時間及彼此關係，藉以掌握各行業景氣循環之不同特性。

由於各行業進入景氣收縮期時，廠商營收下滑、減少增聘員工，嚴重時將實施減班休息、進行裁員，故提前掌握景氣循環是一項重要課題，若能找出具有領先性之經濟變數，藉由計量模型預測未來景氣收縮機率，將能提供政府有效預警機制，以制訂因應對策，如提供補貼或減稅、進行輔導轉型等措施，以減緩各行業景氣下行之衝擊。

在預測方法方面，近年數據科學蓬勃發展，各種方法推陳出新，其中機器學習方法中的 XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) 受到矚目，在許多預測競賽獲得優勝，且具備高效率、良好預測能力之優點，故本研究嘗試用以預測各行業景氣循環，並與傳統計量模型中的羅吉斯迴歸進行比較。

貳、文獻回顧

景氣循環為總體經濟之波動現象，各國政府、研究機構多關注各部門經濟活動同時上升或下降狀況，對於微觀的行業景氣循環較少著墨，惟各行業特性不同，景氣循環態樣有所差異，值得深入探究各行業景氣循環之異質性，以下就國內外製造業景氣循環相關文獻進行探討。

Chang and Hwang (2015) 認定美國製造業 74 個行業之景氣轉折點，發現各行業在高峰及谷底具有不對稱性，谷底的轉折點更為集中，且各行業之景氣循環變化，顯示投入產出關係之外溢效應。除此之外，總體經濟衝擊如貨幣政策、政府支出、油價、金融情勢的意外變化，是驅動各行業景氣循環變動的重要因素。

Behun, Gavurova, Tkacova and Kotaskova (2018) 研究歐盟各國製造業景氣循環與 GDP 之關係，其中製造業景氣循環採用生產、就業、薪資、工時、產出價格、營業額等不同指標進行分析。研究結果顯示，多

數國家製造業生產及銷售量與 GDP 為同時指標，其變化幾乎直接反映在 GDP 的增減；勞動市場變數則是落後指標，各國經濟發展變化對就業、薪資、工時產生重大影響。

Krolzig and Sensier(2000)以英國 6 個主要製造業部門之生產指數，探討英國景氣循環與產業結構變化之交互作用，並提出馬可夫轉換向量均衡校正模型 (MS-VECM)，該模型具有衰退、正常成長、高成長等 3 種狀態。研究結果發現，各行業的特定衝擊隱含共同週期，且該週期與英國景氣循環峰谷日期密切相關。

Foerster, Sarte and Watson (2011) 使用因子分析，將工業生產變化分解為總體及特定部門衝擊。由近似因子模型發現，工業生產指數季成長率的變化，大約有 90%與共同因子有關。由於共同因子可能反映藉由投入產出關係傳播之部門衝擊，故作者以多部門成長模型進行調整。研究結果顯示，總體衝擊是工業生產變化的主要來源，惟部門衝擊的重要性在經濟大溫和¹ (Great Moderation) 後增加 1 倍以上。

Bose and Goyal (2020) 研究印度各行業景氣循環日期及結構，以及不同政策變數與景氣循環之因果關係。研究結果顯示，匯率、貨幣、信用、名目及實質利率皆會影響行業景氣循環，惟影響差異可能是經濟結構不同所導致，其中貨幣及信用對非耐久財消費品更重要，而利率影響耐久財消費品及資本財。

黃月盈 (2016) 估計製造業 26 個中行業之循環成分，發現多數行業與 GDP 走勢大致相似，其中塑膠製品業、化學製品業、電子零組件業、機械設備業、金屬製品業與 GDP 相關係數達 0.8 以上，而藥品及醫用化學製品業、食品業、飲料業、菸草業與 GDP 走勢關聯性則較低。

景氣循環預測方面，由於需要使用具有代表性之經濟變數進行預測，除了參考上述各行業景氣循環分析及預測相關文獻外，本研究另參考總體經濟之景氣循環預測相關文獻，以求納入可能之解釋變數。

¹ 1980 年代中期之後，至 2007-2009 年金融危機前，全球經濟溫和成長，且物價穩定，學者稱此一現象為經濟大溫和 (Great Moderation)。

Berge (2015) 評估利率及利差、金融變數、總體經濟變數之景氣轉折點預測能力，並比較模型平均、模型選擇方法對預測表現之影響。研究結果顯示，工業生產及初次申請失業救濟金人數對預測當前經濟狀態有所幫助，債券市場變數則有助預測未來 6 或 12 個月經濟狀態；此外，若結合殖利率曲線及其他領先指標，將有助改善模型預測能力。

Fornaro (2016) 使用包含大量總體經濟及金融指標之 Probit 模型，預測美國衰退期，並以貝氏收縮方法估計參數，此舉有助於對變數進行經濟解釋。研究結果顯示，與許多簡單基準模型相比，使用大量指標可產生更好的預測。

Fossati (2016) 使用總體經濟變數估計之潛在因子，預測美國經濟衰退機率，並考慮 2 種估計方式，包含 4 個變數估計之動態因子、102 個變數萃取之共同因子，分別以標準 Probit 模型、自迴歸 Probit 模型、馬可夫轉換模型預測衰退機率。研究結果顯示，多變數萃取之共同因子搭配馬可夫轉換模型，樣本外預測結果較接近 NBER 公布之衰退期。

Liu and Moench (2016) 重新評估不同經濟變數，對未來 3 個月到 2 年內美國經濟衰退之可預測性。研究結果顯示，美國公債利差對未來 4 至 6 季衰退具有最佳預測能力，而增加利差落後期可顯著提升短期衰退的可預測性。除此之外，經紀商保證金帳戶餘額可提升預測準確性，尤其是在超過 1 年的預測方面。

綜上所述，各行業景氣循環可能受到投入產出關係影響，亦可能受到貨幣政策、政府支出、油價、金融情勢衝擊，故本研究廣泛蒐集匯率、利率、利差、稅收及各國領先、同時指標及其構成項目等經濟變數，嘗試對各行業景氣循環進行預測，並解釋重要變數與預測結果之關係。

參、研究方法

一、研究流程

本研究進行製造業景氣循環分析及預測，在景氣循環分析部分，採用經濟部製造業6個主要中行業季節調整後生產指數，經去除長期趨勢、短期波動後，取出循環成分進行分析，再使用 Harding and Pagan (2002) 方法定義景氣轉折點。

景氣循環預測部分，先使用 Granger 因果關係檢定，找出對各行業景氣循環具有領先性之經濟變數，再使用 XGBoost、羅吉斯迴歸預測各行業未來1、3、6、12個月景氣收縮機率，具體流程說明如下：

(一) 資料處理

1. 各行業季節調整後生產指數

- (1) 取出循環成分：本研究使用 Hodrick and Prescott (1997) 提出之 HP 過濾器取出景氣循環成分，主要步驟分為兩階段，第一階段使用 HP 過濾器計算各行業生產指數之長期趨勢，並予以剔除；第二階段再使用 HP 過濾器進行平滑化，最後得到各行業生產指數之循環成分。
- (2) 定義轉折點：本研究採用 Harding and Pagan (2002) 方法，針對各行業生產指數之循環成分定義轉折點，主要概念為找出數列之部分區域極大值、極小值，確保高峰及谷底交替出現，再考量循環之持續時間及振幅後決定轉折點，並將景氣谷底至高峰定義為擴張期，高峰至谷底定義為收縮期。

2. 解釋變數

- (1) 蒐集經濟變數：由國內外文獻回顧及各國領先、同時指標蒐集對預測景氣循環具有解釋能力之經濟變數，其中經濟變數分為商品、金融及勞動部門（詳表1）。

表 1 蒐集之經濟變數

編號	變數	部門	編號	變數	部門
1	海關出口值(美元)	商品	14	M1B 日平均	金融
2	純貿易條件	商品	15	股價指數	金融
3	電力(企業)總用電量	商品	16	金融業隔夜拆款利率	金融
4	鐵路貨運噸數	商品	17	新台幣兌美元匯率	金融
5	貨物稅	商品	18	日圓兌美元匯率	金融
6	建築物開工樓地板面積	商品	19	消費者物價指數	金融
7	製造業營業氣候測驗點	商品	20	躉售物價指數	金融
8	美國領先指標	商品	21	美國道瓊工業指數	金融
9	美國工業生產指數	商品	22	美國聯邦資金有效利率	金融
10	美國消費者信心指數	商品	23	美國 10 年期-3 個月公債利差	金融
11	美國 PMI	商品	24	非農就業人數	勞動
12	日本製造業生產指數	商品	25	製造業總工時	勞動
13	歐元區領先指標	商品	26	製造業淨進入率	勞動

- (2) 季節調整：由於經濟變數會受到生產週期、風俗習慣、工作日數影響，而產生季節性波動，故需要進行季節調整，以減輕對景氣判斷之影響。本研究使用 R 軟體之 seasonal 套件，考慮春節效果、交易日效果及不同 ARIMA 模型，進行季節調整程序。
- (3) 取出循環成分：由於經濟變數亦具有長期趨勢及短期波動，故比照各行業生產指數處理方式，使用兩階段 HP 過濾器取出循環成分。
- (4) 計算月增率：由於經濟變數循環成分之變動方向及大小，與景氣循環擴張期、收縮期有密切關係，故計算經濟變數循環成分之月增率，做為預測模型之解釋變數。

(二) 選取變數

由於蒐集經濟變數較多，若模型放入所有變數，可能影響預測結果及解釋能力，故必須事先選取變數。此部分採用經濟變數循環成分、各行業景氣循環成分，進行 Granger 因果關係檢定，若經濟變數循環成分 Granger 影響各行業景氣循環成分，則代表具有領先性，納入後續分析。

(三) 即時預測

為避免過度配適(over fitting)問題,使模型在樣本內預測表現較好,但在樣本外表現較差,本研究採用即時預測進行評估。首先將資料分為訓練及測試資料,以訓練資料使用 XGBoost、羅吉斯迴歸建立模型,預測第 1 筆測試資料之景氣收縮機率,再將此筆資料加入訓練資料,重新建立模型,並預測第 2 筆測試資料之景氣收縮機率,接著重複此項步驟,直到預測所有測試資料為止。

由於本研究欲評估經濟變數在短、中、長期預測之效果,故設定預測未來 t 個月景氣循環,代表以當月經濟變數預測 t 個月後之各行業景氣狀態,其中短期預測為未來 1、3 個月 ($t=1、3$),中期預測為未來 6 個月 ($t=6$),長期預測為未來 12 個月 ($t=12$)。

(四) 模型評估及解釋

本研究由即時預測得到測試資料之景氣收縮機率,再使用 ROC 曲線下面積 (Area under the ROC curve, AUC) 評估預測表現,其中 AUC 數值愈大愈好,當模型為完全隨機猜測時, $AUC=50\%$,當模型預測完全正確時, $AUC=100\%$,故 AUC 通常介於 50% 至 100% 。

在模型解釋方面,由於本研究採取即時預測程序,故每次新增 1 筆資料後,建立之模型與先前不同,為便於解釋與後續應用,此部分採用全部樣本建立模型,再使用 Shapley 值解釋經濟變數對預測之貢獻。

二、 預測方法：XGBoost

Chen and Guestrin (2016) 提出 XGBoost,為一種監督式機器學習方法,可快速且準確解決分類及預測問題,具有高效率、靈活性、可攜性,目前發布在許多開源 (open source) 專案中,如 R、Python、Julia、C 等程式語言皆有對應套件可供使用。

XGBoost 在許多資料探勘、機器學習競賽得到認可,以機器學習競賽網站 Kaggle 主辦挑戰為例,2015 年 Kaggle 發布的 29 個競賽中,17 個解決方案使用此種方法,包含商品銷售預測、客戶行為預測、產品分類、風險預測等各式問題,顯示此種方法具有應用潛力。

XGBoost 概念由 1 組分類及迴歸樹(classification and regression trees, CART) 出發，透過整體學習(ensemble learning) 方式，由不同的樹進行綜合評估，得到最後的分類或預測結果，以下依序介紹整體樹模型(tree ensemble model) 及 XGBoost。

(一) 整體樹模型

由於不同的樹可能對特定情況之預測能力較佳，故採用整體學習方式，由不同的樹對彼此預測較差的部分進行補充，此種做法可能改善整體預測效果。若以數學式表示，假設有 1 組資料 $D = \{\mathbf{x}_i, y_i\}$ ，其中有 n 個觀測值， \mathbf{x}_i 為 m 個特徵， y_i 為反應變數，故 $|D| = n$ ， $\mathbf{x}_i \in R^m$ ， $y_i \in R$ ， $i = 1, 2, \dots, n$ ，若使用 K 棵樹預測 y_i ，則預測值 \hat{y}_i 可寫為以下形式：

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(\mathbf{x}_i), f_k \in F$$

其中 f_k 為函數空間 F 上的 1 個函數， F 為樹的所有可能集合， $F = \{f_k(\mathbf{x}) = w_{q(\mathbf{x})}\}$ ， $q: R^m \rightarrow T$ ， $w \in R^T$ 為樹空間， q 代表每棵樹映射的葉子結構， T 代表葉子片數，每個 f_k 函數對應到每棵樹的結構 q 及葉子權重 w 。

由於監督式學習的目標為讓預測值 \hat{y}_i 盡量接近 y_i ，故須定義損失函數 $l(y_i, \hat{y}_i)$ ，另為避免模型過於複雜，而產生過度配適問題，故加上懲罰項 $\Omega(f_k)$ ，目標函數 $L(\phi)$ 定義如下，在此需要最小化目標函數 $L(\phi)$ ：

$$L(\phi) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k)$$

$$\Omega(f_k) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2$$

(二) XGBoost

由於整體樹模型的目标為找出所有樹的結構及葉子權重，但一次學習所有樹相當困難，故 XGBoost 採用加法策略，1 次增加 1 棵樹，針對預測較差部分再做訓練，以修正預測結果。

首先定義 $\hat{y}_i^{(t)}$ 為對第 i 個觀測值，在第 t 個步驟的預測值，每個步驟會有以下結果：

$$\begin{aligned}\hat{y}_i^{(0)} &= 0 \\ \hat{y}_i^{(1)} &= f_1(\mathbf{x}_i) = \hat{y}_i^{(0)} + f_1(\mathbf{x}_i) \\ \hat{y}_i^{(2)} &= f_1(\mathbf{x}_i) + f_2(\mathbf{x}_i) = \hat{y}_i^{(1)} + f_2(\mathbf{x}_i) \\ &\dots \\ \hat{y}_i^{(t)} &= \sum_{k=1}^t f_k(\mathbf{x}_i) = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(\mathbf{x}_i)\end{aligned}$$

目標函數 $L^{(t)}$ 可改寫為以下形式：

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^n l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(\mathbf{x}_i)\right) + \Omega(f_t)$$

接著對目標函數 $L^{(t)}$ 採用泰勒展開式近似：

$$L^{(t)} \approx \sum_{i=1}^n \left[l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}\right) + g_i f_t(\mathbf{x}_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(\mathbf{x}_i) \right] + \Omega(f_t)$$

其中 $g_i = \partial_{\hat{y}_i^{(t-1)}} l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}\right)$, $h_i = \partial_{\hat{y}_i^{(t-1)}}^2 l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}\right)$ 。

若扣除常數項，可得到簡化版本的目標函數 $\tilde{L}^{(t)}$ ：

$$\tilde{L}^{(t)} = \sum_{i=1}^n \left[g_i f_t(\mathbf{x}_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(\mathbf{x}_i) \right] + \Omega(f_t)$$

若定義 $I_j = \{i | q(\mathbf{x}_i) = j\}$ 代表第 j 片葉子的觀測值集合，將目標函數中的懲罰項 $\Omega(f_t)$ 展開：

$$\begin{aligned}\tilde{L}^{(t)} &= \sum_{i=1}^n \left[g_i w_{q(\mathbf{x}_i)} + \frac{1}{2} h_i w_{q(\mathbf{x}_i)}^2 \right] + \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w_j^2 \\ &= \sum_{j=1}^T \left[\left(\sum_{i \in I_j} g_i \right) w_j + \frac{1}{2} \left(\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda \right) w_j^2 \right] + \gamma T\end{aligned}$$

對於樹結構 $q(\mathbf{x})$ ，可計算第 j 片葉子的最佳權重 w_j^* ，並計算目標函數 $\tilde{L}^{(t)}(q)$ ，其中 $\tilde{L}^{(t)}(q)$ 可衡量樹結構 q 的品質。

$$w_j^* = -\frac{\sum_{i \in I_j} g_i}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda}$$

$$\tilde{L}^{(t)}(q) = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \left[\frac{\left(\sum_{i \in I_j} g_i \right)^2}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda} \right] + \gamma T$$

由於無法列舉所有可能的樹結構 q ，故需要從 1 片葉子開始，將 1 片葉子分為 2 片，假設 I_L 、 I_R 為分割後左、右片葉子的觀測值集合，其中 $I = I_L \cup I_R$ ，則分割後損失減少 L_{split} ：

$$L_{split} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \left[\frac{\left(\sum_{i \in I_L} g_i \right)^2}{\sum_{i \in I_L} h_i + \lambda} + \frac{\left(\sum_{i \in I_R} g_i \right)^2}{\sum_{i \in I_R} h_i + \lambda} - \frac{\left(\sum_{i \in I} g_i \right)^2}{\sum_{i \in I} h_i + \lambda} \right] - \gamma$$

由於樹學習的關鍵之一是找到最佳分割，Chen and Guestrin (2016) 提出精確貪心演算法 (exact greedy algorithm) 及近似演算法 (approximate algorithm)，其中精確貪心演算法列舉特徵的所有可能分割，首先依據特徵對資料排序，再依序使用資料計算 L_{split} 。近似演算法依據特徵分布的百分位數提出候選分割點，將連續特徵映射至候選點分割的空間，再依據統計資訊找出最佳解決方案。

除此之外，Chen and Guestrin (2016) 使用 2 種方法避免過度配適，第 1 種參考 Friedman (2002) 收縮 (shrinkage) 概念，在樹學習的每一步之後，乘上學習率 η ，以減少每棵樹的影響，為未來的樹提供空間以改善模型；第 2 種是特徵抽樣，此種方法用於隨機森林，亦可避免過度配適問題。

本研究使用 R 軟體中的 xgboost 套件進行實作，並調整學習率 η 、懲罰項係數 γ 等 2 個參數以獲得最佳模型，其中 $0 < \eta < 1$ ，本研究設定 $\eta = 0.1, 0.2, \dots, 0.9$ ， γ 代表節點分割需要的最小目標函數下降值，本研究設定 $\eta = 0, 0.1, \dots, 1$ 。

三、模型解釋：Shapley 值

監督式學習之目的，為依據數據不同特徵進行分類或預測，透過估計參數或學習結構建立模型，惟機器學習運算複雜，對於分類或預測結果較難解釋，惟近年可解釋機器學習（interpretable machine learning, IML）蓬勃發展，部分學者應用 Shapley（1953）提出之 Shapley 值，嘗試解釋特徵對預測之貢獻。

Shapley 值主要概念為計算每個特徵之平均邊際貢獻，由於特徵進入模型之先後順序會影響貢獻程度，故 Shapley 值考慮特徵之所有順序及組合後，計算邊際貢獻之平均值。Shapley 值經過驗證，是唯一具備有效性（efficiency）、對稱性（symmetry）、虛擬性（dummy）、可加性（additivity）之公平歸因方法。

若定義 y 為觀測值， $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 為特徵， m 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，則 $\phi_i(val_y)$ 為特徵 x_i 的 Shapley 值：

$$\phi_i(val_y) = \sum_{S \subseteq \{x_1, x_2, \dots, x_m\} \setminus \{x_i\}} \frac{|S|! (m - |S| - 1)!}{m!} (val_y(S \cup \{x_i\}) - val_y(S))$$

其中 $val_y(S)$ 為價值函數，定義如下：

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

若實際有 n 個觀測值 y_j ， $j = 1, 2, \dots, n$ ，若將所有觀測值之特徵 x_i 的 Shapley 值，取絕對值後再平均，則可得到特徵重要性 I_i ：

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

由於 Shapley 值考慮特徵之所有順序及組合後，計算邊際貢獻之平均值，因計算次數較多，實際使用需要進行估計，本研究使用 Štrumbelj and Kononenko（2014）之蒙地卡羅方法估計 Shapley 值，其中抽樣次數為 1,000 次。

肆、實證分析

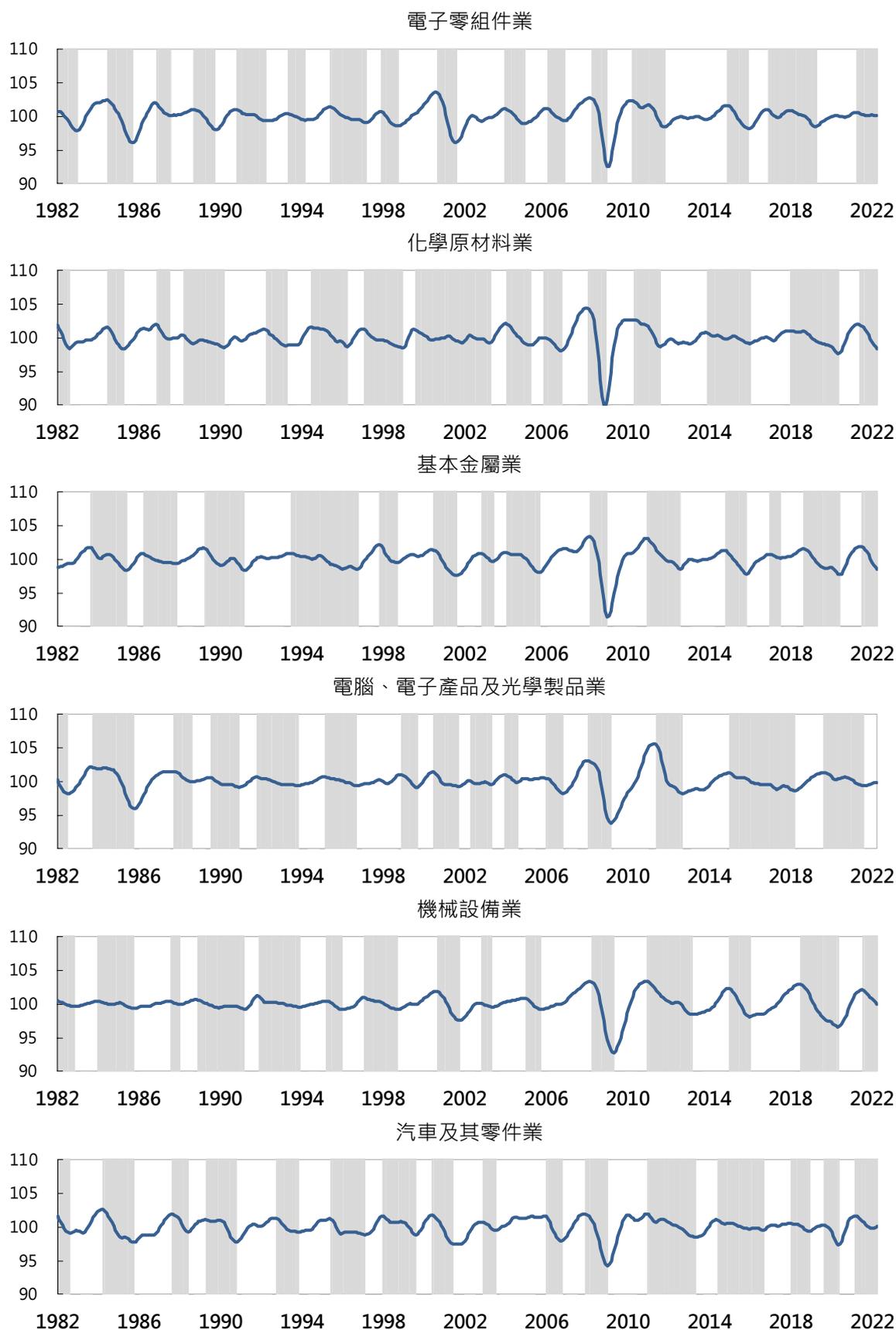
本研究針對製造業 6 個中分類行業之景氣循環進行分析，探討各行業景氣循環之振幅、持續時間、同步性及領先性，再使用 Granger 因果關係檢定，找出具有領先性之經濟變數，預測各行業於未來 1、3、6、12 個月為景氣收縮期之機率。

具體來說，在景氣循環分析階段，本研究採用 1982 年 1 月至 2022 年 4 月資料分析各行業景氣循環；在景氣收縮期預測階段，則採用 1982 年 1 月至 2009 年 12 月為訓練資料，2010 年 1 月至 2022 年 4 月為測試資料，即時預測各行業未來 1、3、6、12 個月景氣收縮機率。

一、製造業景氣循環分析

本研究採用 Harding and Pagan(2002)方法認定各行業景氣轉折點，與 Cheng and Chen (2021) 認定金融循環轉折點相同，且與 OECD 使用 Bry and Boschan (1971) 方法認定基準數列轉折點類似，皆採用計量方法直接認定；惟主要國家如我國、美國、日本、韓國皆以專家討論方式，參考各部門經濟活動變化，認定總體經濟之景氣轉折點，其擴張期、收縮期數量明顯較採用計量方法認定少。

觀察製造業各行業景氣循環，若國際重大事件對全球經濟產生衝擊，如 2000 年網路泡沫化、2008 年全球金融危機，皆對我國各行業景氣產生負面影響，惟部分事件如 2020 年 COVID-19 疫情，由於全球終端需求受到壓抑，導致化學原材料業、基本金屬業景氣向下，但居家辦公、遠距上課，以及數位轉型需求暢旺，使電子零組件業景氣擴張，顯示不同國際經貿因素對各行業景氣影響有所差異，以下就各行業景氣循環之振幅、持續時間、同步性、領先性進行分析。(詳圖 1)



註：陰影區為景氣收縮期，以下同。

圖 1 各行業景氣循環及景氣收縮期

(一) 振幅及持續時間

觀察各行業景氣循環之平均振幅，擴張期漲幅皆大於收縮期跌幅，且電子零組件業、化學原材料業、基本金屬業之擴張期漲幅、收縮期跌幅皆較其他行業大，顯示此3種行業之景氣循環波動較大。

觀察各行業景氣循環之平均持續時間，電子零組件業、機械設備業之擴張期持續時間分別為16.8、17.5個月，大於收縮期持續時間14.7、16.8個月；其餘行業則相反，其中化學原材料業擴張期、收縮期持續時間分別為15.1、19.5個月，兩者差異最大。(詳圖2、圖3)

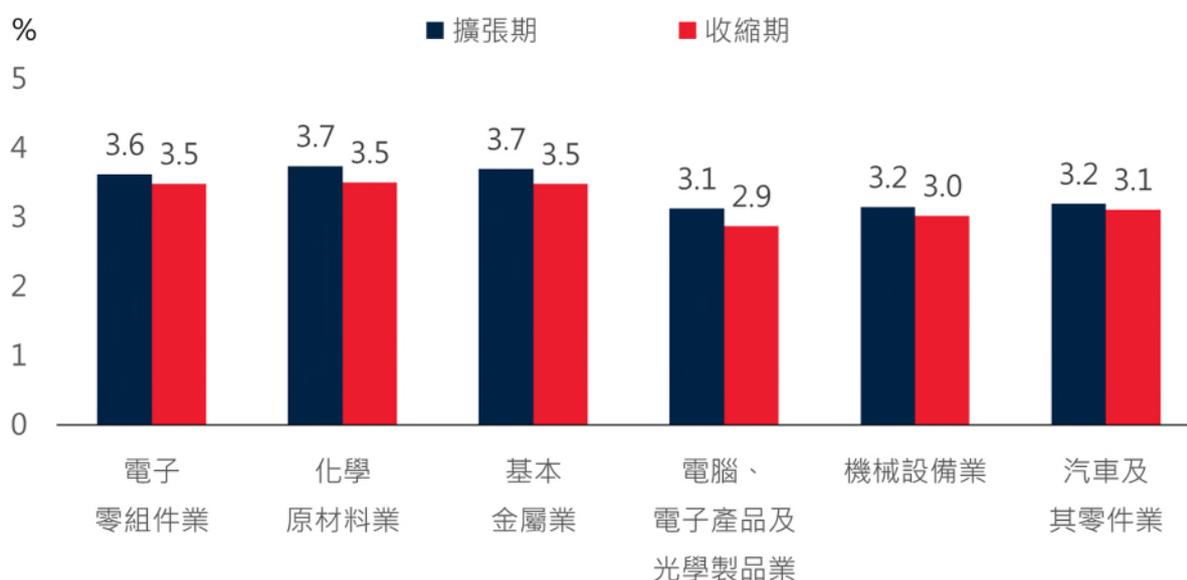


圖2 各行業景氣循環之平均振幅

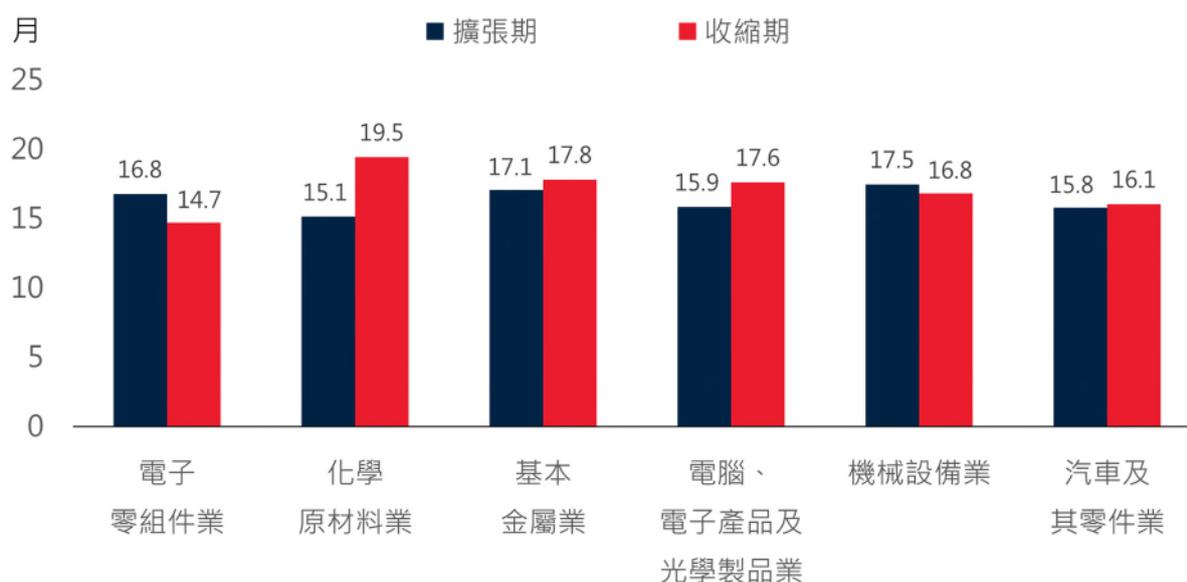


圖3 各行業景氣循環之平均持續時間

(二) 同步性

各行業景氣循環之同步性為 5 至 7 成，其中以電腦、電子產品及光學製品業、汽車及其零件業同步性為 72.5% 最高，兩者皆製造終端需求產品。由於各行業景氣循環之同步性皆在 5 成以上，顯示可能受到總體經濟狀況等共同因素影響，惟各行業亦受到內外銷結構、主要出口國、產品特性等其他因素影響，各行業景氣循環仍具有獨特性。(詳表 2)

表 2 各行業景氣循環之同步性

單位：%

	電子 零組件業	化學 原材料業	基本 金屬業	電腦、電 子產品及 光學製品 業	機械 設備業	汽車及 其零件業
電子零組件業	100.0	62.4	64.0	55.4	60.5	61.0
化學原材料業	62.4	100.0	59.9	51.7	61.8	60.1
基本金屬業	64.0	59.9	100.0	58.7	71.7	62.2
電腦、電子產品及光學製品業	55.4	51.7	58.7	100.0	62.2	72.5
機械設備業	60.5	61.8	71.7	62.2	100.0	70.7
汽車及其零件業	61.0	60.1	62.2	72.5	70.7	100.0

註：同步性衡量 2 個行業在相同循環階段所占比率。

(三) 領先性

針對各行業景氣循環進行 Granger 因果關係檢定，以了解各行業彼此之領先、落後關係，若 A 行業 Granger 影響 B 行業，使用 $A \rightarrow B$ 表示，代表 A 行業景氣循環對 B 行業具有領先性。

研究結果發現，電腦、電子產品及光學製品業、汽車及其零件業對其他多數行業具有領先性，代表終端需求產品相關行業領先反映景氣變化。除此之外，各行業皆對機械設備業具有領先性，反映廠商會依據行業前景決定投資計畫，進而影響機械設備需求。(詳圖 4)

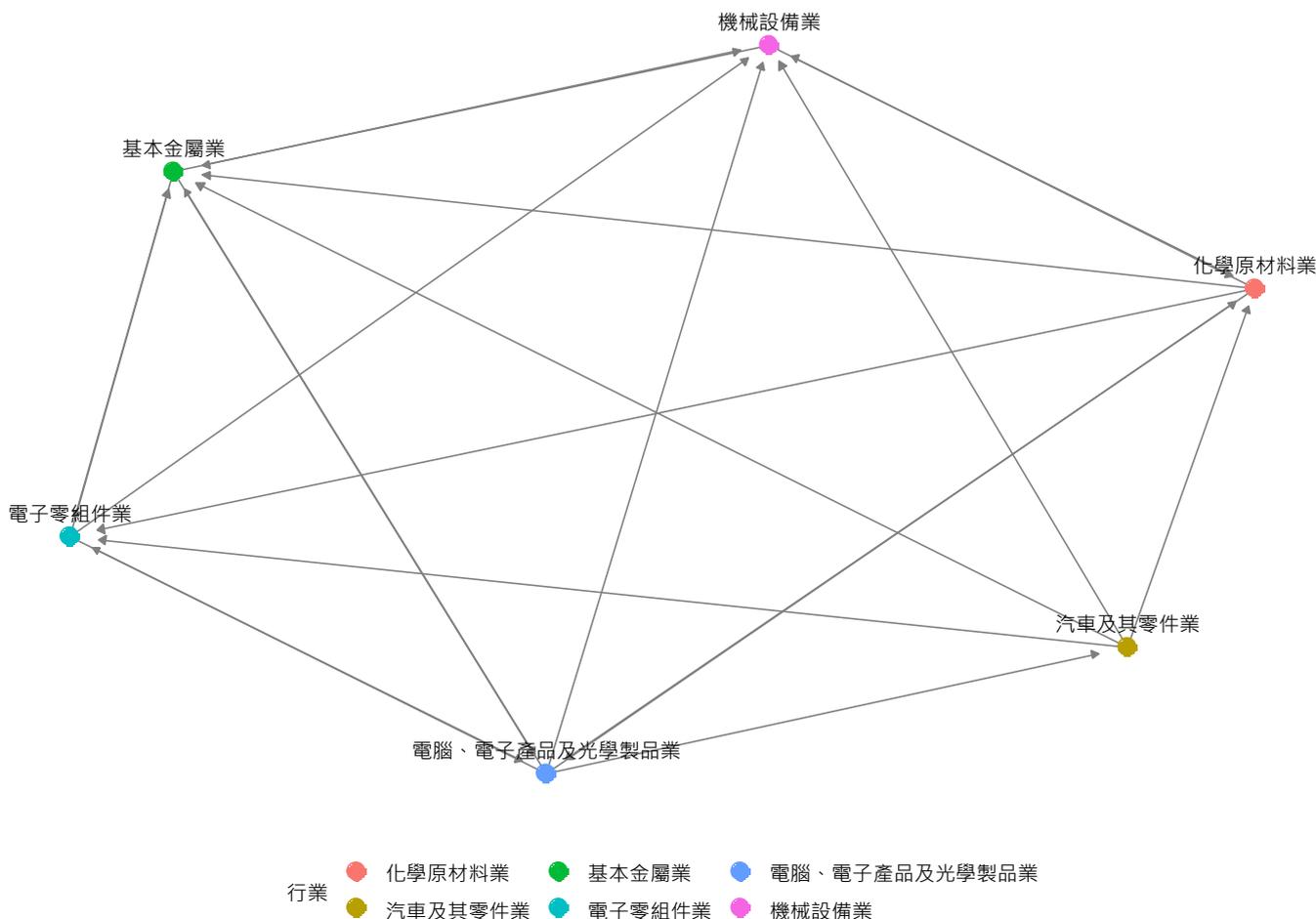


圖 4 各行業景氣循環之 Granger 因果關係

二、製造業景氣循環之預測

由於各行業景氣循環特性不同，首先以 Granger 因果關係檢定，找出具有領先性之經濟變數，再以 1982 年 1 月至 2009 年 12 月為訓練資料，2010 年 1 月至 2022 年 4 月為測試資料，使用 XGBoost、羅吉斯迴歸，即時預測未來 1、3、6、12 個月景氣收縮機率，並以 ROC 曲線下面積評估預測表現，再以 Shapley 值解釋模型。

(一) 模型預測

本節比較 XGBoost、羅吉斯迴歸之預測表現，其中 XGBoost 呈現不同參數設定之 AUC 範圍。研究結果顯示，XGBoost 無論在不同行業、不同期間之預測表現普遍較佳，若使用最佳模型與羅吉斯迴歸比較，XGBoost 僅在預測未來 6 個月化學原材料業景氣循環表現略差，其餘情形表現較好，主因 XGBoost 可透過增強式學習提升預測能力。

若羅吉斯迴歸之 AUC 介於 XGBoost 之 AUC 範圍內，代表預測表現優於部分參數設定之 XGBoost，研究結果顯示，僅預測未來 3 個月化學原材料業、未來 12 個月基本金屬業、未來 1、3、6 個月機械設備業景氣循環具有此種情形，顯示 XGBoost 具有穩健性，使用不同參數設定之預測表現仍普遍較好。(詳表 3)

表 3 預測各行業未來 t 個月景氣循環之 AUC

業別	方法	範圍	t=1	t=3	t=6	t=12
電子零組件業	羅吉斯迴歸	無	64.3	69.6	68.2	76.2
	XGBoost	最小值	76.1	75.9	80.1	78.5
		最大值	86.9	84.4	91.2	89.5
化學原材料業	羅吉斯迴歸	無	83.4	84.0	87.9	74.5
	XGBoost	最小值	83.8	79.4	78.9	80.6
		最大值	90.2	86.4	87.1	86.8
基本金屬業	羅吉斯迴歸	無	82.9	76.8	62.4	84.3
	XGBoost	最小值	88.9	87.3	83.7	80.2
		最大值	92.8	93.0	90.6	88.3
電腦、電子產品及光學製品業	羅吉斯迴歸	無	58.2	56.7	52.6	50.1
	XGBoost	最小值	71.1	68.9	78.5	73.8
		最大值	80.0	79.9	86.4	83.3
機械設備業	羅吉斯迴歸	無	94.9	93.2	86.6	79.3
	XGBoost	最小值	92.1	88.6	84.2	89.0
		最大值	95.1	93.4	90.7	94.4
汽車及其零件業	羅吉斯迴歸	無	71.3	59.2	69.4	61.5
	XGBoost	最小值	82.6	80.4	79.0	77.0
		最大值	87.7	86.1	87.4	84.6

由於 XGBoost 之特點為快速學習，且傾向對訓練資料過度配適，故需要調整參數以獲得最佳模型。本研究調整學習率 η 及懲罰項係數 γ ，其中學習率 η 為新增每棵樹的權重，數值愈小代表新的樹重要性愈低，可避免過度配適；懲罰項係數 γ 則控制樹的複雜度，目標函數下降值需要大於 γ ，樹才會進行分割，若 γ 愈大則代表模型愈精簡。

本研究設定學習率 η 介於 0.1 至 0.9、懲罰項係數 γ 介於 0 至 1，並進行即時預測。實證結果顯示，若學習率 η 設定較大，容易產生過度配適，模型在樣本外預測表現較差，建議學習率 η 在較低水準調整；懲罰項係數 γ 則較無規律性， γ 太大代表模型過於精簡，在樣本外預測表現較差，而 γ 太小則可能過度配適，樣本外預測表現亦較差，故需要適當選擇 γ ，以獲得最佳模型。(詳附圖 1 至附圖 6)

本研究後續採用 XGBoost 之最佳模型，預測未來 1、3、6、12 個月景氣收縮機率，參數設定如表 4。若觀察各行業不同期間之即時預測結果，發現使用當月資料進行預測，中、長期預測結果具有領先性，可做為各行業景氣循環預警參考。(詳附圖 7 至附圖 12)

表 4 預測各行業未來 t 個月景氣循環之 XGBoost 最佳模型參數設定

業別	範圍	t=1	t=3	t=6	t=12
電子零組件業	學習率 η	0.4	0.5	0.5	0.2
	懲罰項係數 γ	0.0	0.4	0.0	0.0
化學原材料業	學習率 η	0.5	0.5	0.4	0.4
	懲罰項係數 γ	0.3	0.1	0.2	0.3
基本金屬業	學習率 η	0.5	0.6	0.2	0.3
	懲罰項係數 γ	0.0	0.0	0.8	0.0
電腦、電子產品 及光學製品業	學習率 η	0.8	0.2	0.4	0.3
	懲罰項係數 γ	0.2	0.3	0.1	0.3
機械設備業	學習率 η	0.4	0.7	0.5	0.7
	懲罰項係數 γ	0.6	0.0	0.0	0.3
汽車及其零件業	學習率 η	0.6	0.3	0.3	0.6
	懲罰項係數 γ	0.6	0.4	0.4	0.3

(二) 模型解釋

1. 電子零組件業

電子零組件業包括半導體、被動電子元件、印刷電路板、光電材料及元件、其他電子零組件製造業，本行業景氣循環主要反映資通訊、消費性電子、車用電子等終端需求變化，影響上游電子零組件需求。依據經濟部銷售價值統計，電子零組件業外銷價值約占 7 成，2014 年後外銷

價值占 7 成 5 以上，代表我國電子零組件業主要以出口為主。

在預測未來電子零組件業景氣循環方面，海關出口值、新台幣兌美元匯率、電力（企業）總用電量、日圓兌美元匯率為最重要變數，其中海關出口值、新台幣兌美元匯率、電力（企業）總用電量皆與 Shapley 值呈反比，代表數值愈大，電子零組件業景氣進入收縮期機率愈低；日圓兌美元匯率與 Shapley 值呈正比，代表數值愈大，電子零組件業景氣進入收縮期機率愈高。（詳圖 5、圖 6）

由於我國出口主要貨品中，電子零組件占比最高，自 2001 年 16.6% 升至 2021 年 38.5%，故海關出口值可做為預測本行業景氣循環之重要變數。另匯率會影響出口競爭力，若本國貨幣貶值，會增加本國商品出口競爭力，而貿易對手國貨幣貶值，則會間接減少本國商品出口競爭力，研究結果顯示，新台幣兌美元匯率上升，代表新台幣貶值，電子零組件業景氣進入收縮期機率下降，而日圓兌美元匯率上升，代表日圓貶值，電子零組件業景氣進入收縮期機率上升，與經濟理論預期一致。

除此之外，電力（企業）總用電量之中，電子零組件業約占 3 成，且由於近年先進製程設備用電量提升，電子零組件業用電量占比亦隨之上升，故電力（企業）總用電量可做為預測電子零組件業景氣循環之重要變數。

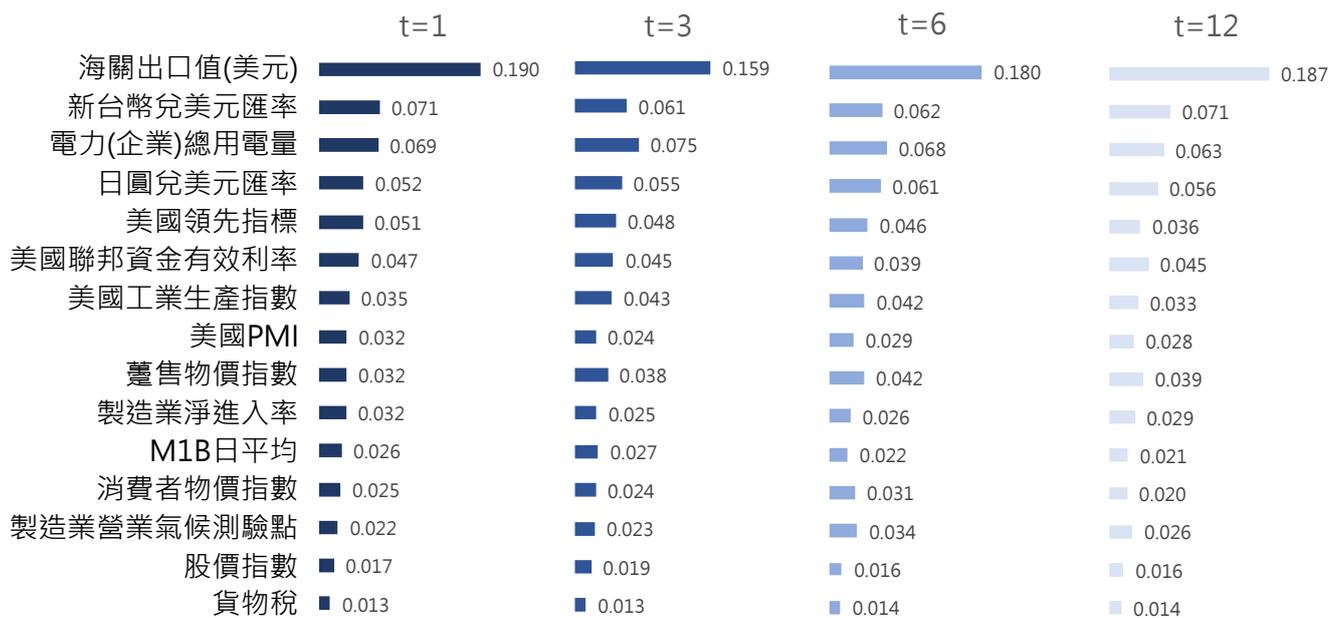


圖 5 預測電子零組件業景氣循環之重要變數及重要性

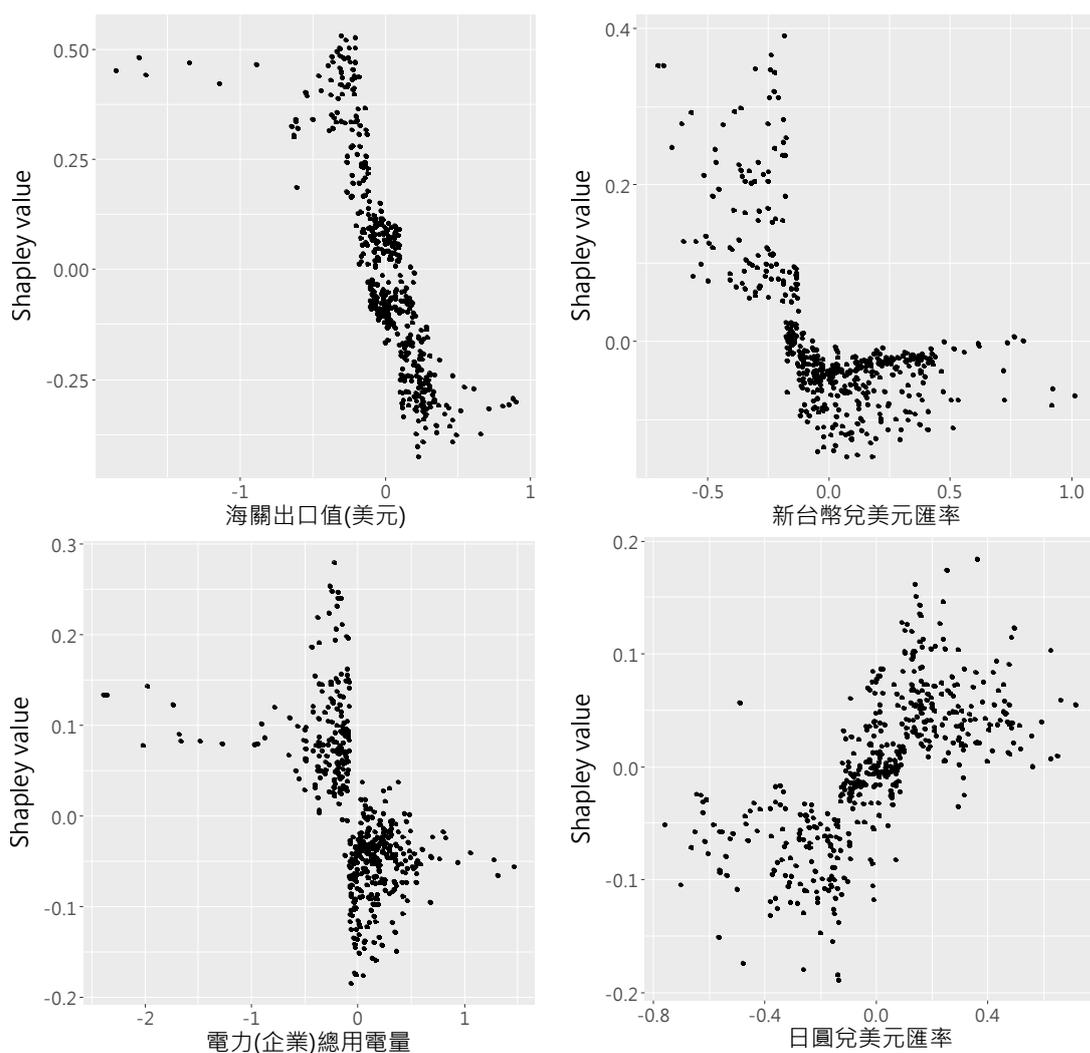


圖 6 預測未來 1 個月電子零組件業景氣循環之 Shapley 值依賴圖

2. 化學原材料業

化學原材料業包括化學原材料、肥料及氮化合物、塑膠及合成橡膠原料、人造纖維製造業。依據經濟部銷售價值統計，化學原材料業主要以內銷為主，惟 2007 年後外銷價值超過 4 成，其中 2021 年外銷價值占 48.4%，顯示化學原材料主要供應國內廠商使用，惟外銷比率有上升趨勢，故同時受到國內及國際景氣影響。

在預測未來化學原材料業景氣循環方面，製造業營業氣候測驗點、美國 PMI 為最重要變數，兩者皆與 Shapley 值呈反比，代表數值愈大，化學原材料業景氣進入收縮期機率愈低。(詳圖 7、圖 8)

製造業營業氣候測驗點為信心調查資料，由台經院調查廠商對當月、未來半年景氣看法，填寫好轉、不變、轉壞等選項，再依據統計方法編製營業氣候測驗點，目前為我國景氣領先指標構成項目之一，故製造業營業氣候測驗點可反映廠商對景氣看法。

美國 PMI 亦為調查資料，由美國供應管理協會（Institute for Supply Management, ISM）針對製造業採購經理人，調查當月新增訂單數量、生產數量、人力僱用數量、供應商交貨時間、存貨較上月上升、持平、下降，再彙編採購經理人指數。美國 PMI 為重要變數，反映美國為我國塑膠、橡膠及其製品第二大出口國，該國製造業景氣狀態，可做為預測我國化學原材料業景氣循環之重要變數。

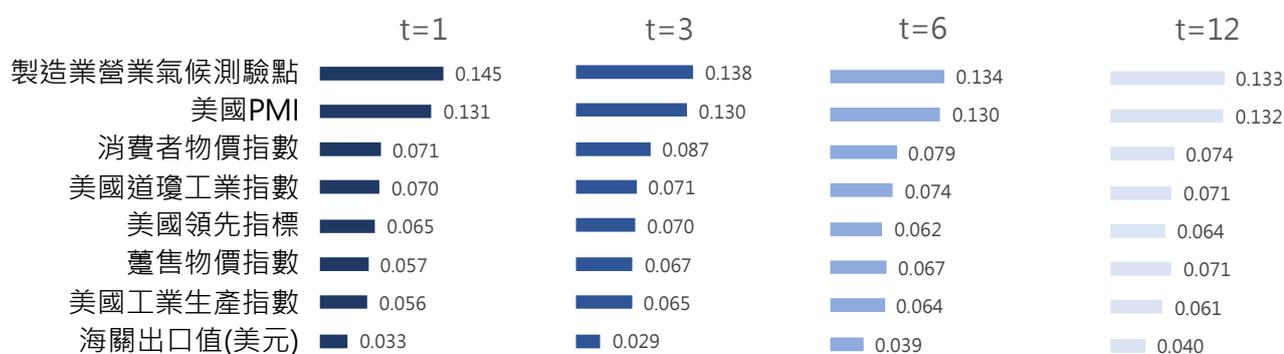


圖 7 預測化學原材料業景氣循環之重要變數及重要性

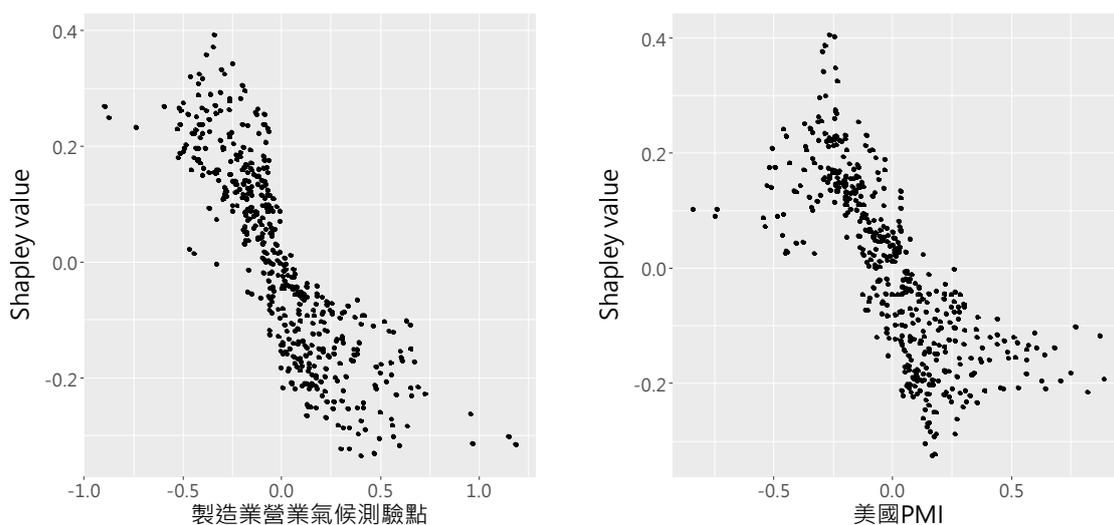


圖 8 預測未來 1 個月化學原材料業景氣循環之 Shapley 值依賴圖

3. 基本金屬業

基本金屬業包括鋼鐵、鋁、銅、其他基本金屬製造業，依據經濟部銷售價值統計，基本金屬業主要以內銷為主，2009 年後內銷價值約占 7 成，外銷價值則占 3 成，基本金屬主要供應國內廠商使用，惟仍有部分產品出口至外國。

在預測未來基本金屬業景氣循環方面，美國領先指標、美國道瓊工業指數、海關出口值、製造業淨進入率為重要變數，4 種指標皆與 Shapley 值呈反比，代表數值愈大，基本金屬業景氣進入收縮期機率愈低。美國領先指標、美國道瓊工業指數為重要變數，反映我國基本金屬業最大出口市場為美國，2014 年起美國市場約占 2 成；海關出口值則反映我國經貿動能變化。(詳圖 9、圖 10)

製造業淨進入率為受僱員工進入率²減去退出率³，進入率部分，若廠商預期未來景氣轉好，有進一步擴產需求則會增聘員工，使進入率增加，反之則會減緩招聘員工，使進入率降低；退出率部分，若景氣狀態轉差，廠商可能解僱員工，使退出率增加。製造業淨進入率綜合考量廠商增聘、解聘員工狀況，能反映廠商對未來景氣看法，故製造業淨進入率可做為預測基本金屬業景氣循環之重要變數。

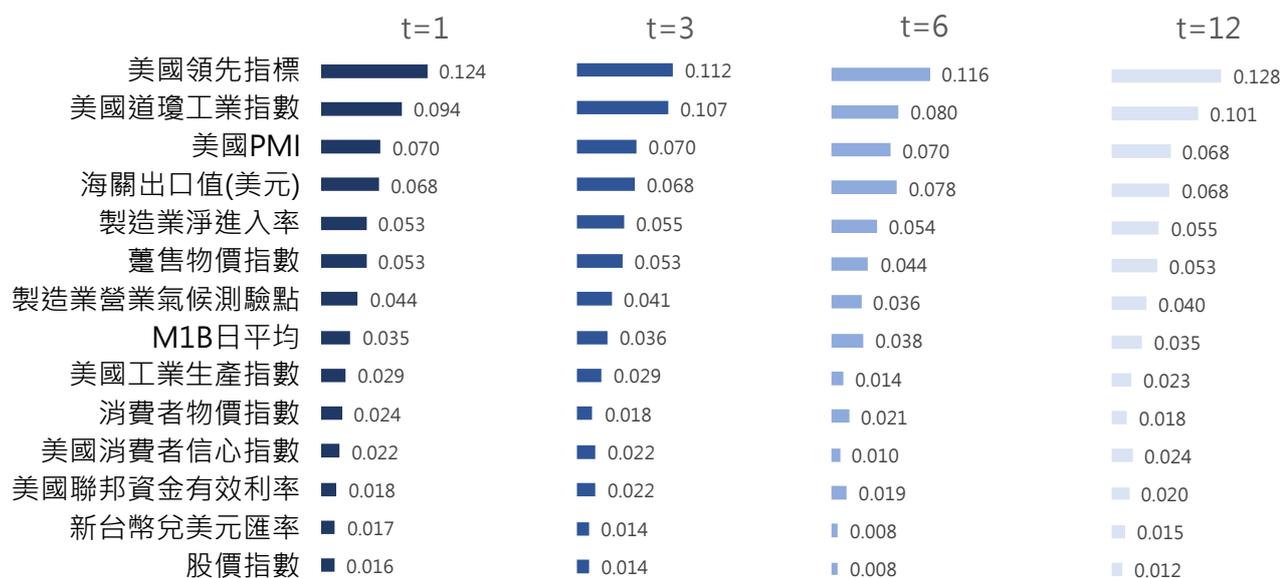


圖 9 預測基本金屬業景氣循環之重要變數及重要性

² 進入率=當月進入受僱員工人數/上月受僱員工人數*100%。

³ 退出率=當月退出受僱員工人數/上月受僱員工人數*100%。

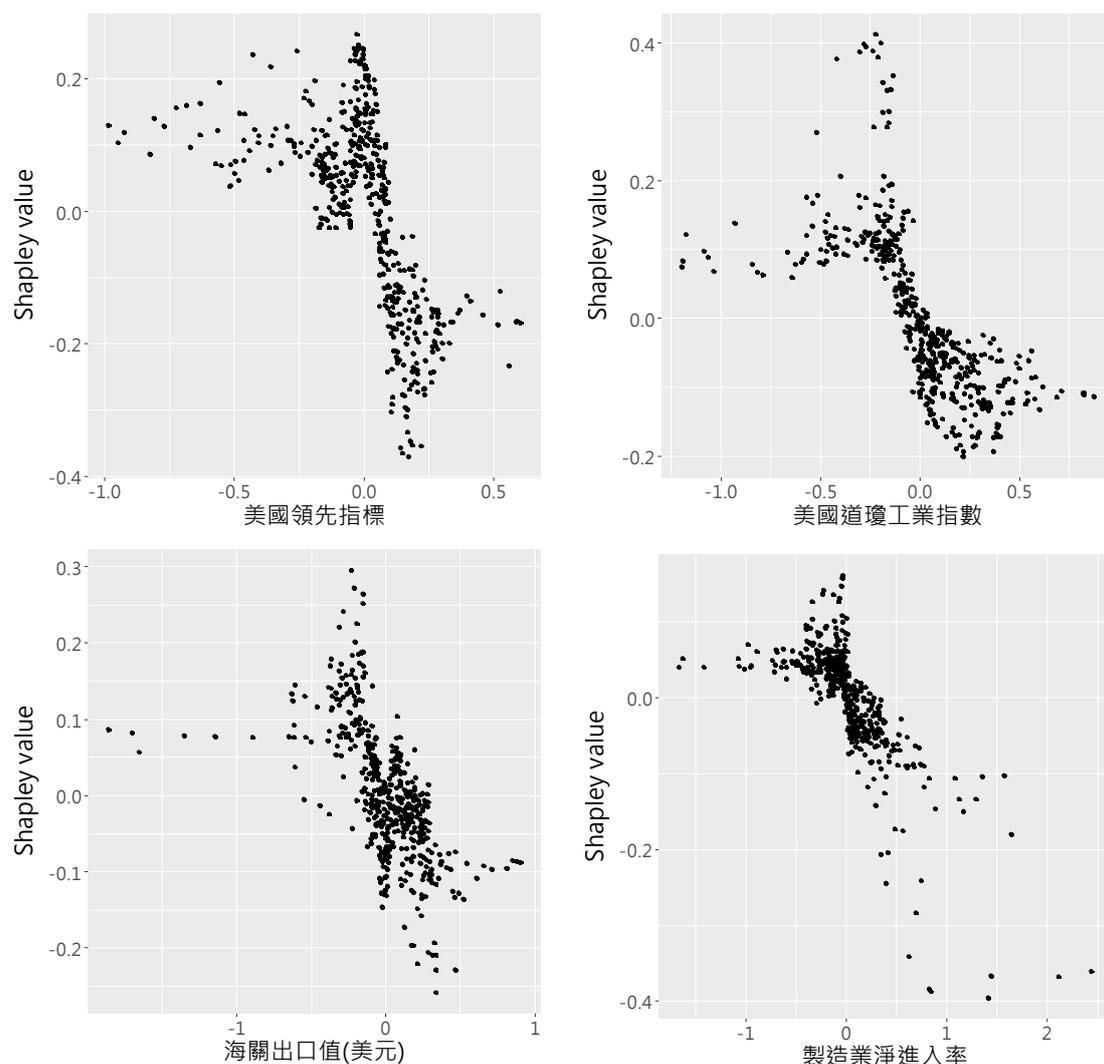


圖 10 預測未來 1 個月基本金屬業景氣循環之 Shapley 值依賴圖

4. 電腦、電子產品及光學製品業

電腦、電子產品及光學製品業包括電腦及其週邊設備、通訊傳播設備、視聽電子產品、資料儲存媒體、量測、導航、控制設備及鐘錶、輻射及電子醫學設備、光學儀器及設備製造業，本行業景氣循環主要反映科技產品之終端需求變化。依據經濟部銷售價值統計，1981 至 2021 年電腦、電子產品及光學製品業外銷價值皆超過 7 成，本行業產品主要以外銷為主。

在預測未來電腦、電子產品及光學製品業景氣循環方面，海關出口值、美國領先指標為最重要變數，兩者皆與 Shapley 值呈反比，代表數值愈大，電腦、電子產品及光學製品業景氣進入收縮期機率愈低。(詳圖

11、圖 12)

我國出口主要貨品中，資通與視聽產品占比為第 2 名，僅次於電子零組件，2001 年至 2021 年占比介於 1 至 2 成，故海關出口值可做為預測電腦、電子產品及光學製品業景氣循環之重要變數。

美國領先指標為重要變數，反映我國資通與視聽產品最大出口市場為美國，2001 年起美國占比介於 24.7%-37.2%，該國景氣狀況會影響我國電腦、電子產品及光學製品業景氣循環。

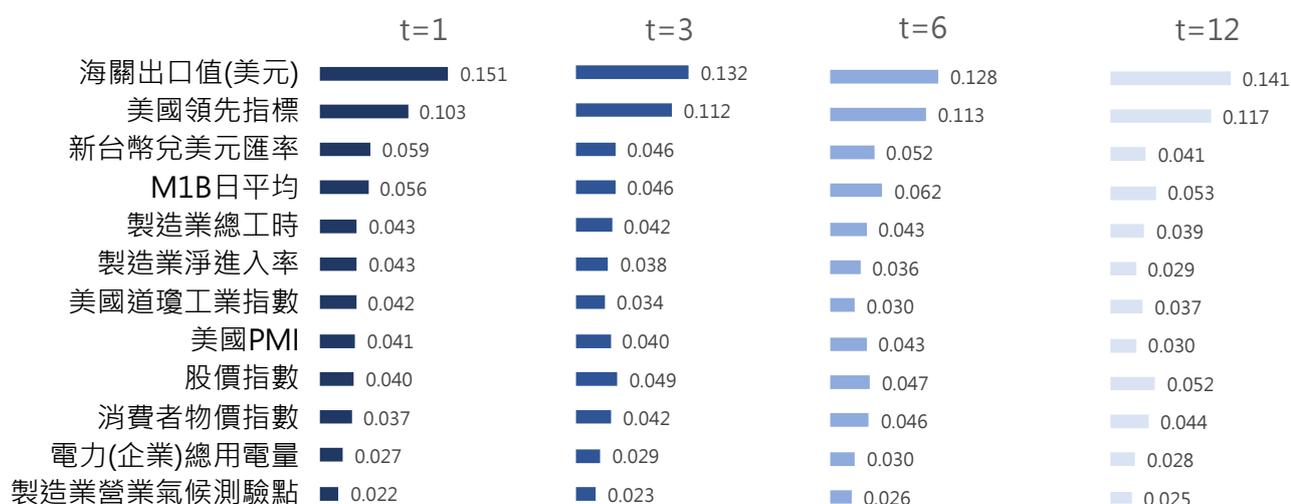


圖 11 預測電腦、電子產品及光學製品業景氣循環之重要變數及重要

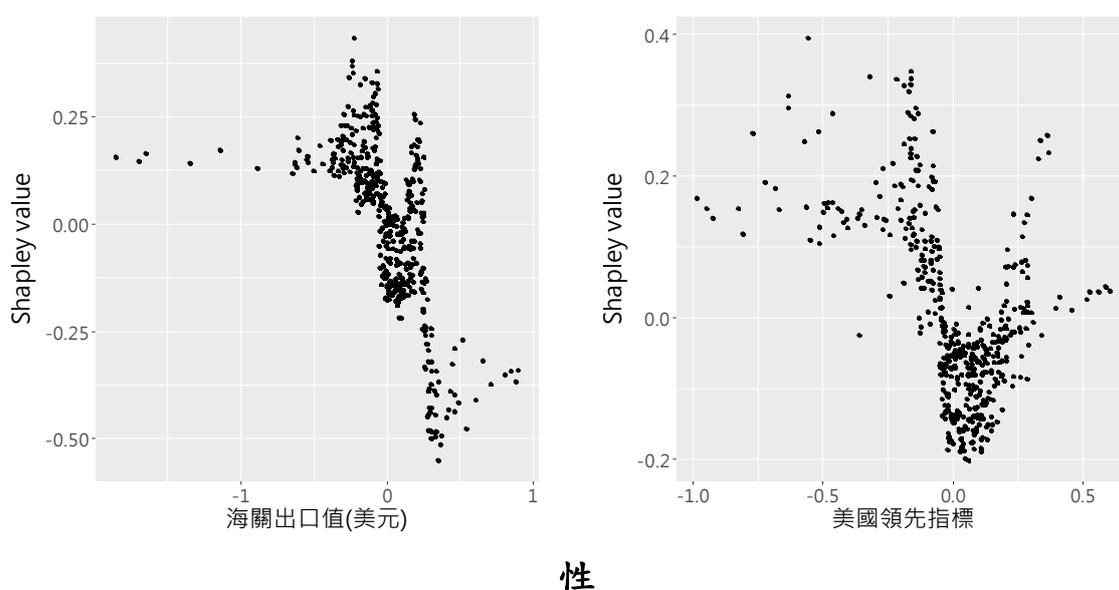


圖 12 預測未來 1 個月電腦、電子產品及光學製品業景氣循環之 Shapley 值依賴圖

5. 機械設備業

機械設備業包括金屬加工用、其他專用、通用機械設備業，本行業景氣循環主要反映製造業投資需求變化。依據經濟部銷售價值統計，2001 年後機械設備業外銷價值超過 5 成，2012 年後外銷價值約占 6 成，顯示近年機械設備業產品以外銷為主，受到各國製造業景氣變化影響。

在預測未來機械設備業景氣循環方面，海關出口值、美國工業生產指數、美國領先指標、日本製造業生產指數為重要變數，皆與 Shapley 值呈反比，代表數值愈大，機械設備業景氣進入收縮期機率愈低。(詳圖 13、圖 14)

海關出口值為重要變數，反映我國整體經貿動能變化；美國工業生產指數、美國領先指標、日本製造業生產指數為重要變數，則反映美國、日本為我國機械設備主要出口國，而各國製造業會依據景氣狀況，決定機械設備投資計畫，進而影響我國機械設備業景氣循環。

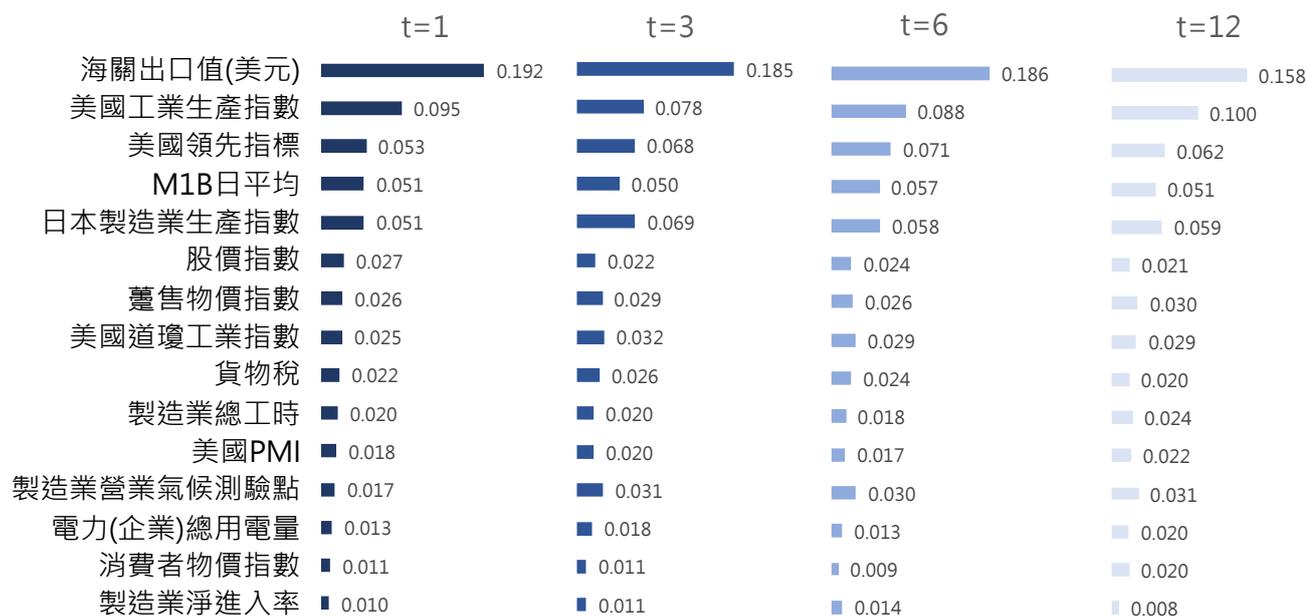


圖 13 預測機械設備業景氣循環之重要變數及重要性

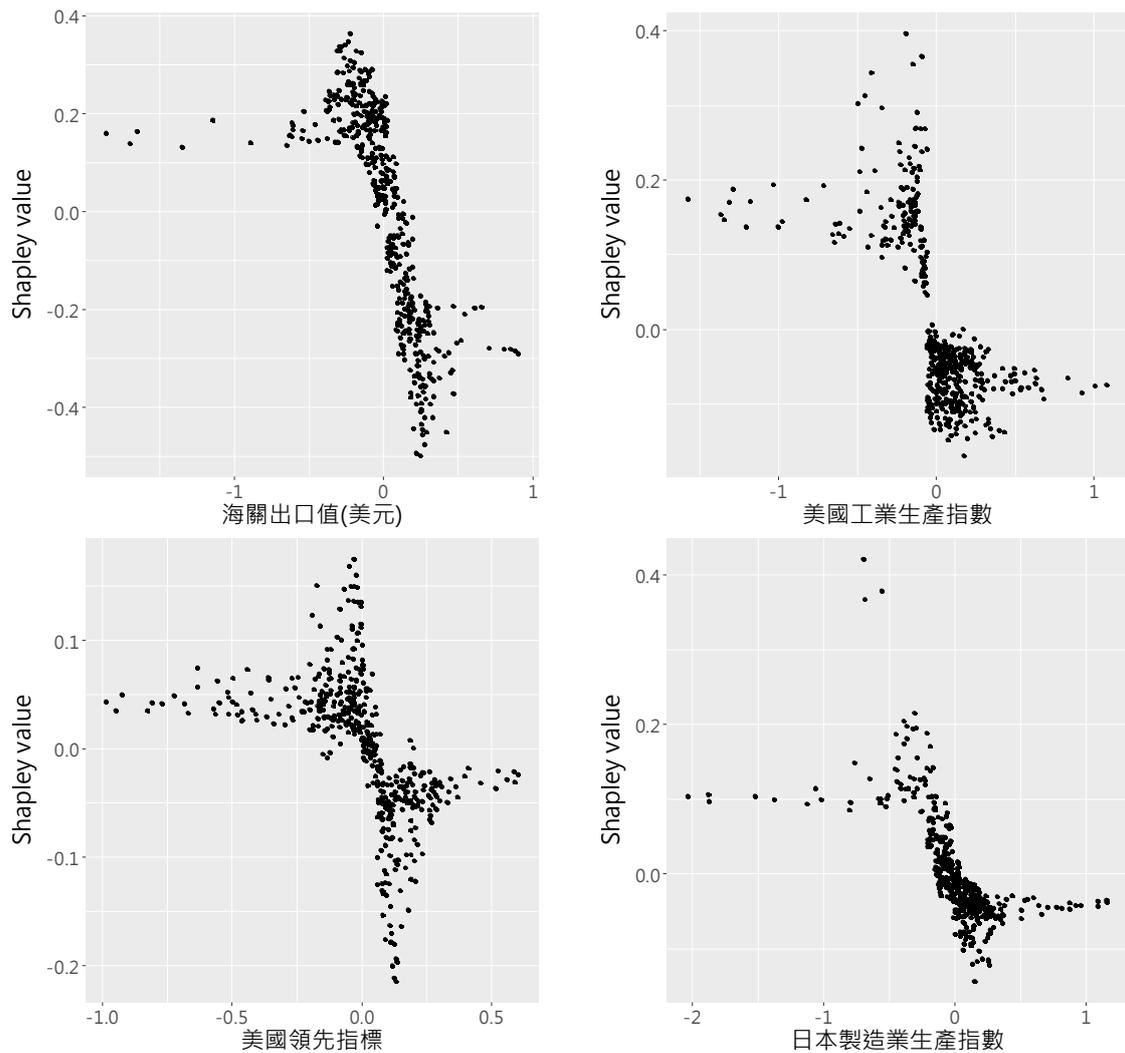


圖 14 預測未來 1 個月機械設備業景氣循環之 Shapley 值依賴圖

6. 汽車及其零件業

汽車及其零件業分為汽車、車體、汽車零件製造業，依據經濟部銷售價值統計，1981 至 2005 年內銷價值皆超過 8 成，2006 至 2021 年內銷價值則約占 7 成，顯示汽車及其零件業主要以內銷為主。

若區分汽車製造業、汽車零件及車體製造業觀察，陳盈璇 (2022b) 指出，我國汽車製造廠受到國際技術母廠牽制，外銷需要配合母廠全球發展策略，故汽車製造業主要以內銷為主，2017 年起內銷價值比重達到 9 成以上；陳盈璇 (2022a) 另指出，汽車零件及車體製造業以售後維修及副廠零件之 AM (After Market) 市場為主，我國供應全球 85-90%AM 市場零組件，故汽車零件及車體製造業主要以外銷為主，2017 年起外銷價值超過 5 成。

在預測未來汽車及其零件製造業景氣循環方面，美國領先指標、M1B 日平均為最重要變數，兩者皆與 Shapley 值呈反比，代表數值愈大，汽車及其零件業景氣進入收縮期機率愈低。（詳圖 15、圖 16）

美國領先指標為重要變數，反映美國為我國汽車零件製造業之最大出口市場，依據海關出口統計，2014 年後汽車零件出口至美國占比超過 4 成，故美國景氣狀況會影響我國汽車及其零件業景氣循環。

M1B 日平均為貨幣供給量，反映金融環境寬鬆程度，亦為我國景氣領先指標構成項目之一。若 M1B 日平均提升，代表市場資金水位高漲，有助民間消費及投資，消費者更有意願購買新車，故 M1B 日平均可做為預測汽車及其零件業景氣循環之重要變數。

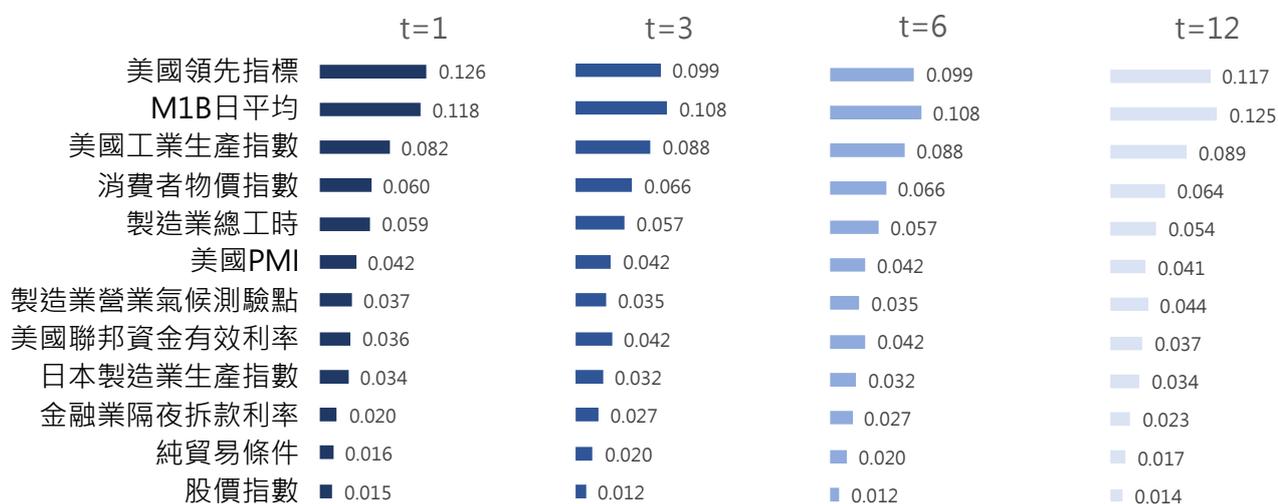


圖 15 預測汽車及其零件業景氣循環之重要變數及重要性

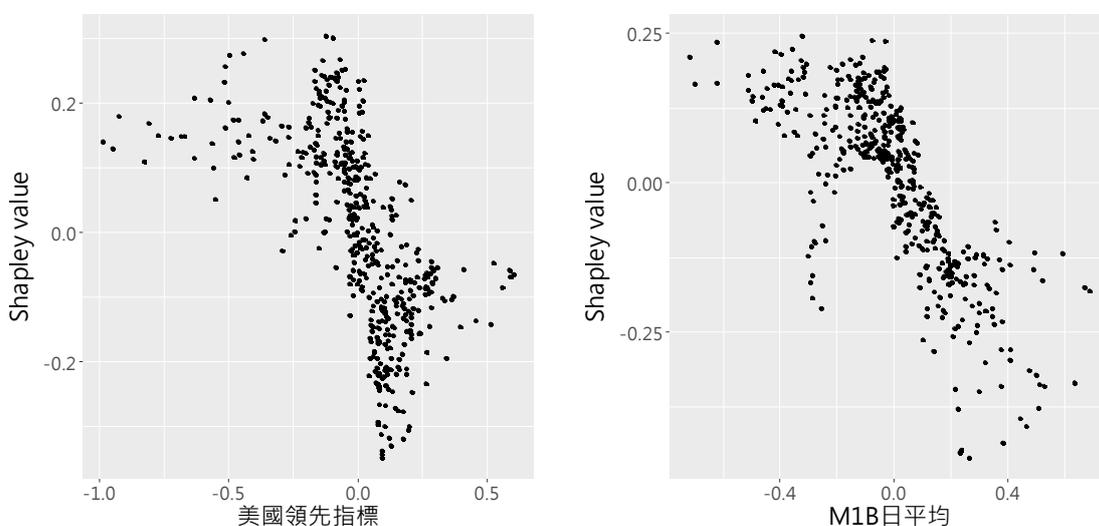


圖 16 預測未來 1 個月汽車及其零件業景氣循環之 Shapley 值依賴圖

伍、結論與建議

一、結論

本研究參考經濟部製造業生產統計分類，分析電子零組件業、化學原材料業、基本金屬業、電腦、電子產品及光學製品業、機械設備業、汽車及其零件業等 6 個主要中行業之景氣循環特性及關係，再使用 Granger 因果關係檢定，找出具有領先性之經濟變數，並使用 XGBoost、羅吉斯迴歸預測各行業未來 1、3、6、12 個月景氣收縮機率，主要結論說明如下：

- (一) 電腦、電子產品及光學製品業、汽車及其零件業對其他多數行業具有領先性，代表終端需求產品相關行業領先反映景氣變化；各行業皆對機械設備業具有領先性，則反映廠商會依據行業前景決定投資計畫，進而影響機械設備需求。
- (二) 比較 XGBoost、羅吉斯迴歸之預測表現，XGBoost 無論在不同行業、不同期間之預測表現普遍較佳，主因 XGBoost 可透過增強式學習提升預測能力。
- (三) 海關出口值為預測電子零組件業、電腦、電子產品及光學製品業、機械設備業景氣循環之重要變數，主因此 3 種行業以外銷為主，景氣受到全球終端需求、國際經貿動能影響。
- (四) 主要出口國之景氣狀態或經濟前景為預測各行業景氣循環之重要變數，如基本金屬業、電腦、電子產品及光學製品業、機械設備業、汽車及其零件業之重要變數包含美國領先指標，化學原材料業包含美國 PMI，機械設備業包含日本製造業生產指數等。
- (五) 新台幣兌美元匯率、日圓兌美元匯率為預測電子零組件業景氣循環之重要變數，若新台幣兌美元貶值，會增加我國商品出口競爭力，電子零組件業景氣進入收縮期機率下降；若日圓兌美元貶值，則間接減少我國商品出口競爭力，電子零組件業景氣進入收縮期機率上升。

二、建議

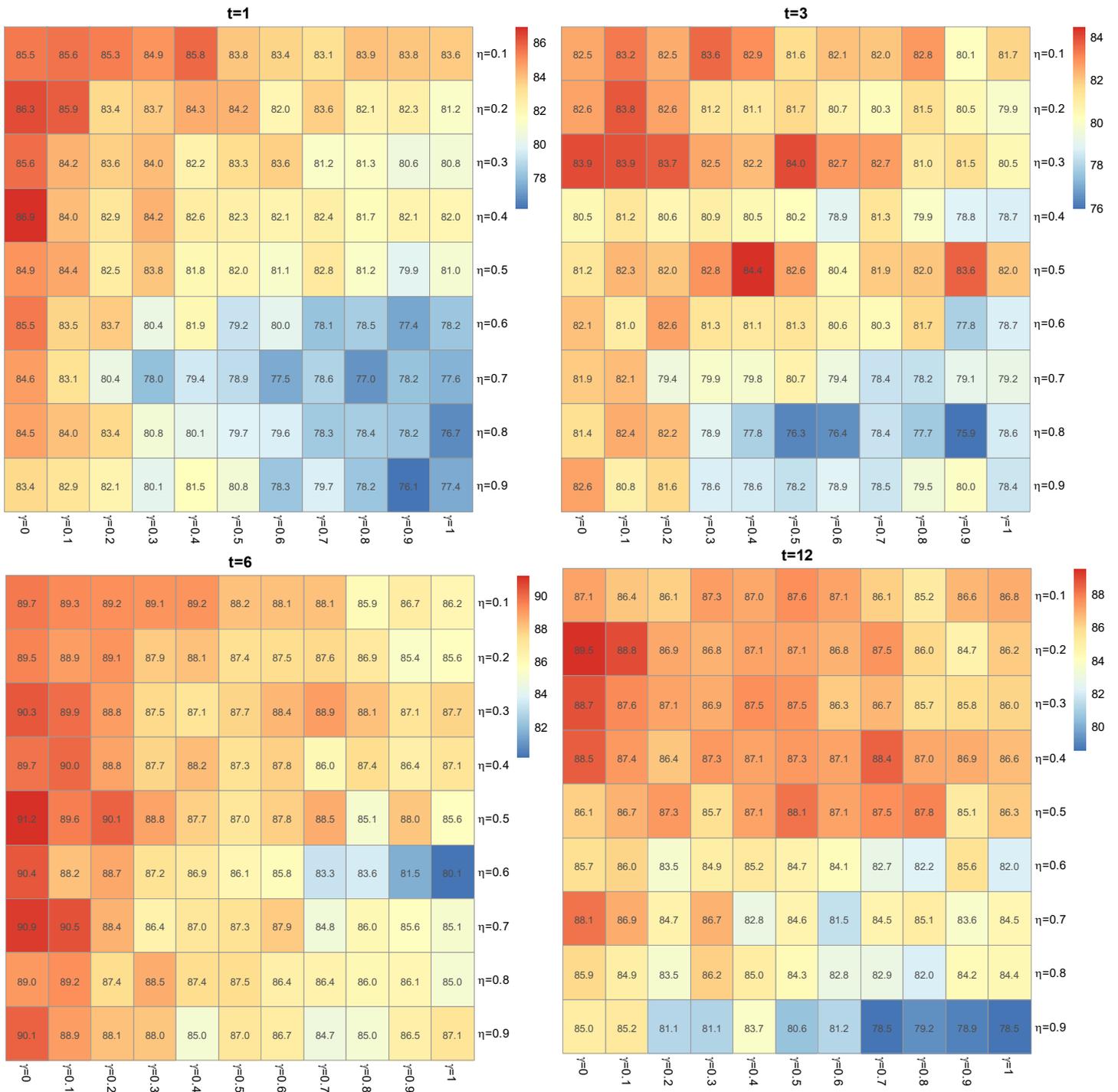
- (一) 由於各行業產品特性、內外銷結構不同，且受外部衝擊反應有所差異，故各行業景氣循環之振幅、持續時間不同，且各行業之間具有領先、落後關係，建議定時監測各行業景氣循環及其關係，並建立景氣收縮之預警機制。
- (二) 各行業主要出口國經濟前景為預測景氣循環之重要變數，建議追蹤主要貿易夥伴之經濟表現；另由於全球供應鏈為垂直分工模式，我國多負責上游之零組件生產，建議注意下游產品銷售及存貨狀況，以預為準備該行業可能之景氣變化。
- (三) 中國大陸為我國製造業主要出口地區之一，惟中國大陸領先指標、中國大陸 PMI 分別自 1993、2005 年發布，因資料期間較短，未納入本研究經濟變數蒐集範圍，建議待資料期間較長時，納入未來研究參考。

參考文獻

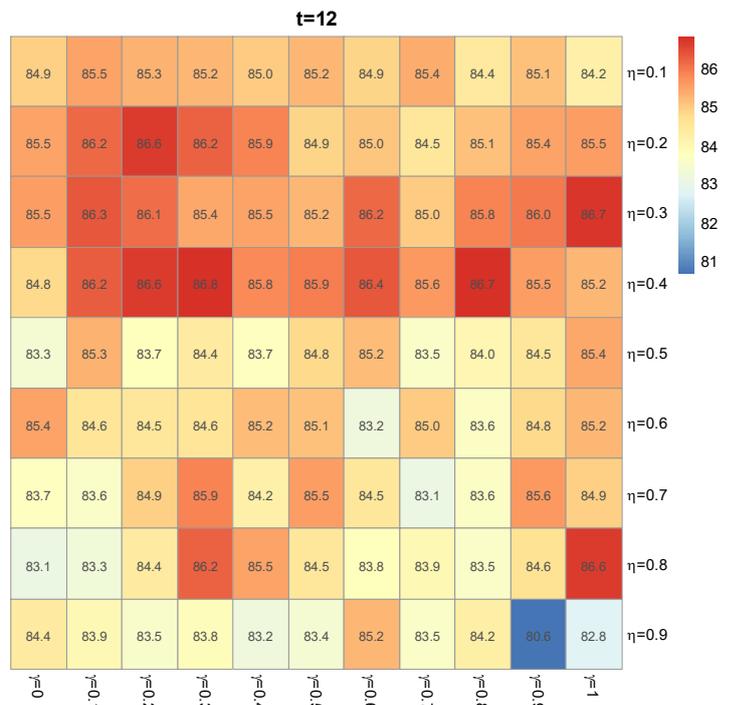
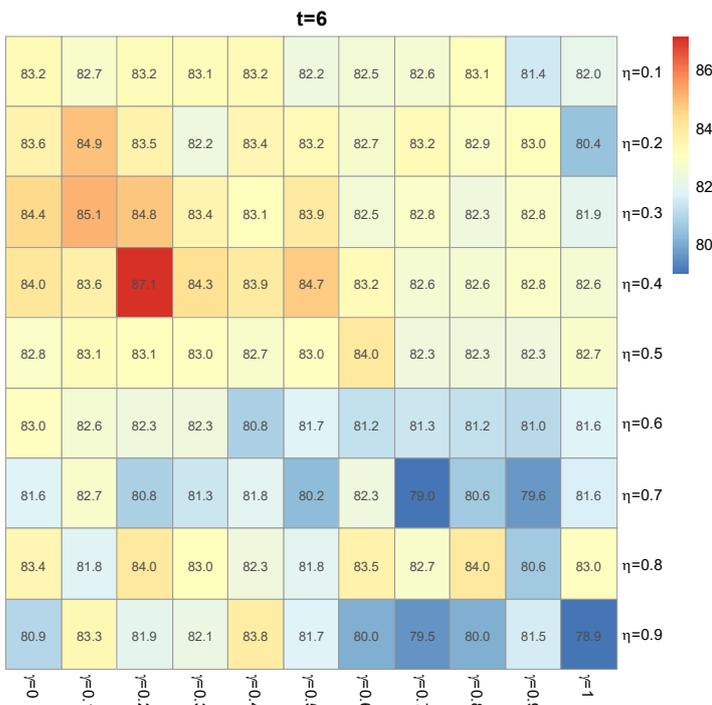
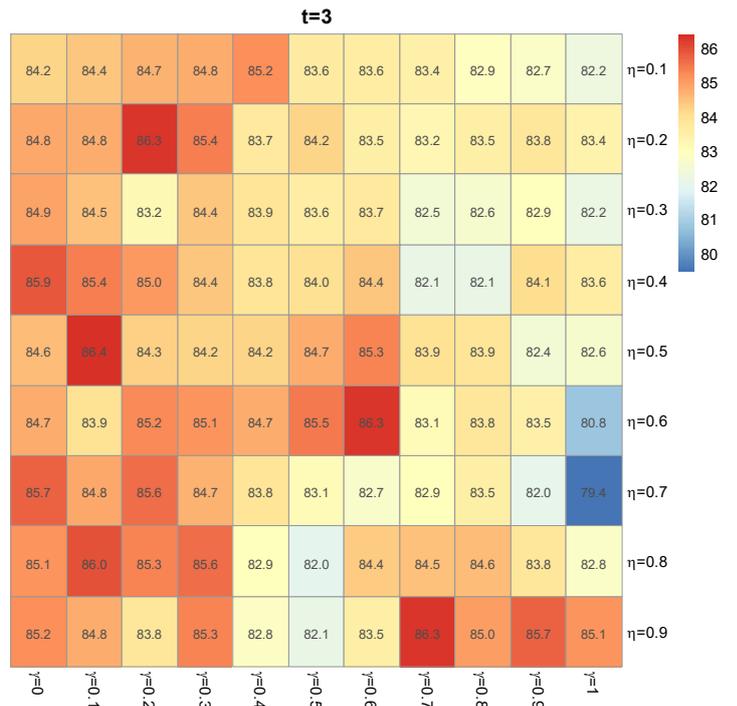
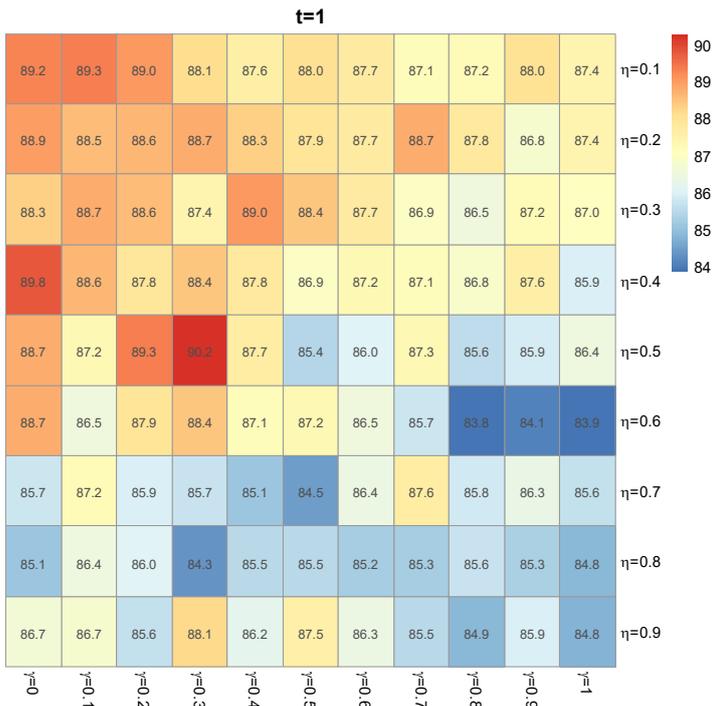
1. 陳盈璇 (2022a), 「汽車零件及車體製造業基本資料」, 台灣經濟研究院產經資料庫。
2. 陳盈璇 (2022b), 「汽車製造業基本資料」, 台灣經濟研究院產經資料庫。
3. 黃月盈 (2016), 「產業別景氣循環之研析」, *經濟研究*, 16, 1-20。
4. Baynes, J. A. (2018). *Measuring state business cycles*. University of Rochester.
5. Behun, M., Gavurova, B., Tkacova, A., & Kotaskova, A. (2018). The impact of the manufacturing industry on the economic cycle of European Union countries. *Journal of competitiveness*, 10(1), 23.
6. Berge, T. J. (2015). Predicting recessions with leading indicators: Model averaging and selection over the business cycle. *Journal of Forecasting*, 34(6), 455-471.
7. Burns, A. F., & Mitchell, W. C. (1946). *Measuring business cycles*, New York, NBER.
8. Bose, R., & Goyal, A. (2020). Disaggregated Indian industrial cycles: A Spectral analysis. *Available at SSRN 3714717*.
9. Bry, G. and C. Boschan (1971). *Cyclical Analysis of Time Series: Procedures and Computer Programs*, New York, NBER.
10. Chang, Y., & Hwang, S. (2015). Asymmetric phase shifts in US industrial production cycles. *Review of Economics and Statistics*, 97(1), 116-133.
11. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 785-794).
12. Chen, T. et.al (2022). *xgboost: Extreme Gradient Boosting*. <https://cran.r-project.org/web/packages/xgboost/index.html>.
13. Cheng, H. L., & Chen, N. K. (2021). A study of financial cycles and the macroeconomy in Taiwan. *Empirical Economics*, 61(4), 1749-1778.
14. Foerster, A. T., Sarte, P. D. G., & Watson, M. W. (2011). Sectoral versus aggregate shocks: A structural factor analysis of industrial

- production. *Journal of Political Economy*, 119(1), 1-38.
15. Fornaro, P. (2016). Forecasting US recessions with a large set of predictors. *Journal of Forecasting*, 35(6), 477-492.
 16. Fossati, S. (2016). Dating US business cycles with macro factors. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 20(5), 529-547.
 17. Friedman, J. H. (2002). Stochastic gradient boosting. *Computational statistics & data analysis*, 38(4), 367-378.
 18. Harding, D., & Pagan, A. (2002). Dissecting the cycle: a methodological investigation. *Journal of monetary economics*, 49(2), 365-381.
 19. Hodrick, R. J., & Prescott, E. C. (1997). Postwar US business cycles: an empirical investigation. *Journal of Money, credit, and Banking*, 1-16.
 20. Krolzig, H. M., & Sensier, M. (2000). A disaggregated Markov-switching model of the business cycle in UK manufacturing. *The Manchester School*, 68(4), 442-460.
 21. Liu, W., & Moench, E. (2016). What predicts US recessions?. *International Journal of Forecasting*, 32(4), 1138-1150.
 22. Molnar, C. (2020). *Interpretable machine learning*. Lulu. com.
 23. Shapley, L. S. (1953). A Value for n-person Games. *Contributions to the Theory of Games*, 28, 307-317.
 24. Štrumbelj, E., & Kononenko, I. (2014). Explaining prediction models and individual predictions with feature contributions. *Knowledge and information systems*, 41(3), 647-665.
 25. Pfaff, B. (2018). *vars: VAR Modelling*. <https://CRAN.R-project.org/package=vars>.
 26. Xgboost developers. (2021). *Introduction to Boosted Trees*. <https://xgboost.readthedocs.io/en/stable/tutorials/model.html>

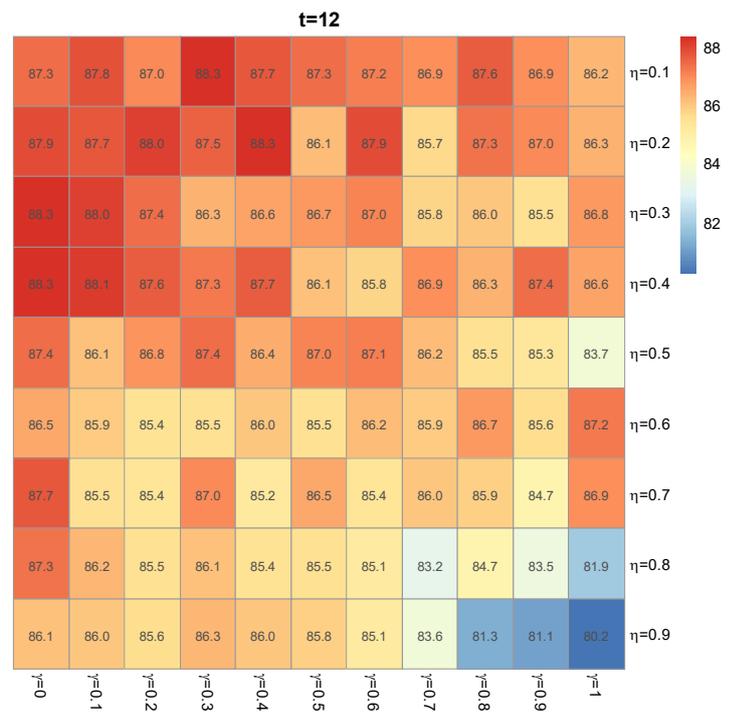
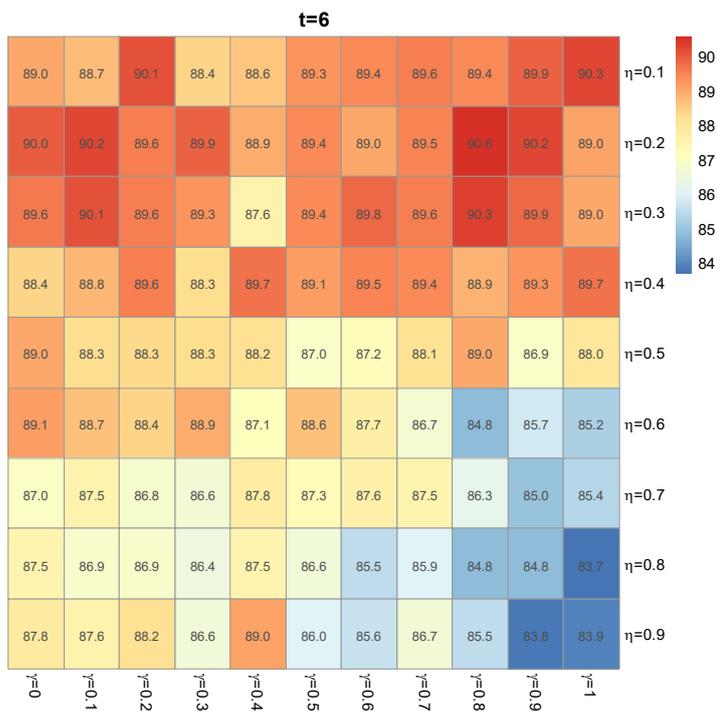
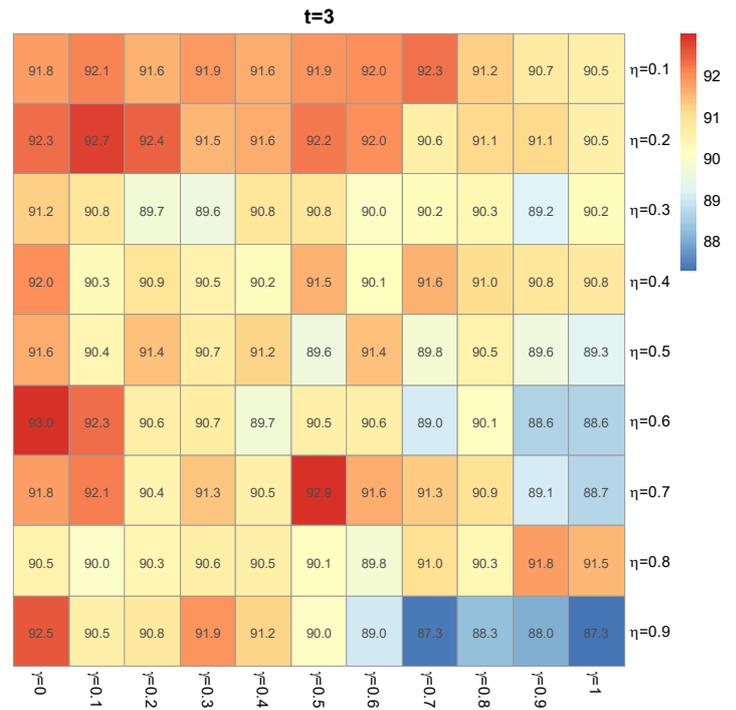
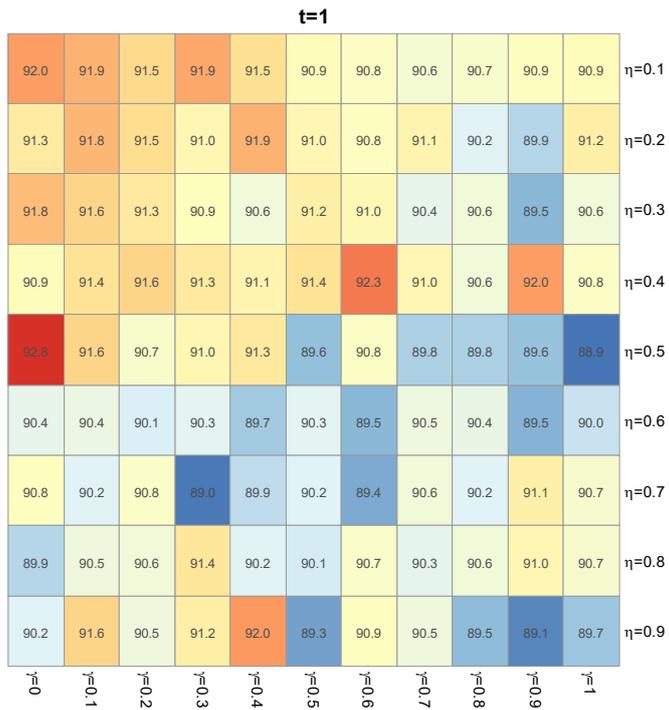
附圖 XGBoost參數調整分析及即時預測結果



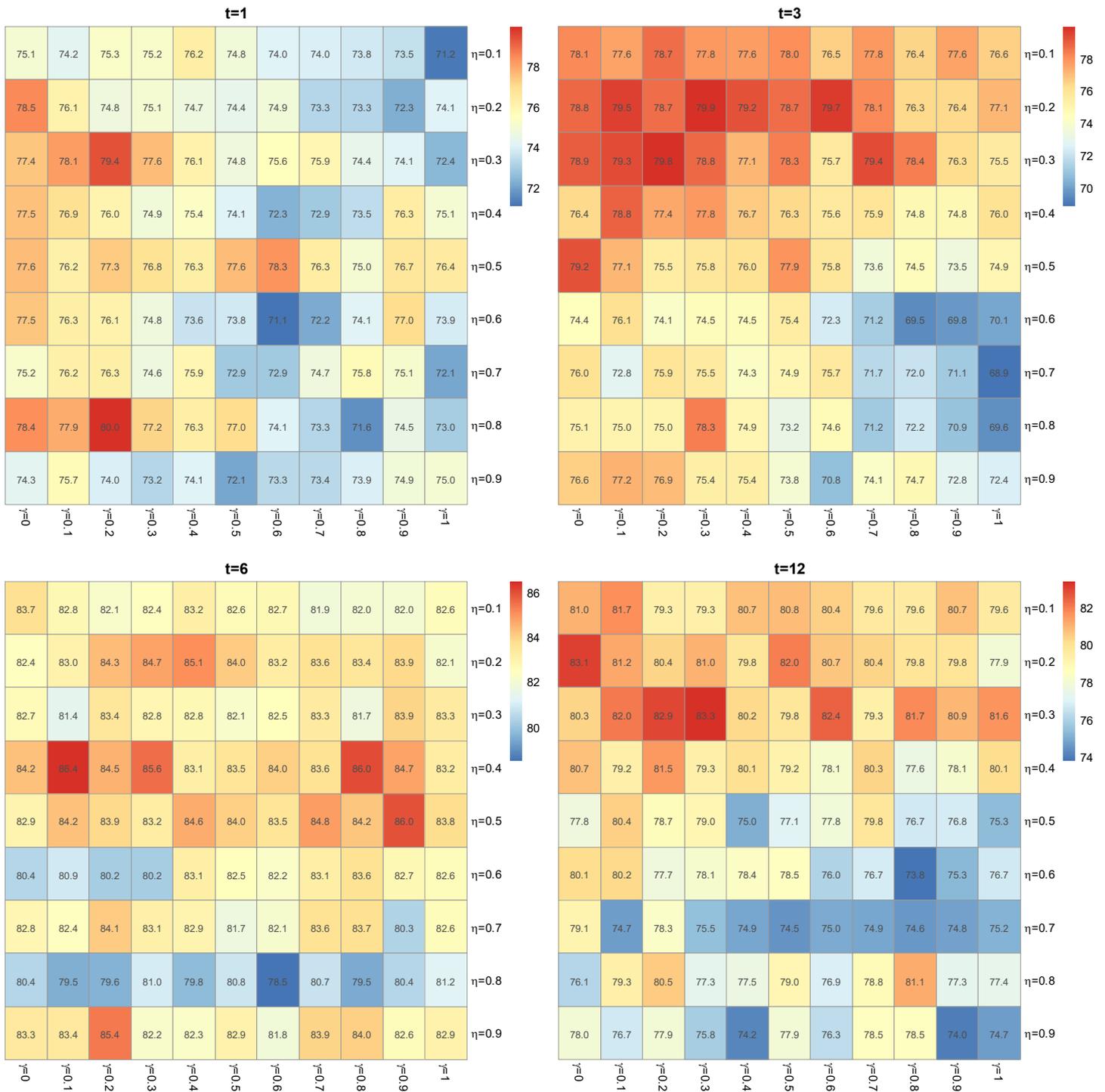
附圖 1 XGBoost 參數調整分析-電子零組件業



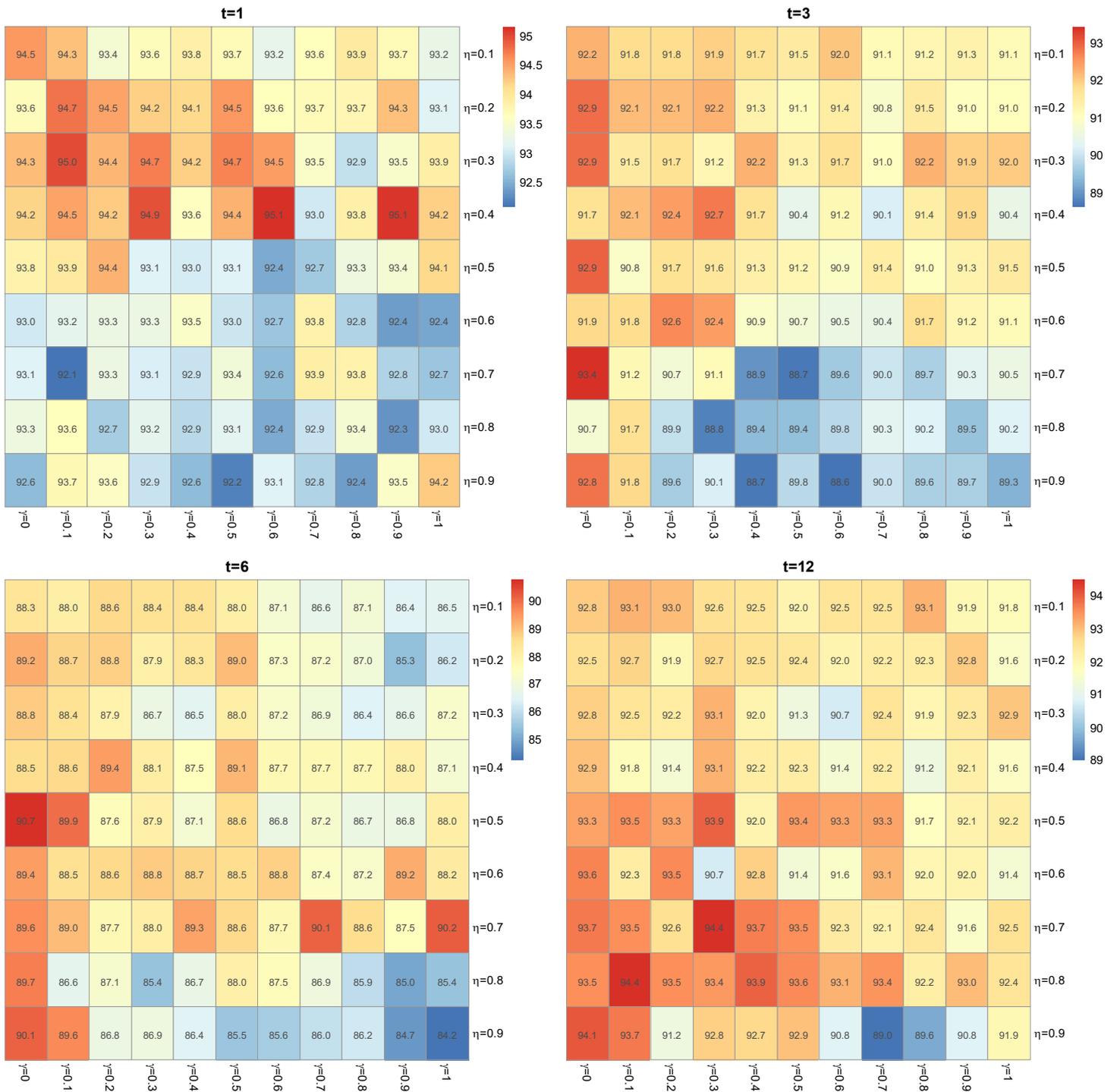
附圖 2 XGBoost 參數調整分析-化學原材料業



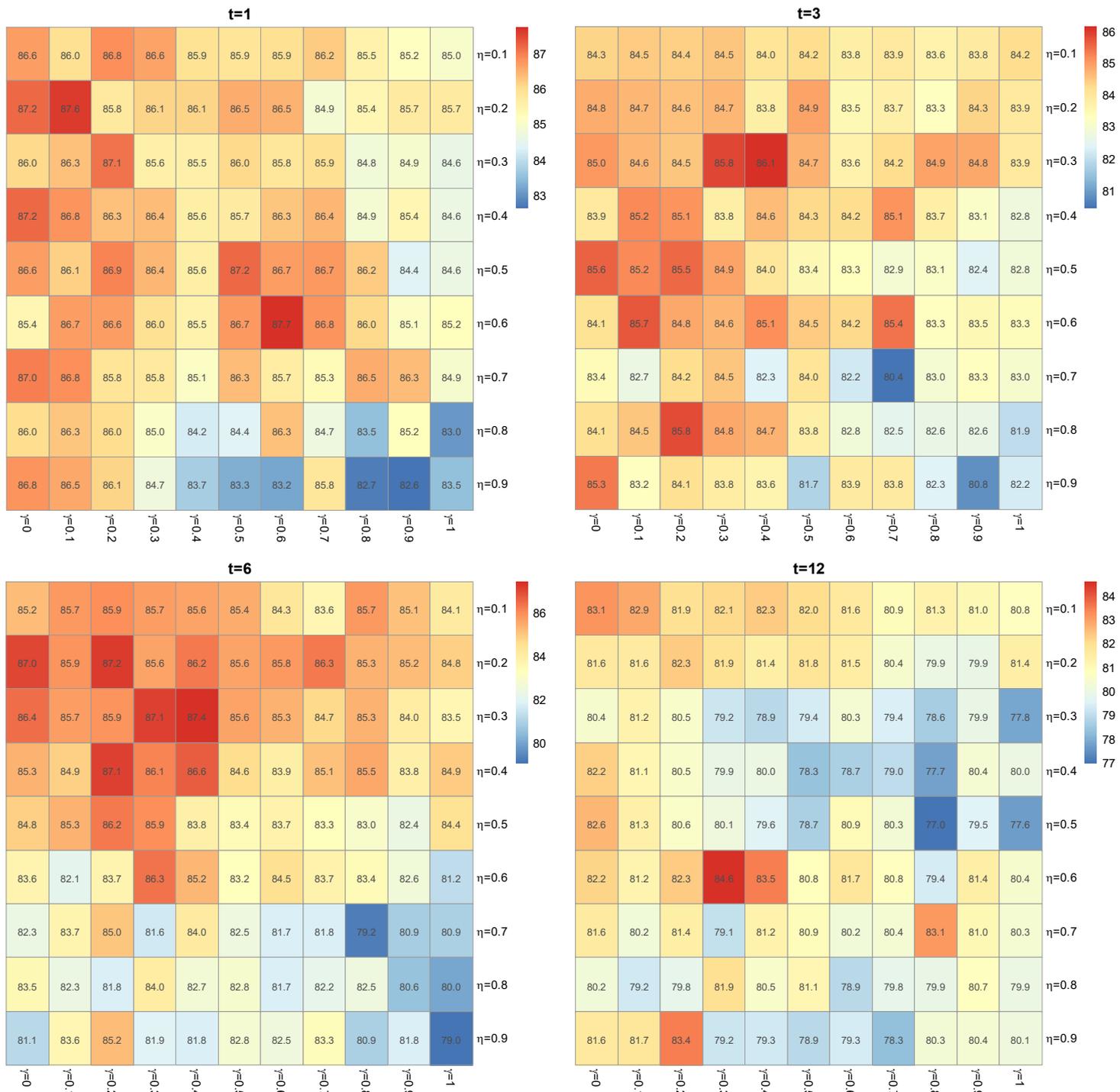
附圖 3 XGBoost 參數調整分析-基本金屬業



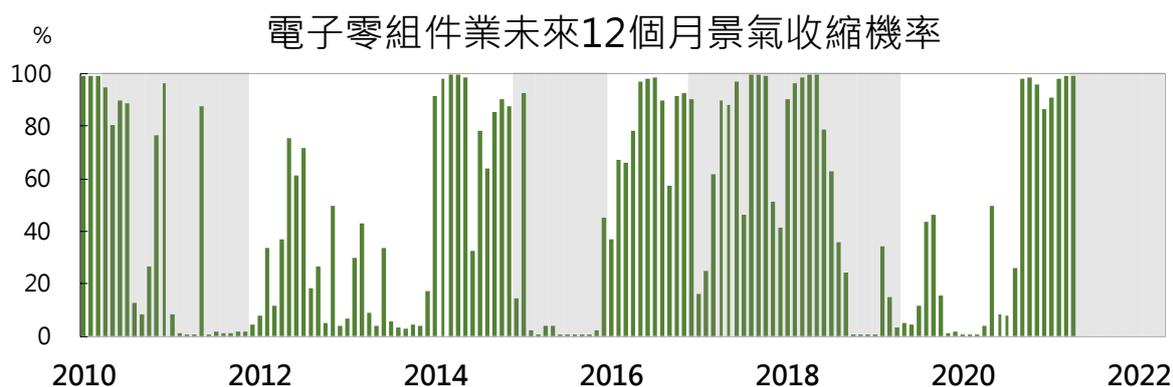
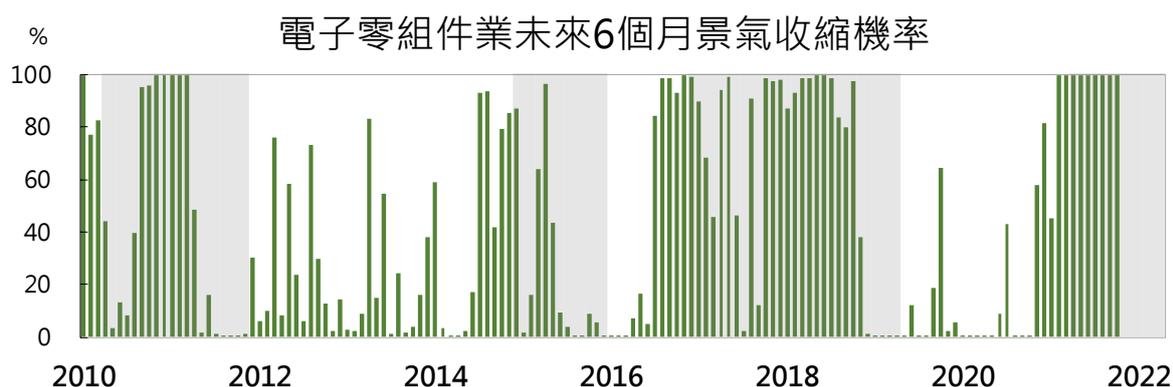
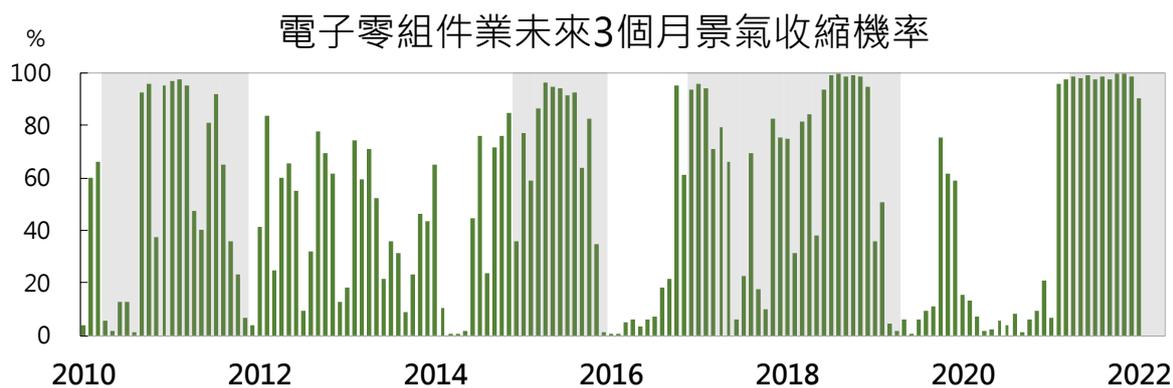
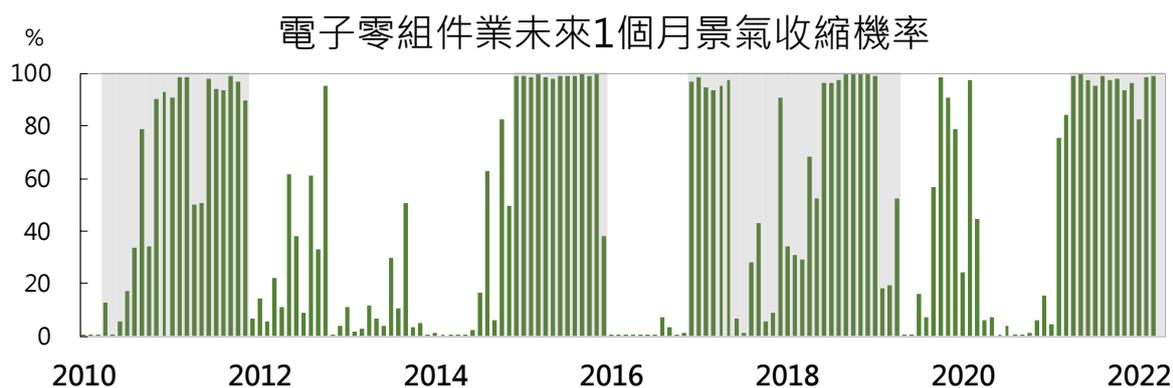
附圖 4 XGBoost 參數調整分析-電腦、電子產品及光學製品業



附圖 5 XGBoost 參數調整分析-機械設備業

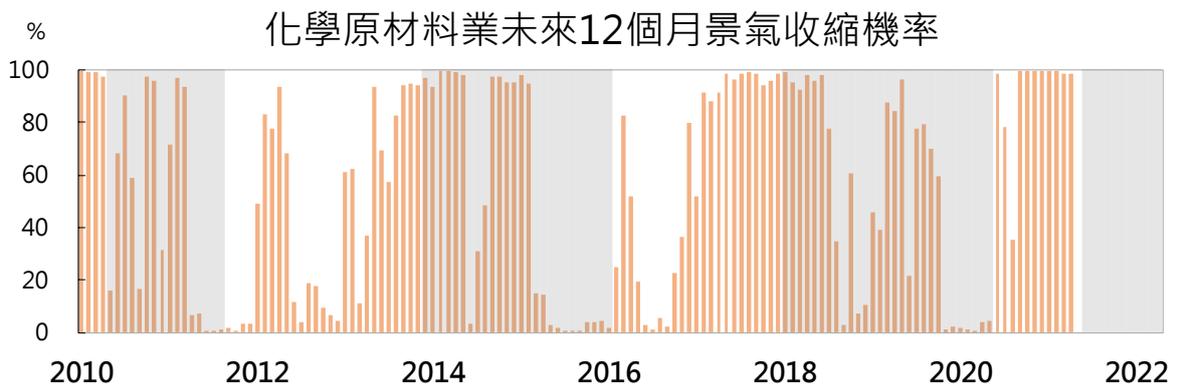
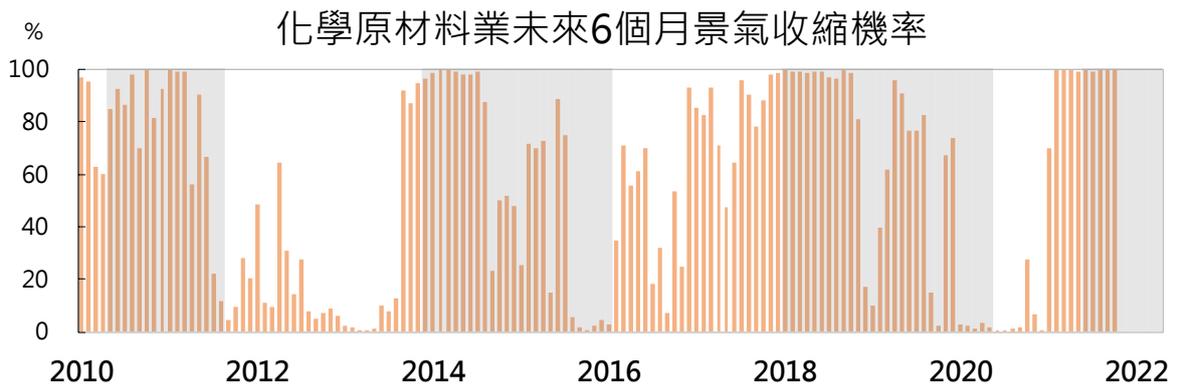
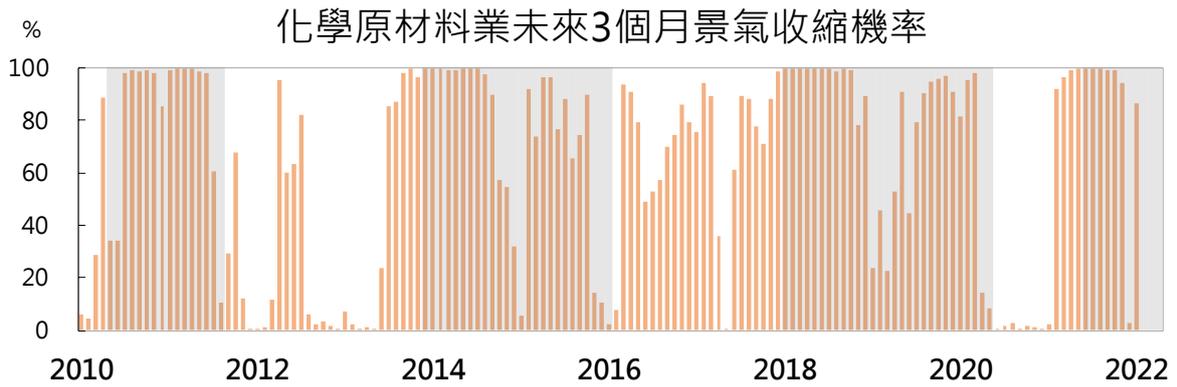
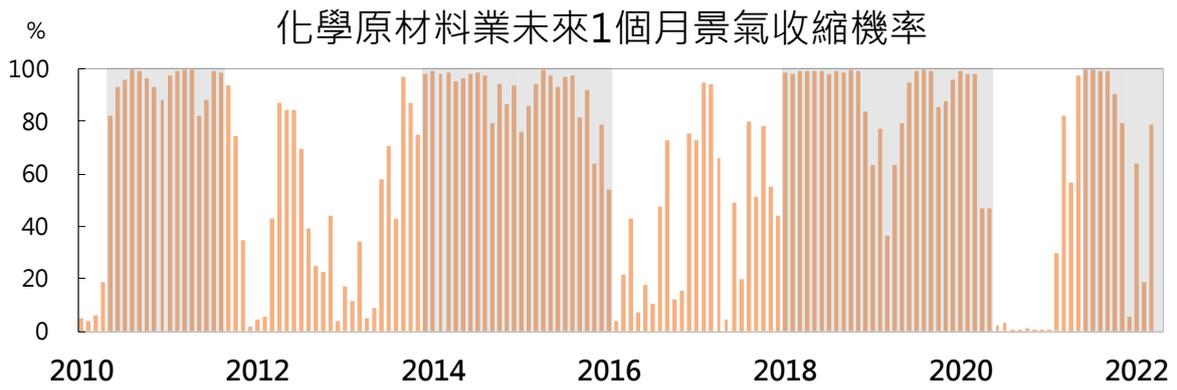


附圖6 XGBoost參數調整分析-汽車及其零件業

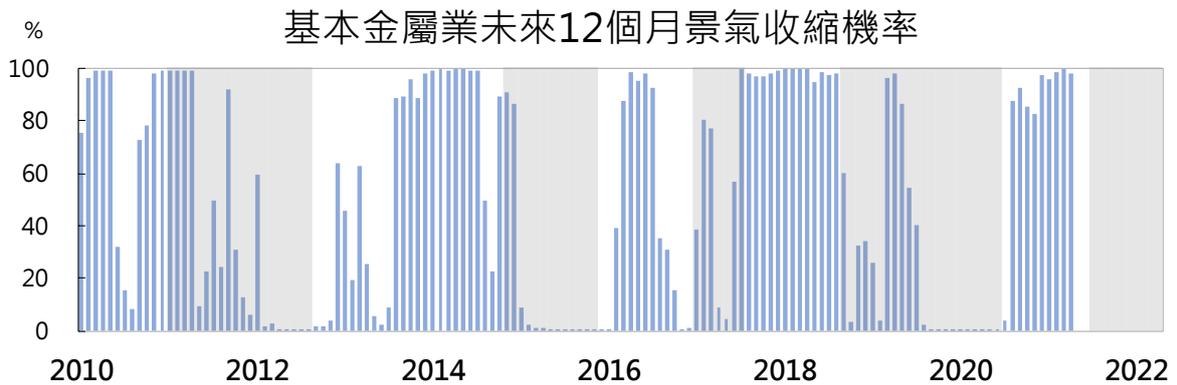
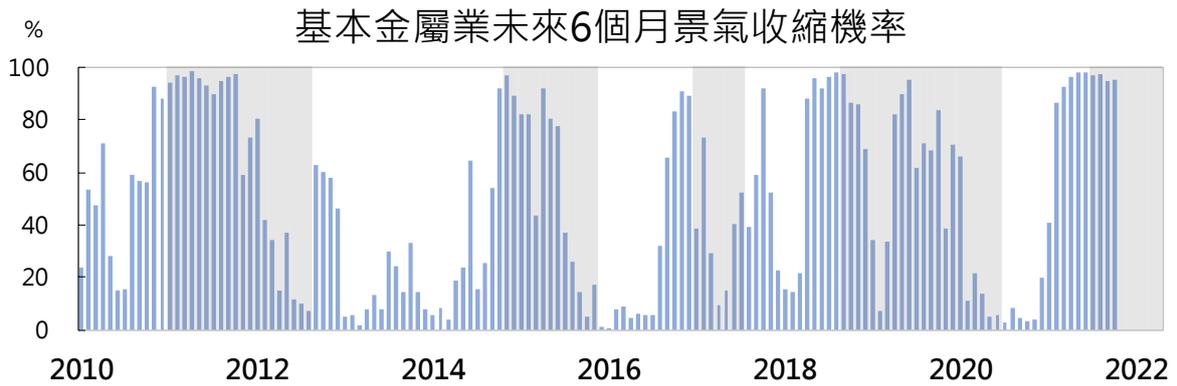
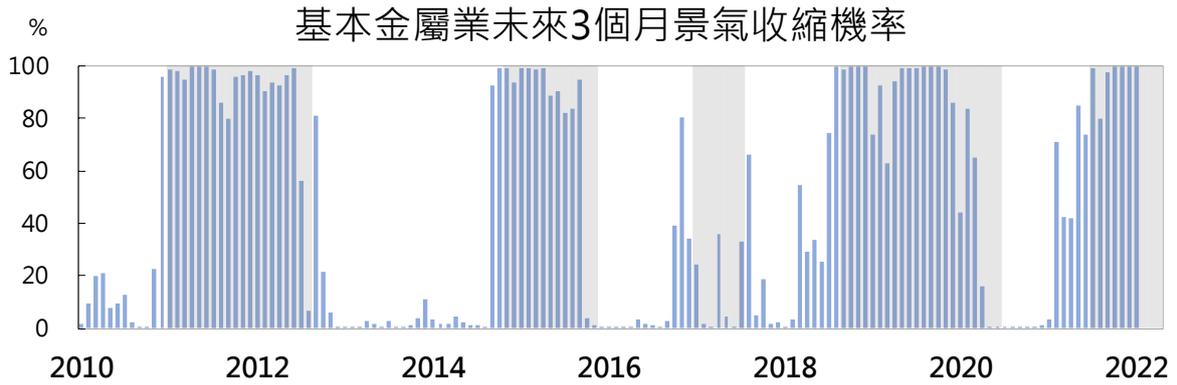
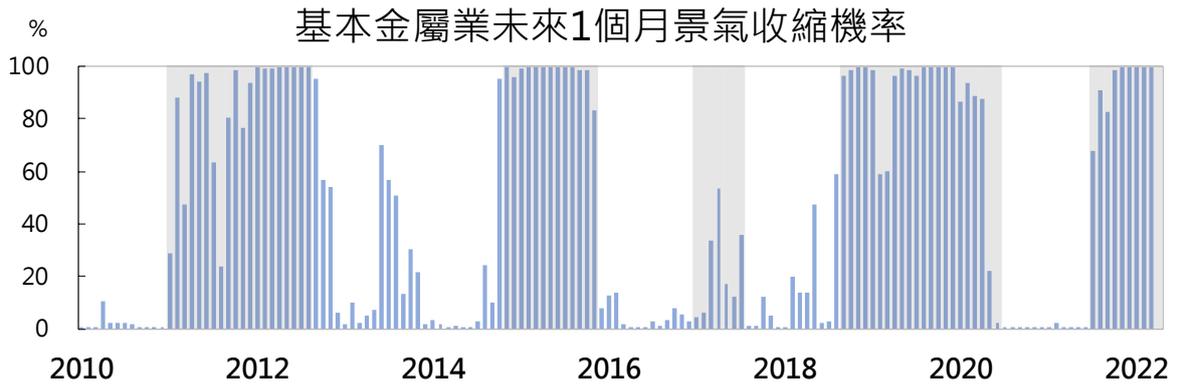


- 註：1. 陰影區為景氣收縮期，以下同。
 2. 長條圖代表使用當月資料之預測結果，為未來1、3、6、12個月景氣收縮機率。

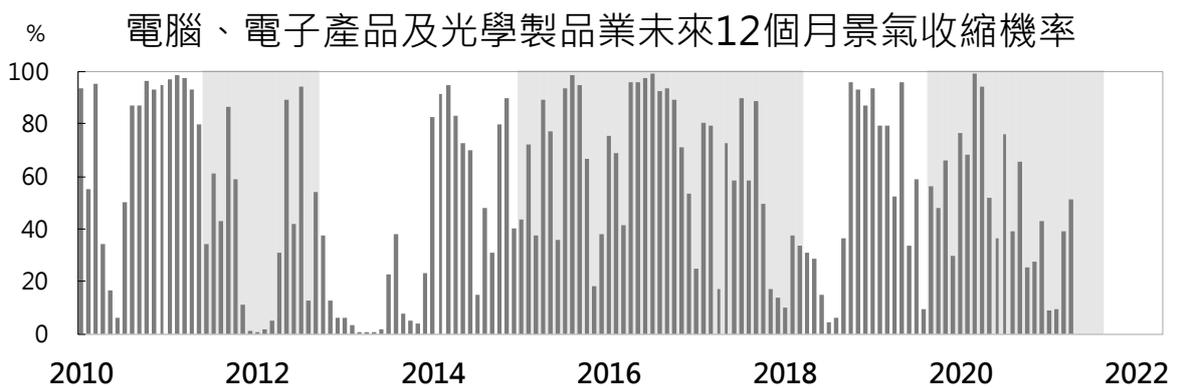
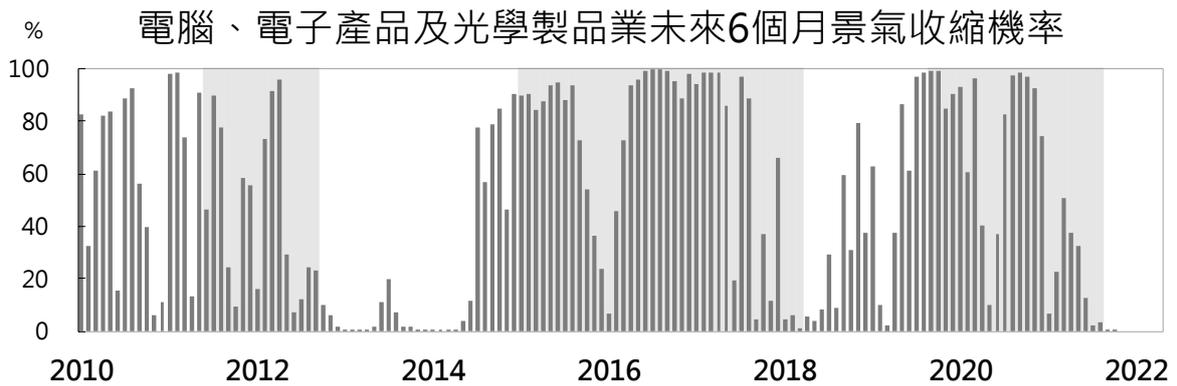
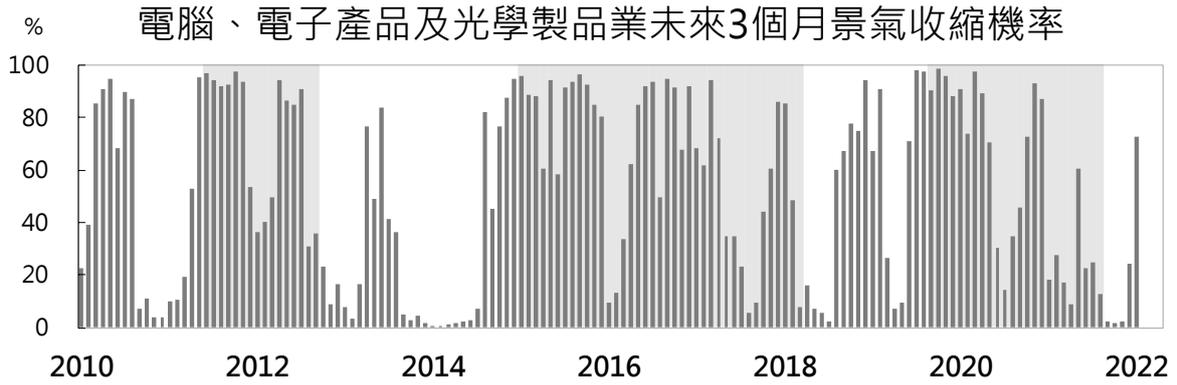
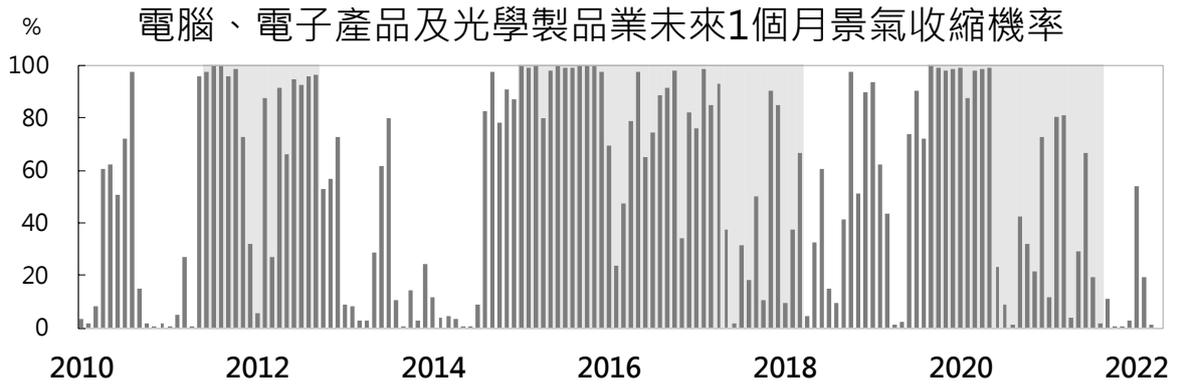
附圖 7 電子零組件業未來 1、3、6、12 個月景氣收縮機率



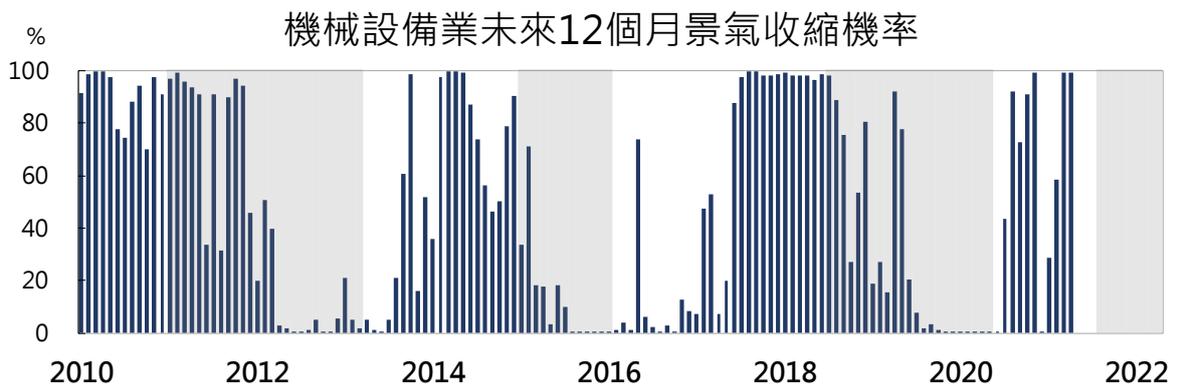
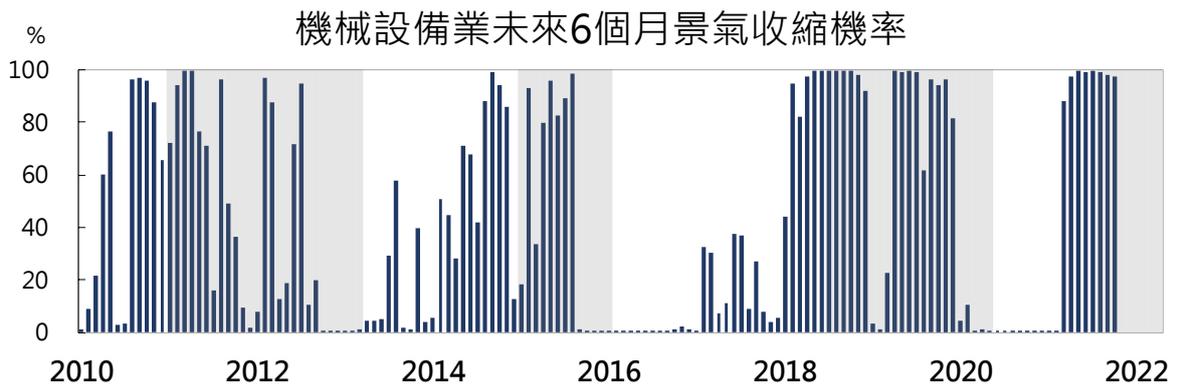
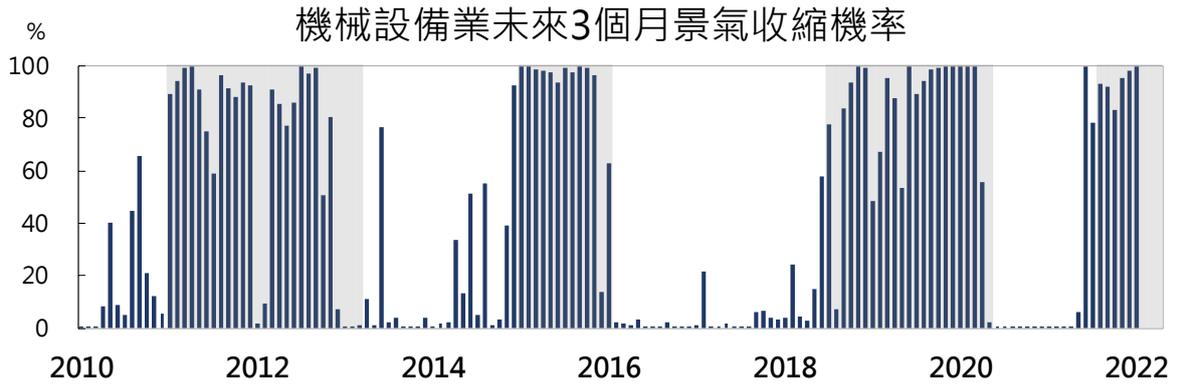
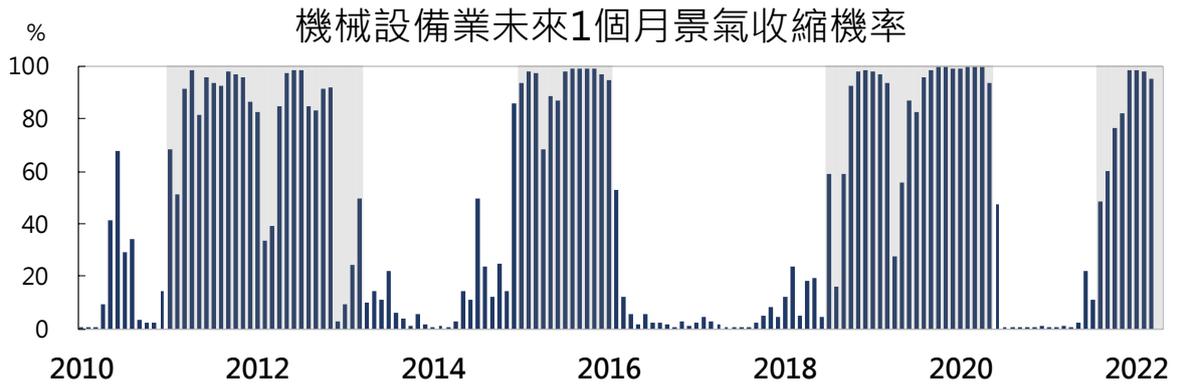
附圖 8 化學原材料業未來 1、3、6、12 個月景氣收縮機率



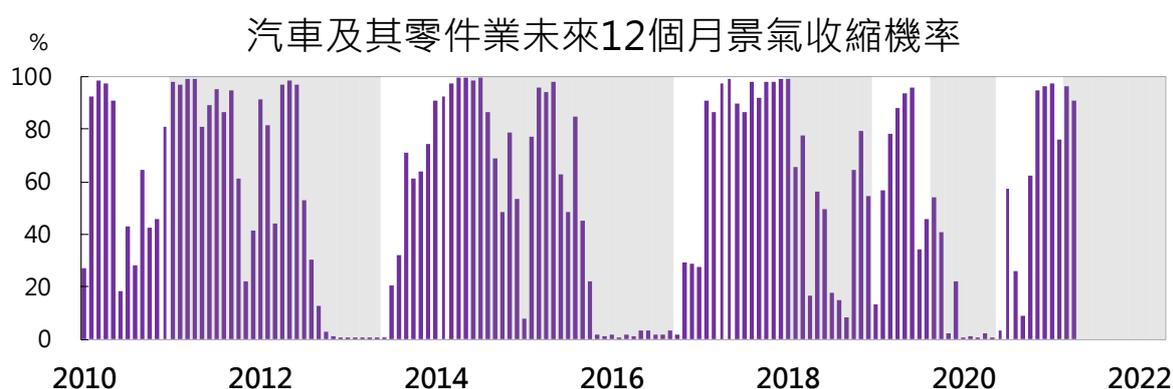
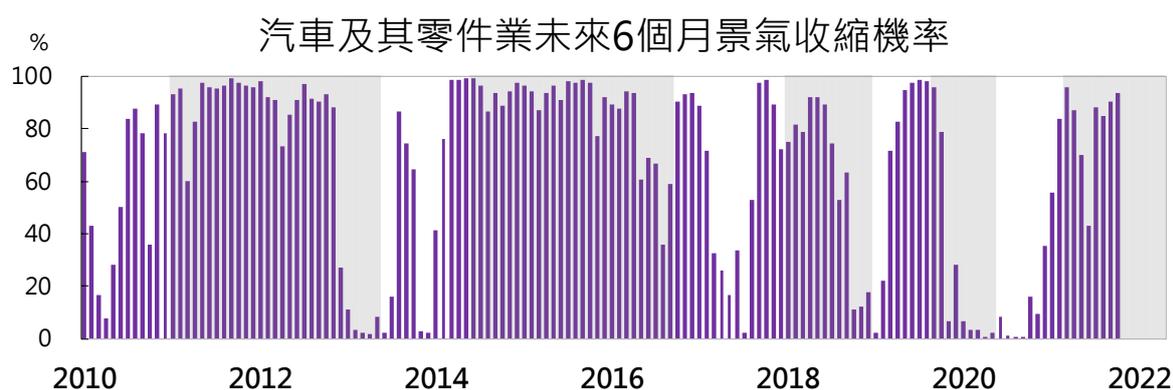
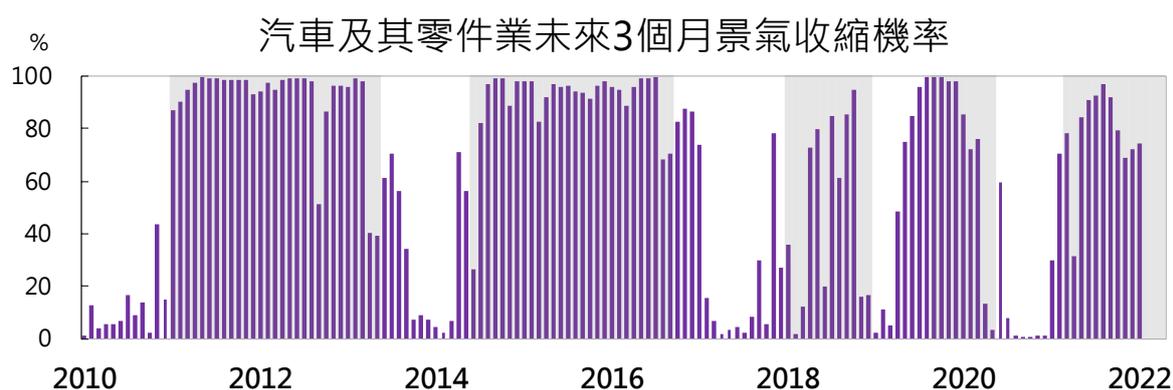
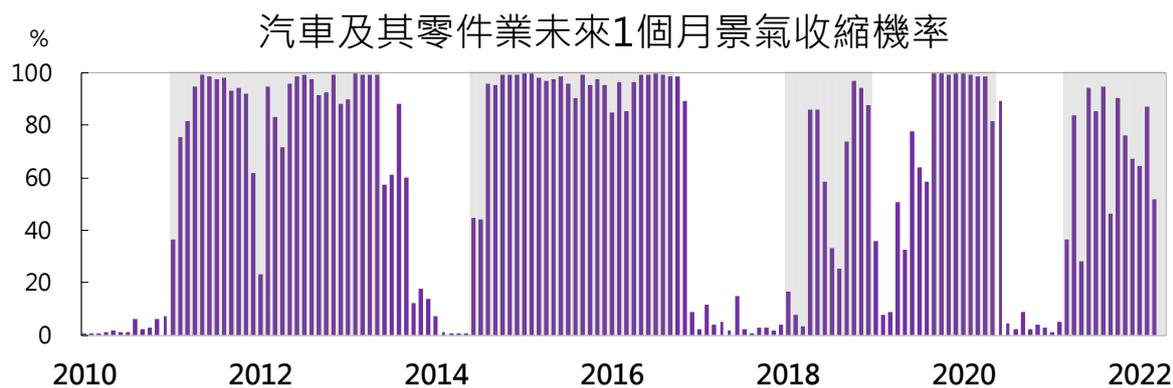
附圖 9 基本金屬業未來 1、3、6、12 個月景氣收縮機率



附圖 10 電腦、電子產品及光學製品業未來 1、3、6、12 個月景氣收縮機率



附圖 11 機械設備業未來 1、3、6、12 個月景氣收縮機率



附圖 12 汽車及其零件業未來 1、3、6、12 個月景氣收縮機率