

台灣經濟預測績效評估：高維度資料模型之應用*

吳俊毅**

摘 要

如何挑選重要的變數組合進行預測，是各界一直努力的方向。隨著電腦運算效率提升，高維度資料(high-dimensional data)模型逐漸受到重視。因此，本文將利用2002年第1季至2021年第3季的298個國內外總體經濟數據，並藉由10種高維度資料模型，包含縮減估計(shrinkage estimator)模型、因子(factor)模型、集成學習(ensemble learning)模型、混合的隨機森林模型等，與自我迴歸(autoregressive)的基本模型，對2014年第2季至2021年第3季的國內生產毛額(Gross domestic product, GDP)年增率進行樣本外預測績效評估。

本文主要實證結果彙整如下：第一點是高維度資料模型之預測績效普遍優於傳統的AR(autoregressive)模型。第二點是整體預測績效評估方面，adaLASSO/RF(Adaptive Least Absolute Shrinkage and Selection Operator/ Random Forests)模型的預測能力最佳。第三點，adaLASSO/RF模型具有重要性的變數可發現，服務業相關變數扮演重要角色，如服務業營業氣候測驗點、批發及零售GDP等。此外，經濟趨勢調查的軟性資料亦具有重要性，代表若有提升GDP預測能力不能僅依賴政府統計數據的剛性資料，亦要參考問卷類型的軟性資料。

關鍵詞：高維度資料模型、經濟預測、軟性資料

JEL分類代號：E27；C53

* 本文初稿完成於民國111年12月，113年12月修正完稿。本文感謝兩位匿名審稿人與中央銀行嚴副總裁宗大、吳處長懿娟、蕭助理研究員宇翔、俞助理研究員欣榮及其他經濟研究處同仁，給予之寶貴意見。本文觀點為作者個人意見，與服務單位無關，若有任何疏漏或錯誤，概由作者負責。

** 作者為中央銀行經濟研究處研究員。

壹、前言與研究動機

如何準確捕捉經濟脈動，提供經濟預測所需的資訊，一直是各界關心的議題。文獻常用來捕捉經濟脈動的方式有，(1) 結合不同資料頻率的混合頻率模型(混合頻率資料抽樣：吳俊毅與朱浩榜(2022)；橋樑方程式：林依伶(2013)、張志揚(2013))；(2) 萃取大量資料的共同因子(徐士勛等人(2005)、陳宜廷等人(2011))；(3) 利用不同資料性質(如經濟趨勢調查等軟性資料，Barhoumi et al.(2010)、吳俊毅(2020))等。近期，隨著各國資料庫的內容豐富與時間累積，以及電腦運算速度的提升，高維度資料(high-dimensional data)^{註1} 模型的應用逐漸受到學界的重視。

國外文獻已廣泛應用高維度資料模型於經濟與金融的預測議題之中，如通膨、經濟成長率、房價等資產價格變化的預測。Garcia et al. (2017)利用縮減估計模型(shrinkage estimator)與完整子集合迴歸(complete subset regression)等高維度資料模型對巴西的通膨率進行即時預測，Medeiros et al. (2019)亦以通膨預測為研究主題，且該文利用15種不同高維度資料模型對美國通膨率進行樣本外預測績效比較，均發現高維度資料模型具有較佳的預測能力；Korobilis(2021)則是應用訊息傳遞演算法(Message Passing Algorithms)結合貝氏估計

高維度模型對美國通膨進行預測績效比較。經濟成長預測方面，如Nakajima and Sueishi (2020)與Maehashi and Shintani (2020)以日本為研究對象，兩者最大差異在於Nakajima and Sueishi (2020)係以多變量自我向量迴歸高維度模型為預測模型；Kim (2018)則是以韓國之經濟成長、通膨、民間消費、投資與出口等5個變數為預測目標；Fornaro and Luomaranta (2020)應用於芬蘭經濟成長率的即時預測；Cepni et al. (2019)以巴西、印尼、墨西哥、南非與土耳其為研究對象，並對不同預測期間(即時預測與未來一、二期)進行比較。至於資產價格等金融議題應用，包含房價指數的預測(Milunovich, 2020，以澳洲為研究對象)、信用成長、殖利率與金融危機預測(Bluwstein et al., 2020，以17個國家為研究對象)、股權溢酬(Iworiso and Vrontos, 2020，以美國股票市場為研究對象)、債券殖利率曲線與衰退機率預測(Puglia and Tucker, 2020，以美國為研究對象)等。

在國內文獻方法，高維度資料模型多用於景氣指標建構、景氣衰退機率及轉折點之預測與經濟成長率預測績效等議題^{註2}。景氣指標建構方面，包含兩種處理方式，分別是以縮減估計模型挑選重要變數，再進行指標的建構，如陳淑玲與黃裕烈(2014)運用台灣103個總體經濟數據，透過Efron et

al. (2004)提出的least angle regression(LARS)方法，認定總體經濟數據對於景氣脈動的領先、同時與落後性質，再從其中挑選合宜的變數編製景氣指標。另一種則是透過Stock and Watson(2002)等文章所提出的擴散指標(diffusion index)模型，藉由萃取資料集合的共同變動因子(factor)，做為景氣指標的代理變數，如陳淑玲與黃裕烈(2015)從106個台灣總體經濟數列，利用擴散指標，重新建構屬於台灣的景氣基準循環指標。

景氣衰退機率及轉折點之預測則有周大森(2019)、蕭宇翔與林依伶(2020)、何宗武(2020)等。其中，周大森(2019)利用Stock and Watson(2014)與Giusto and Piger(2017)所提出的無母數統計模型，且運用234個與338個總體經濟數列，對台灣景氣認定與轉折點的預測；何宗武(2020)則以68個總體經濟數據，經由2組機器學習方法，對於台灣景氣轉折點進行預測。蕭宇翔與林依伶(2020)蒐集82個國內外總體經濟數據，並以4種預測模型(包含以向前選取法、擴散指標與集成式學習(ensemble learning)等方式)檢視其對當期或未來台灣景氣衰退的預測表現。至於經濟成長率預測績效方面，多以擴散指標模型的應用為主，如徐士勛等人(2005)、陳宜廷等人(2011)、吳俊毅與朱浩榜(2020)等。

本文與上述國內文獻不同之處有二，首先是本文採用的模型種類較多，包含「基本模型」、「縮減估計模型」、「擴散指標模

型」、「集成式學習」以及「混合線性與隨機森林模型」等5類，共12個模型，而上述文獻僅利用1至2類不同的模型。第二個不同之處則是所採用的變數集合，本文不僅利用多數文獻均採用的政府發布的統計資料(又可稱為剛性資料(hard data))，亦同時納入多數文獻鮮少利用的軟性資料(soft data)，如消費者信心調查、營業氣候測驗點、外銷訂單動向指數等由受訪者依據其經驗與觀察回答問卷之結果；希望透過不同的資料型態與內涵，提升對於經濟成長率的預測績效。

另一方面，國內亦有文獻以大數據的方法進行經濟成長率預測績效的評估，如何宗武等人(2021)，本文與該文最大差別之處在於，本文著重於高維度資料處理，採用298個國內外總體經濟數據，運用不同的降維模型，進行經濟成長率預測績效評比，而何宗武等人(2021)著重於不同機器學習演算法的經濟成長率預測績效的評比，其所採用的資料集合相對較小，主要解釋變數係以經濟成長率為主，輔以OECD經濟成長率、OECD領先指標成長率和美國領先指標成長率。

本文運用2002年第1季至2021年第3季的298個經濟變數，以自我迴歸(autoregressive)模型與高維度資料模型(如縮減估計模型、因子模型、集成學習模型、混合的隨機森林模型等10種)，對2014年第2季至2021年第3季的GDP年增率進行樣本外預測績效評估。實證結果發現，屬於混合的隨機森林模型之

adaLASSO/RF模型為預測能力最佳的。

本文的內容安排如下：第二節為本文所運用的12種方法的簡單說明；第三節為概述

本文使用的資料與預測設計；第四節為陳述本文實證結果；最後則為結論。

貳、研究方法介紹

本節將說明本文所用運用的5類預測模型，分別是基本模型、縮減估計模型、因子模型、集成學習方法，以及混合型的隨機森林(random forest)模型，總共有11個模型，其中縮減估計模型、集成學習方法與混合隨機森林型模型均屬於機器學習方法。上述模型並非本文獨創，而是參採文獻常用之預測模型，故本文僅進行概念性的介紹，若有要進一步了解讀者，可參考文中所列之文獻。

一、基本模型

本文的基本模型為AR模型，其預測結果可表達為

$$\hat{g}_{t+h|t} = \hat{\phi}_{0,h} + \hat{\phi}_{1,h}g_t + \cdots + \hat{\phi}_{p,h}g_{t-p+1},$$

其中， g 為本文所關心的國內生產毛額(gross domestic production, GDP)年增率； h_t 為預測期間， p 為落後期數，並由貝氏訊息準則(Bayesian information criterion, BIC)挑選最適期數。

二、縮減估計模型

在傳統線性預測模型中，主要是探討以下的方程式

$$\hat{g}_{t+h} = \hat{\beta}_h' \mathbf{x}_t,$$

其中， $\mathbf{x}_t$ 為解釋變數集合， $\hat{\beta}$ 則為模型的估計參數。我們可藉由縮減估計方法挑選重要解釋變數，其主要概念是透過限制模型參數來選取適當的變數，一般化縮減估計式可表示為

$$\hat{\beta}_h = \arg \min_{\beta_h} [\sum_{t=1}^{T-h} (g_{t+h} - \beta_h' \mathbf{x}_t)^2 + \sum_{i=1}^n p(\beta_{h,i}; \lambda, \omega_i)]$$

其中， $p(\beta_{h,i}; \lambda, \omega_i)$ 為懲罰函數(penalty function)， λ 為懲罰係數， ω_i 為權重。然而依不同的懲罰項，則有不同的估計結果。以下將介紹4種，分別為

(一) Ridge Regression(以下簡稱RR模型)

RR模型為Horel and Kennard(1970)所提出，其設定懲罰函數為

$$p(\beta_{h,i}; \lambda, \omega_i) := \lambda \sum_{i=1}^n \beta_{h,i}^2.$$

其中， λ 為調整縮減程度之正規化(regularization)參數^{註3}。

(二) Least Absolute Shrinkage and Selection Operator(以下簡稱LASSO模型)

Tibshirani (1996)提出的LASSO模型的懲罰函數為

$$p(\beta_{h,i}; \lambda, \omega_i) := \lambda \sum_{i=1}^n |\beta_{h,i}|.$$

(三) Adaptive Least Absolute Shrinkage and Selection Operator(以下簡稱 adaLASSO模型)

adaLASSO模型係由Zou(2006)提出，其懲罰函數與LASSO模型不同之處在於，其將第一階段的參數估計結果作為權重並增加於懲罰函數之中，

$$p(\beta_{h,i}; \lambda, \omega_i) := \lambda \sum_{i=1}^n \omega_i |\beta_{h,i}|,$$

其中， $\omega_i = |\beta_{h,i}^*|^{-1}$ ， $\beta_{h,i}^*$ 為第一階段的參數估計結果。

(四) Elastic Net(以下簡稱EINet模型)

EINet模型的概念是結合RR模型與LASSO模型兩種懲罰函數，是更一般化的縮減估計法，其懲罰函數為

$$p(\beta_{h,i}; \lambda, \omega_i) := \alpha \lambda \sum_{i=1}^n \beta_{h,i}^2 + (1 - \alpha) \lambda \sum_{i=1}^n |\beta_{h,i}|,$$

式中， $\alpha \in [0,1]$ ^{註4}，詳見Zou and Hastie (2005)。此外，與adaLASSO模型相似，亦有 adaEINet模型。

根據上述4個不同懲罰項的設定，我們可以知道若 $\lambda \rightarrow 0$ 時，最後的參數估計值 $\hat{\beta}_h$ 會等於利用最小平方法所估計出的值，懲罰效果並不存在；若 λ 增加，所估計出的參數值便會受到一定程度的影響。Hastie et al. (2009)說明此類的選取變數方式常因限制解釋變數係數，而有較佳的預測表現。此外，根據懲罰項的設定，我們可以將其分類成L1正規化之線性迴歸，如LASSO模型與

adaLASSO模型，與L2正規化之線性迴歸，如RR模型；而EINet模型則是L1與L2正規化之凸性(convex)線性組合。

三、因子模型

除了縮減方法外，文獻上另一個常用處理高維度資料的方法是因子模型，其概念是透過蒐集大量經濟的統計數據，利用主成分分析方法，縮減資料維度，從中萃取出重要的共同變動因子(Stock and Watson (2002)等文章)。

(一) 傳統因子模型(以下簡稱Factor模型)

由於本文僅採用傳統的因子模型，僅簡要說明因子模型的設定與估計方式，若以矩陣方式表示的因子模型如下：

$$\mathbf{x}_t = \Lambda \mathbf{F}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t,$$

其中 $\mathbf{x}$ 是 T 期 N 個變數構成的矩陣，且為 $T \times N$ 的資料矩陣； $\mathbf{F}$ 為 $T \times r$ 的因子矩陣； Λ 為 $N \times r$ 維度的因子負載 (factor loading) 矩陣，可視為因子對於 X 的影響程度； $\boldsymbol{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_N)'$ 為 $T \times N$ 的干擾項矩陣。因此， X 變動可分成兩個部份，一部份為個別變動 (specific variation) 造成，即 $\boldsymbol{\varepsilon}$ ；另一則是共同變動 (common variation) 部份，即 $\mathbf{F}$ ，以刻劃共移性現象^{註5}。基於上述所萃取出的共同變動因子，向前 h 期的預測方程式可改寫成

$$\hat{g}_{t+h} = \hat{\beta}'_{f,h}(L) \hat{f}_t$$

式中， $\hat{f}_t \subset \hat{F}_t$ ， $\hat{F}_t$ 則是由上述因子模型估計而得； $\hat{\beta}'_{f,h}(L)$ 為 $\hat{f}_t$ 與其落後項(L)之迴歸係數的估計值。

四、集成學習(ensemble learning)方法

集成學習屬於監督式學習(supervised learning)，透過結合多個相異特性之分類器建立預測模型，克服單一分類器的侷限，進而提升整體模型的預測績效。以下將簡單介紹2種，分別為

(一) Jackknife Model Average (以下簡稱JMA模型)

JMA模型是一種預測組合方法，不像一般的簡單平均權重法，JMA模型係利用leave-one-out cross validation(留一交叉驗證法)方法得到最適的權重(Zhang et al., 2013)。本文在JMA模型的候選(candidate)模型包含落後4期的經濟年增率與候選變數。

(二) Random Forests (以下簡稱RF模型)

本文所採用的隨機森林(RF)演算法是由Breiman(2001)提出，藉由bagging的隨機性建立分類樹^{註6}，並結合多個分類樹，再以平均方式統合所有的分類樹預測結果。

五、混合型隨機森林模型

本文將採用兩個混合型隨機森林的模型，分別是OLS/RF模型與adaLASSO/RF模型。

(一) OLS/RF模型

OLS/RF模型是藉由RF演算法篩選重要變數，再以最小平方法(OLS)進行模型預測。

(二) adaLASSO/RF模型

adaLASSO/RF模型是希望結合縮減估計之adaLASSO與集成學習之RF的特色，進而得到較佳的預測結果，主要作法是先以adaLASSO模型挑選變數，再以RF演算法進行預測。

此外，我們可藉由OLS/RF模型、adaLASSO/RF模型與RF模型的預測結果進行比較，了解變數選擇與非線性的重要性(Medeiros, et al., 2021)，如若OLS/RF與RF的預測結果相近，則可以知道非線性並非重要的議題(RF具有非線性特色)；若adaLASSO/RF與RF的預測結果相近，表示變數選擇並不是最重要需要考量的，反而是要考慮模型的非線性特性。

參、資料說明與預測設計說明

一、資料說明

在資料方面，為了涵蓋資料面向更為多元，本文除參考黃裕烈等(2005)、陳宜廷等

(2011)與吳俊毅與朱浩榜(2020)，選取涵蓋工業生產、物價指數、就業與薪資、海關進出口、貨幣與金融等面向外，亦蒐集國

民所得統計之支出面與生產面、經濟趨勢調查、外國部門、批發、零售及餐飲營業額統計、股票市場等，共298個經濟變數(詳見附錄1)，資料來源為主計總處、經濟部、財政部、中央銀行、台灣經濟新報(TEJ)、中央大學、台灣經濟研究院、S&P Global Market Intelligence等資料庫與新聞稿內容；本文的研究頻率為季，因此若為月頻率資料會以月底值或是月平均方式，轉換成季頻資料。此外，本文參考Medeiros et al. (2019)作法將各個變數落後1~4期的資料和GDP落後1~4期，共1,196個變數納入資料集合之中。

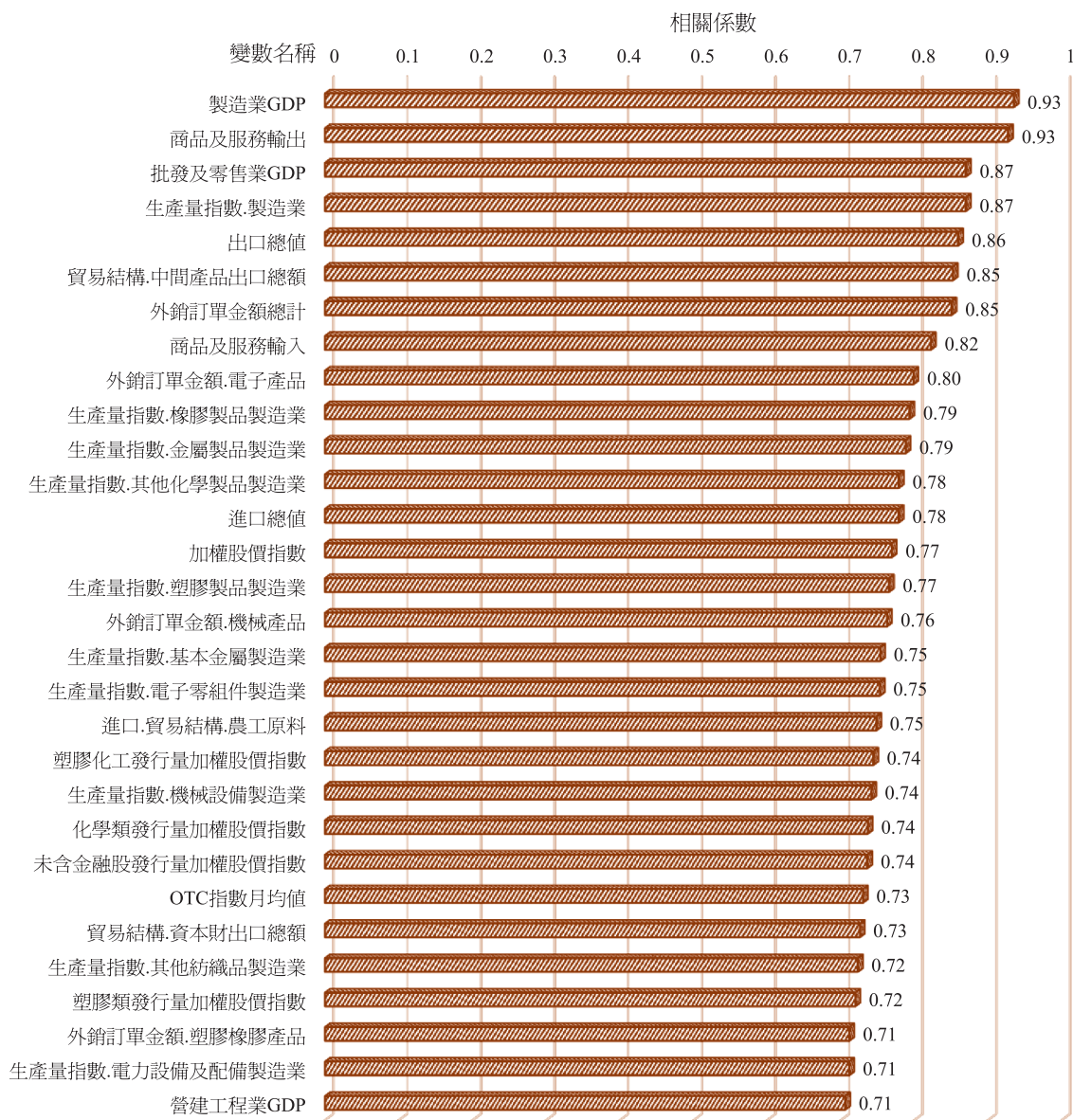
上述298個經濟變數中，包含9個經濟趨勢調查結果，分別是經濟部的外銷訂單動向指數與製造業生產動向指數、台經院的製造業營業、服務業與營建業營業氣候測驗點、中央大學消費者信心指數，以及美國ISM製造業採購經理人指數。納入經濟趨勢調查資料，主要係因，趨勢調查多具有「快速」、「簡易」及「前瞻性」等優點(United Nations, 2015)，可適度減緩統計資料所遭遇的時間落後性問題而提升對當前景氣動向的掌握能力。此外，文獻上也發現製造業採購經理人指數(如Lahrir, and Monokroussos, 2013)或是消費者信心指數(如吳俊毅，2020)均有助預測GDP或其組成項目之成長率。基

於上述理由，本文與既有文獻不同，納入屬於軟性資料的趨勢調查資料於資料集合。

此外，本文將依據該變數為水準值(level)或比率(ratio)，採取不同的方式處理資料；若變數為水準值，則先取對數，再依ADF(augmented Dickey-Fuller)檢定的結果決定是否須取差分；若變數為比率，則直接進行ADF檢定後，再決定是否須取差分^{註7}。此處的差分係用「年差分」(annual difference)，即以當期變數對其上年同期差分。依上述方式將變數處理完後^{註8}，再將其標準化成平均數為0且變異數為1之數列，以避免資料因單位不一致而造成估計上的偏差。相關步驟可參見黃裕烈等(2005)與陳宜廷等(2011)。

經由上述資料處理後，我們再藉由各變數與本文所關注的目標變數(GDP年增率)相關係數，初步了解那些變數是比較重要。圖1繪出298個變數中，與GDP年增率相關係數較高的前30名；其中，製造業GDP年增率、商品及服務輸出年增率與GDP年增率相關係數逾0.9，相關性最高。此外，相關係數第3高至第8高則逾0.8，且除了第3高是批發及零售業GDP年增率外，其餘均與製造業、出口相關的變數。

圖1 與GDP年增率相關係數最高的30個變數



二、預測設計說明

本文將以2002年第1季至2014年第1季的資料進行樣本內估計^{註9}，並以固定移動視窗(rolling window)的方式，對2014年第2季至2021年第3季逐季進行樣本外預測績效評

估。其次，本文的預測時點有8個，分別是向前1季預測(one-quarter-ahead forecast, $H=1$)至向前8季預測($H=8$)。

本文將以各模型與基準模型之相對均方根差(root mean square error, 以下簡稱RMSE)與平均絕對誤差(mean absolute error, 以下簡

稱MAE)大小作為預測的評估標準，若相對RMSE(或相對MAE)大於1，表示基準模型的

預測能力較佳；反之，表示基準模型的預測能力較差。

肆、預測績效評估

在本節中，本文先將討論8個預測區間的績效評估結果，再進一步分析特定預測時點的預測績效，此方式有助於讓我們了解不同預測模型在不同的預測時點，採取哪個預測模型是較佳的選擇。

一、整體預測績效評估

表1是11個預測模型在8個預測時點的整體預測績效結果，第1大欄位((1)~(4))為相對基準模型的RMSE結果，第2大欄位((5)~(8))則為相對基準模型的MAE結果。每個大欄位又可細分成4個小欄，分別為8個時點的平均結果，8個時點中的最大值與最小值，以及8個時點中出現過最小值的次數。如同一般文獻做法，我們將AR模型做為比較基準(benchmark)，再計算各模型預測值與AR模型預測值的相對RMSE與MAE。

首先，比較相對RMSE的預測績效。觀察8個預測時點之平均RMSE結果(表1之欄(1))，我們不難發現以縮減式估計、集成學習，以及混合線性與隨機森林模型等共10個模型的預測績效優於AR模型，其中以RR模型與adaLASSO/RF模型的RMSE最小，均為0.73，表示在8個預測時點之平均狀況下，RR模型與adaLASSO/RF模型相對於AR模型將低27%。

若觀察8個預測時點中RMSE的最大值(表1之欄(2))，RR模型與adaLASSO/RF模型的RMSE均小於1，顯示其預測表現優於基準模型。其中，以adaLASSO/RF模型的0.88為最低，RR模型則為0.99。另一方面，觀察8個預測時點中RMSE的最小值(表1之欄(3))，結果與欄(1)相似，除了Factor模型外，其餘模型的RMSE均小於1；

表1 預測結果：2014年第2季~2021年第3季樣本外預測績效之摘要

模型 種類	模型 名稱	相對RMSE				相對MAE			
		average (1)	max (2)	min (3)	#min (4)	average (5)	max (6)	min (7)	#min (8)
基本	AR	1	1	1	0	1	1	1	0
	RR	0.73	0.99	0.66	1	0.72	0.98	0.65	3
縮減 估計	LASSO	0.81	1.22	0.67	0	0.85	1.19	0.70	0
	ElNet	0.77	1.14	0.64	2	0.81	1.09	0.68	1
	AdaLASSO	0.87	1.25	0.69	0	0.93	1.28	0.75	0
	adaElNet	0.84	1.22	0.70	0	0.91	1.27	0.76	0
因子	Factor	1.53	1.74	1.10	0	1.62	1.99	1.23	0
集成 學習	JMA	0.79	1.05	0.67	1	0.84	1.04	0.71	0
	RF	0.80	1.10	0.72	0	0.81	1.14	0.73	0
混合型	adaLASSO/RF	0.73	0.88	0.66	4	0.72	0.94	0.62	4
隨機森林	OLS/RF	0.78	1.08	0.69	0	0.78	1.11	0.70	0

說明：各期詳細相對基準模型(AR)的RMSE與MAE值陳列於附錄2。

以ElNet模型的0.64為最低，其次則為RR模型與adaLASSO/RF模型的0.66。

若比較RMSE最小值出現的次數(表1之欄(4))而言，在8個預測時點中，以adaLASSO/RF模型出現4次為最多，其次為ElNet模型的2次，RR模型與JMA模型則有1次。整體而言，以RMSE的預測績效評估準則而言，以adaLASSO/RF模型的表現最佳。

接著，觀察相對MAE的結果(表1之欄(5)至欄(8))，大致上與相對RMSE的結果相似，Factor模型不論是在平均MAE，或是在最大值與最小值，其預測績效均不如AR模型；然而，其他的降維模型則表現優於AR模型，其中以adaLASSO/RF模型的表現最佳，在表1之欄(5)至欄(7)均為最小值。在MAE

最小值出現的次數(表1之欄(8))，在8個預測時點中，以adaLASSO/RF模型出現4次為最多，其次為RR模型的3次，ElNet模型出現1次。因此，以MAE的預測績效評估準則而言，仍以adaLASSO/RF模型的表現最佳。

除了RMSE和MAE的預測績效評估方法外，我們也將利用Hansen et al. (2011)所提出的模型信心集(model confidence sets, MCS)檢定方法進行預測績效的評估。MCS的概念為給定的信賴區間下，在一組候選預測模型中挑選出最佳的模型(以本文為例，即是在11個預測模型中挑選出最佳的)，其中p值最大的模型，為最佳的模型^{註10}。本文亦參考Medeiros et al. (2021)之作法，計算8個預測區間的MCS，在將其平均後，挑選出最佳預

測模型，上述相關結果陳列於表2。

MCS檢定結果與表1類似，RR模型與

adaLASSO/RF模型的p值達0.99為最高，表示為最佳的預測模型。

表2 MCS檢定結果

模型種類	基本		縮減估計			
模型名稱	AR	RR	LASSO	ElNet	AdaLASSO	adaElNet
ave. p.v Tmax sq	0.19	0.99	0.38	0.60	0.28	0.27
模型種類	因子	集成學習		混合型隨機森林		
模型名稱	Factor	JMA	RF	adaLASSO/ RF	OLS/RF	
ave. p.v Tmax sq	0.02	0.68	0.65	0.99	0.48	

註：Tmax是基於平方誤差計算而得，詳見Quaedvlieg (2021)。

綜合表1與表2的結果，我們可歸納出4點重要的結論。第一，運用大量資料的機器學習方法之預測績效優於傳統的AR模型。其次，8個預測時點平均而言，adaLASSO/RF模型的預測績效較其他的模型為佳；不論是在RMSE或MAE的不同衡量方式下，adaLASSO/RF模型相對基準模型的值均為全部候選模型最小的，且在MCS檢定的p值最大。另外，比較adaLASSO/RF模型與RF模型之結果，我們可發現adaLASSO/RF模型明顯較小，代表挑選變數是需要被納入考量的。第三，縮減估計方法的RR模型預測績效亦佳，特別是在MCS檢定的p值與adaLASSO/RF模型為全部候選模型最高。最後，Factor模型的預測績效相對不佳；我們可以發現在RMSE與MAE的衡量下，其值均大於1，顯

示預測表現不如基準模型。

二、adaLASSO/RF模型與基準模型之比較

在前一小節中，我們所關心的是全部預測時點(H=1至H=8)下，各候選模型與基準模型的平均、最好與最差之預測績效表現。在前述得發現下，本小節更關注於每個預測時點adaLASSO/RF模型相對於基準模型之預測績效，且同時將在平均表現相對較佳的RR模型，一併陳列於表3，其中(A)為與基準模型的相對RMSE數值，(B)為相對MAE的結果。此外，表3亦提供Diebold–Mariano 檢定統計量的顯著性，以瞭解adaLASSO/RF模型與RR模型預測績效是否與基準模型的預測值是否存在顯著不同。

由表3之(A)，我們可發現在8個預測時

點中，adaLASSO/RF模型的相對RMSE有6個時點(為是H=1至H=6)的相對RMSE是小於(或等於)RR模型，其相對於基準模型的RMSE介於0.66至0.88之間，亦即adaLASSO/RF模型相對於基準模型降低12%至34%之間，且在10%的顯著水準下顯著優於AR預測值；僅在較長期的預測績效表現不如RR模型，RR模型相對於基準模型降低32%至38%之間。

與相對RMSE結果相似，adaLASSO/RF模型在短、中期的相對MAE表現較RR模型

為佳，如在H=1、H=2、H=4與H=6，其相對MAE介於0.62至0.94之間，亦即adaLASSO/RF模型相對於基準模型降低6%至38%之間；而RR模型則是在較長期的表現較好，如H=7與H=8^{註11}，約較基準模型降低28%至31%之間。

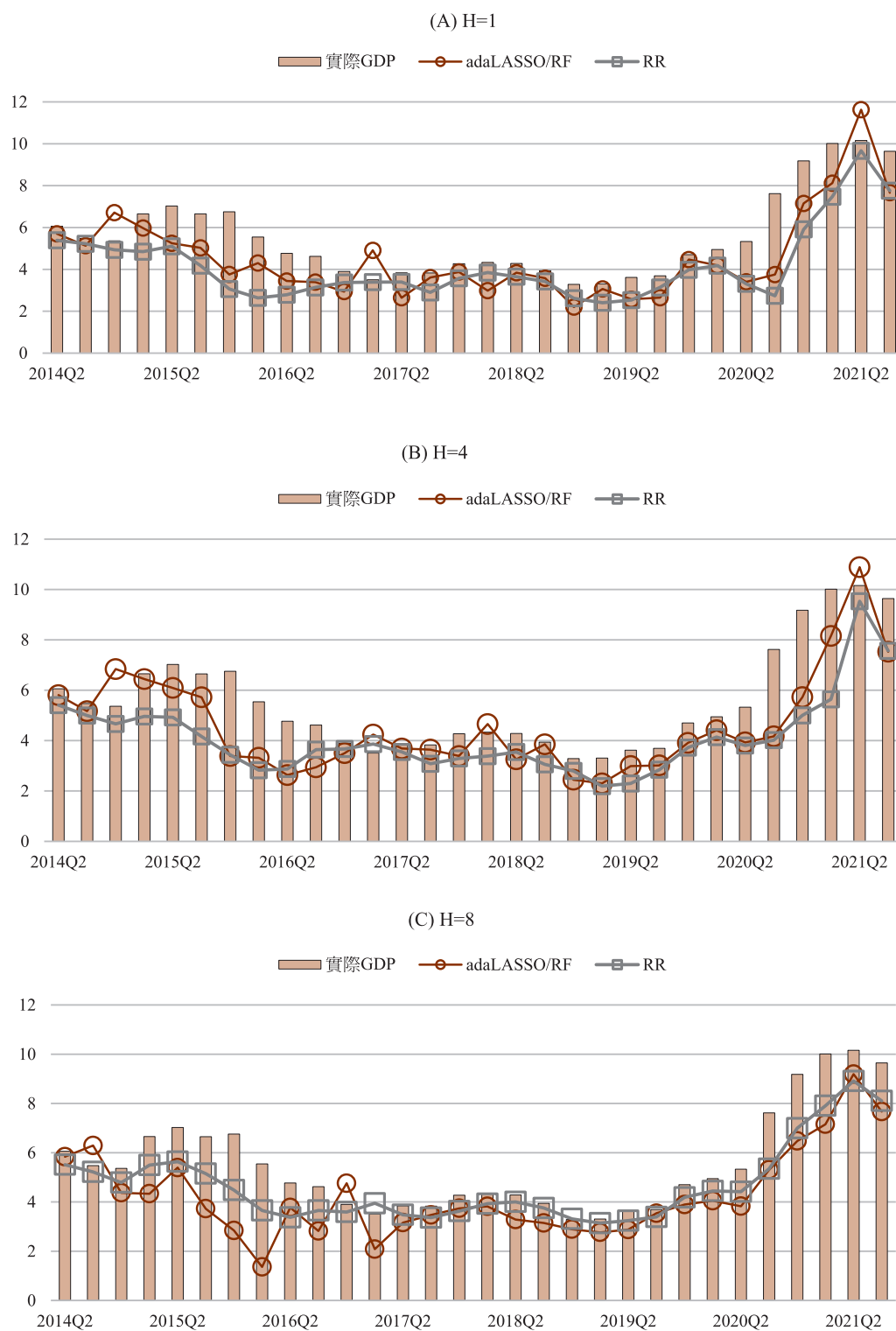
除了以表3的方式呈現adaLASSO/RF模型的預測績效外，我們亦圖型方式表較模型的預測值與實質值，如圖2所示。圖2包含3個不同預測時點，分別是H=1、H=4與H=8。

表3 adaLASSO/RF模型、RR模型之相對RMSE與MAE

(A) 相對RMSE								
預測期間	H=1	H=2	H=3	H=4	H=5	H=6	H=7	H=8
adaLASSO/RF	0.88 (0.09)	0.69 (0.00)	0.66 (0.06)	0.69 (0.06)	0.70 (0.03)	0.66 (0.02)	0.73 (0.01)	0.81 (0.12)
RR	0.99 (0.12)	0.75 (0.09)	0.66 (0.05)	0.73 (0.02)	0.73 (0.04)	0.66 (0.02)	0.66 (0.01)	0.68 (0.03)
(B) 相對MAE								
預測期間	H=1	H=2	H=3	H=4	H=5	H=6	H=7	H=8
adaLASSO/RF	0.94 (0.02)	0.63 (0.05)	0.71 (0.08)	0.65 (0.07)	0.66 (0.03)	0.62 (0.06)	0.73 (0.01)	0.81 (0.23)
RR	0.98 (0.08)	0.70 (0.02)	0.67 (0.04)	0.69 (0.05)	0.65 (0.09)	0.67 (0.07)	0.69 (0.03)	0.72 (0.03)

註1：粗體為相對較小值。註2：括號內數值為Diebold-Mariano檢定之p值。

圖2 adaLASSO/RF模型、RR模型預測結果與實際值之比較



三、adaLASSO/RF模型的文字雲^{註12}

在前述兩小節的預測績效比較，可知道 adaLASSO/RF模型是本文預測模型中表現最佳的。然而，就目前討論過程，我們並不知道本文的298個經濟變數在adaLASSO/RF模型所扮演的重要性。因此，我們將在此小節以文字雲(word cloud)方式呈現 adaLASSO/RF模型與RR模型估計後之重要程度(importance)挑選變數的結果，如圖3與圖4所示；其中包含H=1、H=2與H=8等三個預測時點之結果。利用文字雲呈現的原因在於，透過視覺化方式讓讀者快速掌握重要變數，因為圖型中越大的變數名稱，即其重要程度越高。

觀察圖3，我們可以透過比較三個不同預測時點的變數重要程度，瞭解短中長預測時點異同之處。H=1時，最高的前三個變數為服務業營業氣候測驗點、批發零售業GDP

與經常性薪資-批發零售業；H=4時，依序為CPI總指數、零售業-車輛及車輛零件營業額與受僱人數-服務業；H=8時，零售業-無店面零售業營業額、受僱人員-住宿及餐飲業與電機機械類發行量加權股價指數為重要性前三名。雖然前三重要的變數在三個預測期間並不完全相同，但我們仍發現服務業相關變數對於本文研究期間的經濟成長率預測扮演重要的角色。

圖4則可發現RR模型的重要程度以動向指數相關為主，如製造業營業氣候測驗點、服務業營業氣候測驗點、營建業營業氣候測驗點、外銷訂單動向指數_金額分別在H=1、H=4與H=8，為最重要。綜合比較兩個預測績效比較好的模型，不論短、中與長期的預測時點，我們都可以發現軟性資料的蹤跡，表示軟性資料亦具有掌握經濟成長動向的能力。

圖3 adaLASSO/RF模型重要變數之文字雲

(A) H=1



(B) H=4



(C) H=8



(A) $H=1$



伍、結論與未來研究方向

本文運用2002年第1季至2021年第3季的298個經濟變數，以高維度資料模型(如縮減估計模型、因子模型、集成學習模型、混合的隨機森林模型等11種)，對2014年第2季至2021年第3季的GDP年增率進行樣本外預測績效評估。

本文主要實證結果彙整如下：第一點是縮減估計、集成學習與混合的隨機森林模型等機器學習方法之預測績效優於傳統的AR模型，表示運用高維度資料有助提升預測能力。第二點是整體預測績效評估方面，adaLASSO/RF模型相對於基準(AR)模型不論是RMSE或是MAE的衡量準則均為最小，且MCS檢定的p值最大，顯示在我們的樣本外預測期間，該模型的預測能力最佳；進一步比較adaLASSO/RF模型與RF模型之結果，我們發現兩者差異大，顯示挑選變數在樣本期間是重要的。第三點，進一步了解adaLASSO/RF模型具有重要性的變數，我們發現服務業相關變數扮演重要角色，如服務業營業氣候測驗點、批發及零售業GDP等。此外，經濟趨勢調查的軟性資料亦具有重要性，有助提升GDP預測能力，如本文發現服務業營業氣候測驗點、製造業營業氣候測驗點、製造業生產動向指數-金額、營建業營業氣候測驗點等重要程度優於多數的剛性資料。因此，要提升掌握未來經濟情勢能力，

宜更關注經濟趨勢調查的變化，以協助貨幣政策擬定時參考。

基於本文目前的研究架構與實證結果，未來可以朝以下研究方向繼續發展。第一是資料應用方面，本文所採用的資料頻率均為齊一，全部變數資料頻率都轉換成季頻率資料，且預測時點較著重於短、中與長期，惟忽略變數高頻率資料可帶給經濟預測的資訊與即時預報(nowcast)的重要性。因此，未來有興趣的研究者可將高維度資料模型應用於混合頻率的即時預報研究，有助於政策決策者即時掌握當前經濟走勢；在此之下，資料清理的問題特別重要，本文雖然已透過單根檢定等方法進行變數處理，但隨著樣本期間可能存在結構變數等現象，未來的研究或可更深入地探討這個問題。

第二是預測模型的改善，若將高維度資料模型應用於尾端(tail)機率的預測，要係因現今經濟環境快速變化，點預測(point forecast)恐無法提供足夠的資訊供政策決策者參考，若能提供經濟下行風險或區間預測，以更全面性的資訊彌補點估計不足之處。此外，未來若能朝向組合預測、模型驗證等議題持續討論，有助研究者了解能否提升預測績效，與結果的穩健性。

第三為樣本外預測的應用，本文僅進行一個長時間的樣本外預測績效評估，或許未

來的研究可以比較不同景氣衰退期間，藉以了解預測模型的穩定性，有助了解不同預測模型的特色。最後也是重要的，高維度模型是透過統計方法挑選出重要的經濟變數，但

是這些變數可能經濟解釋能力較弱，如何改進模型的解釋性，使其在實務應用中更具價值，也是一個值得探討的問題。

附 註

- (註1) 高維度資料係指資料變數個數遠大於樣本期間即可稱之，見Bellnoi et al. (2014)。
- (註2) 除了上述議題外，高維度資料的應用尚包括基本通膨估值的建構(徐士勛等人，2019)、金融情勢指數(張天惠，2012；管中閔等人，2014)、金融穩定性風險指數建構(葉錦徽，2022)等議題。
- (註3) 依據Kock and Callot (2015)之建議，本文以BIC準則挑選最適的 λ 值。
- (註4) 本文參考Medeiros et al. (2021)將 α 設定為0.5。
- (註5) 更詳細的說明請參考Stock and Watson (2002)與Bai and Ng (2002)，本文設定 r 與其落後期均為4。
- (註6) 抽取放回重複抽取500次，其他設定則依循R程式語言randomForest套件的基本設定。
- (註7) 囿於篇幅限制，本文不擬檢附各變數之ADF檢定結果。
- (註8) 關於各變數之說明及處理方式，詳見附表。
- (註9) 受限於部分資料起始時間較晚，如消費者信心指數、外銷訂單動向指數、製造業生產動向指數等，故研究期間始自2002年。
- (註10) MCS檢定的概念概述如下：該檢定的虛無假設為兩模型估計能力相當，對立假設則不相當，若拒絕虛無假設，則排除顯著比較差的模型，待所有模型彼此互相比較後，直至存在一個模型皆不拒絕虛無假設，則比較結束。因此， p 值最大者為最佳模型，更詳細的說明見Hansen et al. (2011)。
- (註11) 除了長期預測時點的相對MAE較小外，RR模型在 $H=3$ 與 $H=5$ 亦較小。
- (註12) 因圖3與圖4僅提供單色印刷結果，若有興趣的讀者請見線上附錄。

參考文獻

中文文獻

- 何宗武(2020)，運用人工智慧掌握景氣動態，國發會委託研究計畫，編號(109)025.0205。
- 何宗武、葉國俊、牟萬馨與林雅淇(2021)，運用大數據機器學習方法預測臺灣經濟成長率，中央銀行季刊，43，13-48。
- 吳俊毅(2020)，台灣民間消費支出與民眾信心調查之關係：混合頻率方法之應用，中央銀行季刊，42，31-52。
- 吳俊毅與朱浩榜(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，42，59-84。
- 周大森(2019)，運用大量數據認定景氣轉折點，國發會委託研究計畫，編號(108)020.0209。
- 林依伶(2013)，台灣總體經濟即期季模型—考量月指標之農曆春節效果，中央銀行季刊，35，61-92。
- 徐士勛、黃裕烈與徐之強(2019)，台灣基本通膨估值(UGI)之建構與分析，中央銀行季刊，41，29-58。
- 徐士勛、管中閔與羅雅慧(2005)，以擴散指標為基礎之總體經濟預測，臺灣經濟預測與政策，36，1-28。
- 張天惠(2012)，我國 融情勢指 與總體經濟預測，中央銀行季刊，34，11-42。
- 張志揚(2013)，台灣總體經濟即期季模型之建立—運用月資料改善國民所得預測，中央銀行季刊，35，37-60。
- 陳宜廷、徐士勛、劉瑞文與莊頌嘉(2011)，經濟成長率預測之評估與更新，經濟論文叢刊，39，1-44。
- 陳淑玲與黃裕烈(2014)，總體變數之領先、同時與落後性質之認定與指標構成項目之選取—LARS方法的運用，臺灣經濟預測與政策，44，133-170。
- 陳淑玲與黃裕烈(2015)，臺灣景氣基準循環指數之檢討與改進，臺灣經濟預測與政策，46，1-42。
- 黃裕烈、徐之強、陳惠薇（2005），景氣基準循環指數之檢討與修訂，經濟論文叢刊，33，295-319。
- 葉錦徽(2022)，臺灣金融穩定性風險指數之編製與應用，中央銀行委託研究計畫，110cbc-經2。
- 管中閔、徐之強、黃裕烈與徐士勛(2014)，臺灣金融情勢指數與總體經濟關係，臺灣經濟預測與政策，44，103-132。
- 蕭宇翔與林依伶(2020)，臺灣景氣狀態之預測，臺灣經濟預測與政策，51，1-51。

英文文獻

- Bai, J. and Ng, S. (2002), Determining the number of factors in approximate factor models, *Econometrica*, 70, 191-221.
- Bai, J. and Ng, S. (2008), Forecasting economic time series using targeted predictors, *Journal of Econometrics*, 146, 304-317.
- Barhoumi, K., O. Darne and Ferrara L. (2010), Are disaggregate data useful for factor analysis in forecasting French GDP? *Journal of Forecasting*, 29, 132-144.
- Belloni, A., Chernozhukov, V., and Hansen, C. (2014), High-dimensional methods and inference on structural and treatment effects, *Journal of Economic Perspectives*, 28, 29-50.
- Bluwstein, K., Buckmann, M., Joseph, A., Kang, M., Kapadia, S., and Simsek, O. (2020), Credit growth, the yield curve and financial crisis prediction: evidence from a machine learning approach, Bank of England Staff Working Paper No. 848.
- Breiman, L. (1996), Bagging predictors, *Machine Learning*, 24, 123-140.
- Breiman, L. (2001), Random forests, *Machine Learning*, 45, 5-32.
- Cepni, O., Guney, I. E., and Swanson, N. R. (2019), Nowcasting and forecasting GDP in emerging markets using global financial and macroeconomic diffusion indexes, *International Journal of Forecasting*, 35, 555-572.
- Efron, B., Hastie T., Johnstone I., and Tibshirani R. (2004). Least angle regression, *Annals of Statistics*, 32, 407-451.
- Fornaro, P. and Luomaranta, H. (2020), Nowcasting Finnish real economic activity: a machine learning approach, *Empirical*

Economic, 58, 55-71.

Giusto, A. and Piger, J. (2017), Identifying business cycle turning points in real time with vector quantization, *International Journal of Forecasting*, 33, 174-184.

Hansen, P. R., Lunde, A. and Nason, J. M. (2011), The model confidence set, *Econometrica*, 79, 453-497.

Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman J. (2009), *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference and Prediction*. Springer Verlag.

Hoerl, A. E., and Kennard, R. W. (1970), Ridge regression: Biased estimation of nonorthogonal problems, *Technometrics*, 12, 55-67.

Iworiso, J. and Vrontos, S. (2020), On the directional predictability of equity premium using machine learning techniques, *Journal of Forecasting*, 39, 449-469.

Kim, H. H. (2018), Looking into the black box of the Korean economy: the sparse factor model approach, *Journal of the Asia Pacific Economy*, 23, 1-16.

Kock, A., and Callot, L. (2015), Oracle inequalities for high dimensional vector autoregressions, *Journal of Econometrics*, 186, 325-344.

Korobilis, D. (2021), High-dimensional macroeconomic forecasting using message passing algorithms, *Journal of Business and Economic Statistics*, 39, 493-504.

Lahiri, K. and George, M. (2013), Nowcasting US GDP: The role of ISM business surveys, *International Journal of Forecasting*, 29, 644-658.

Maehashi, K. and Mototsugu, S. (2020), Macroeconomic forecasting using factor models and machine learning: An application to Japan, *Journal of the Japanese and International Economies*, 58, 101104.

Medeiros, M., Vasconcelos, G. F.R., Veiga, A., and Zilberman, E. (2021), Forecasting inflation in a data-rich environment: The benefits of machine learning methods, *Journal of Business and Economic Statistics*, 39, 99-119.

Milunovich, G. (2020), Forecasting Australia's real house price index: A comparison of time series and machine learning methods, *Journal of Forecasting*, 39, 1098-1118.

Nakajima, Y. and Naoya, S. (2020), Forecasting the Japanese macroeconomy using high-dimensional data, *Japanese Economic Review*, 73, 299-324.

Puglia, M. and Tucker, A. (2020), Machine Learning, the treasury yield curve and recession forecasting, and Economics Discussion Series 2020-038.

Quaedvlieg, R. (2021), Multi-horizon forecast comparison, *Journal of Business and Economic Statistics*, 39, 40-53.

Stock, J. H. and Watson, M. W. (2002), Forecasting using principal components from a large number of predictors, *Journal of the American Statistical Association*, 97, 1167-1179.

Stock, J.H. and Watson, M.W. (2014), Estimating turning points using large data sets, *Journal of Econometrics*, 178, 368-381.

Tibshirani, R. (1996), Regression shrinkage and selection via the Lasso, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 58, 267-288.

United Nations (2015), Handbook on economic tendency survey, Statistical papers, Series M No. 96.

Zhang, X., Wan, A. T., and Zou, G. (2013), Model averaging by Jackknife criterion in models with dependent data, *Journal of Econometrics*, 174, 82-94.

Zou, H. (2006), The Adaptive Lasso and its oracle properties, *Journal of the American Statistical Association*, 101, 1418-1429.

Zou, H. and Hastie, T. (2005), Regularization and variable selection via the elastic net, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 67, 301-320.

分類	變數名稱	資料處理	資料來源
1 國民所得統計	國內生產毛額成長率	1	主計總處
2 國民所得統計-支出面	民間消費成長率	1	主計總處
3 國民所得統計-支出面	政府消費成長率	1	主計總處
4 國民所得統計-支出面	固定資本形成成長率	1	主計總處
5 國民所得統計-支出面	商品及服務輸出成長率	1	主計總處
6 國民所得統計-支出面	商品及服務輸入成長率	1	主計總處
7 國民所得統計-生產面	農、林、漁、牧業成長率	1	主計總處
8 國民所得統計-生產面	礦業及土石採取業成長率	1	主計總處
9 國民所得統計-生產面	製造業成長率	1	主計總處
10 國民所得統計-生產面	電力及燃氣供應業成長率	1	主計總處
11 國民所得統計-生產面	用水供應及污染整治業成長率	1	主計總處
12 國民所得統計-生產面	營建工程業成長率	1	主計總處
13 國民所得統計-生產面	批發及零售業成長率	1	主計總處
14 國民所得統計-生產面	運輸及倉儲業成長率	1	主計總處
15 國民所得統計-生產面	住宿及餐飲業成長率	1	主計總處
16 國民所得統計-生產面	出版、影音製作、傳播及資通訊服務業成長率	1	主計總處
17 國民所得統計-生產面	金融及保險業成長率	1	主計總處
18 國民所得統計-生產面	不動產及住宅服務業成長率	1	主計總處
19 國民所得統計-生產面	專業、科學及技術服務業成長率	1	主計總處
20 國民所得統計-生產面	支援服務業成長率	1	主計總處
21 國民所得統計-生產面	公共行政及國防；強制性社會安全成長率	1	主計總處
22 國民所得統計-生產面	教育業成長率	1	主計總處
23 國民所得統計-生產面	醫療保健及社會工作服務業成長率	1	主計總處
24 國民所得統計-生產面	藝術、娛樂及休閒服務業成長率	1	主計總處
25 國民所得統計-生產面	其他服務業成長率	1	主計總處
26 經濟趨勢調查	外銷訂單動向指數 家數	1	經濟部
27 經濟趨勢調查	外銷訂單動向指數 金額	1	經濟部
28 經濟趨勢調查	製造業生產動向指數 家數	1	經濟部
29 經濟趨勢調查	製造業生產動向指數 金額	1	經濟部
30 經濟趨勢調查	製造業營業氣候測驗點	1	台灣經濟研究院
31 經濟趨勢調查	服務業營業氣候測驗點	1	台灣經濟研究院
32 經濟趨勢調查	營建業營業氣候測驗點	1	台灣經濟研究院
33 經濟趨勢調查	中央大學消費者信心指數	1	中央大學
34 外國部門	中國大陸經濟成長率	1	S&P Global Market Intelligence
35 外國部門	美國經濟成長率	1	S&P Global Market Intelligence
36 外國部門	日本經濟成長率	1	S&P Global Market Intelligence
37 外國部門	歐元區經濟成長率	1	S&P Global Market Intelligence
38 外國部門	全球經濟成長率	1	S&P Global Market Intelligence
39 外國部門	OECD領先指標-amplitude adj.(指數)	1	TEJ
40 外國部門	美國ISM製造業指數(PMI)(指數)	1	TEJ
41 外國部門	北海布蘭特原油現貨(平均)(桶)(USD)	3	TEJ
42 外國部門	西德州中級原油現貨(平均)(桶)(USD)	3	TEJ
43 批發、零售及餐飲業營業額統計	營業額-綜合零售業	3	經濟部
44 批發、零售及餐飲業營業額統計	營業額-零售業-百貨公司	3	經濟部
45 批發、零售及餐飲業營業額統計	營業額-超級市場	3	經濟部
46 批發、零售及餐飲業營業額統計	營業額-連鎖式便利商店	4	經濟部
47 批發、零售及餐飲業營業額統計	營業額-量販店	3	經濟部

	分類	變數名稱	資料處理	資料來源
48	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-其它綜合商品	3	經濟部
49	批發、零售及餐飲業營業額統計	營業額-餐飲業	4	經濟部
50	批發、零售及餐飲業營業額統計	營業額-零售業(不含汽機車)	3	經濟部
51	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-食品飲料及菸草製品	3	經濟部
52	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-文教育樂用品	4	經濟部
53	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-建材	3	經濟部
54	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-燃料及相關產品	3	經濟部
55	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-資訊及通訊設備	3	經濟部
56	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-其它專賣零售業	3	經濟部
57	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-無店面零售業	3	經濟部
58	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-家庭器具及用品	3	經濟部
59	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-藥品、醫療用品及化粧品	3	經濟部
60	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-布疋及服飾品	3	經濟部
61	批發、零售及餐飲業營業額統計	零售業-車輛及車輛零件	4	經濟部
62	批發、零售及餐飲業營業額統計	餐飲業-餐館業	4	經濟部
63	批發、零售及餐飲業營業額統計	餐飲業-飲料店	4	經濟部
64	外銷訂單統計	外銷訂單金額總計	3	經濟部
65	外銷訂單統計	外銷訂單金額-化學品	4	經濟部
66	外銷訂單統計	外銷訂單金額-塑膠橡膠產品	3	經濟部
67	外銷訂單統計	外銷訂單金額-紡織品	3	經濟部
68	外銷訂單統計	外銷訂單金額-基本金屬及其製品	3	經濟部
69	外銷訂單統計	外銷訂單金額-電子產品	3	經濟部
70	外銷訂單統計	外銷訂單金額-機械產品	3	經濟部
71	外銷訂單統計	外銷訂單金額-電機產品	4	經濟部
72	外銷訂單統計	外銷訂單金額-運輸工具	3	經濟部
73	海關進出口統計	貿易結構-資本財出口總額	3	財政部
74	海關進出口統計	貿易結構-中間產品出口總額	3	財政部
75	海關進出口統計	貿易結構-消費品出口總額	3	財政部
76	海關進出口統計	貿易結構-其他品出口總額	3	財政部
77	海關進出口統計	進口-貿易結構-資本設備	3	財政部
78	海關進出口統計	進口-貿易結構-農工原料	3	財政部
79	海關進出口統計	進口-貿易結構-消費品	3	財政部
80	海關進出口統計	出口總值	3	財政部
81	海關進出口統計	進口總值	3	財政部
82	工業生產統計	生產量指數-礦業及土石採取業	3	經濟部
83	工業生產統計	生產量指數-石油及天然氣礦業	3	經濟部
84	工業生產統計	生產量指數-砂、石採取及其他礦業	4	經濟部
85	工業生產統計	生產量指數-製造業	3	經濟部
86	工業生產統計	生產量指數-食品及飼品製造業	3	經濟部
87	工業生產統計	生產量指數-飲料製造業	3	經濟部
88	工業生產統計	生產量指數-菸草製造業	3	經濟部
89	工業生產統計	生產量指數-紡織業	3	經濟部
90	工業生產統計	生產量指數-針織布業	4	經濟部
91	工業生產統計	生產量指數-不織布業	3	經濟部
92	工業生產統計	生產量指數-染整業	3	經濟部
93	工業生產統計	生產量指數-紡織製成品製造業	3	經濟部
94	工業生產統計	生產量指數-其他紡織品製造業	4	經濟部
95	工業生產統計	生產量指數-成衣及服飾品製造業	3	經濟部
96	工業生產統計	生產量指數-皮革、毛皮及其製品製造業	3	經濟部
97	工業生產統計	生產量指數-木竹製品製造業	3	經濟部
98	工業生產統計	生產量指數-紙漿、紙及紙製品製造業	3	經濟部
99	工業生產統計	生產量指數-印刷及資料儲存媒體複製業	3	經濟部
100	工業生產統計	生產量指數-製造業-印刷其輔助業	3	經濟部

分類	變數名稱	資料處理	資料來源
101 工業生產統計	生產量指數-石油及煤製品製造業	3	經濟部
102 工業生產統計	生產量指數-化學原材料、肥料、塑橡膠原料及人造纖維製造業	3	經濟部
103 工業生產統計	生產量指數-其他化學製品製造業	3	經濟部
104 工業生產統計	生產量指數-藥品及醫用化學製品製造業	3	經濟部
105 工業生產統計	生產量指數-橡膠製品製造業	3	經濟部
106 工業生產統計	生產量指數-塑膠製品製造業	3	經濟部
107 工業生產統計	生產量指數-非金屬礦物製品製造業	3	經濟部
108 工業生產統計	生產量指數-基本金屬製造業	3	經濟部
109 工業生產統計	生產量指數-金屬製品製造業	3	經濟部
110 工業生產統計	生產量指數-電子零組件製造業	3	經濟部
111 工業生產統計	生產量指數-電腦、電子產品及光學製品製造業	3	經濟部
112 工業生產統計	生產量指數-電力設備及配備製造業	3	經濟部
113 工業生產統計	生產量指數-機械設備製造業	3	經濟部
114 工業生產統計	生產量指數-汽車及其零件製造業	3	經濟部
115 工業生產統計	生產量指數-其他運輸工具及其零件製造業	3	經濟部
116 工業生產統計	生產量指數-家具製造業	3	經濟部
117 工業生產統計	生產量指數-其他製造業(2016=100)	3	經濟部
118 工業生產統計	生產量指數-積體電路製造業	3	經濟部
119 工業生產統計	生產量指數-分離式元件製造業	3	經濟部
120 工業生產統計	生產量指數-半導體封裝及測試業	4	經濟部
121 工業生產統計	生產量指數-被動電子元件製造業	3	經濟部
122 工業生產統計	生產量指數-印刷電路板製造業	3	經濟部
123 工業生產統計	生產量指數-液晶面板及其組件製造業	3	經濟部
124 工業生產統計	生產量指數-其他光電材料及元件製造業	3	經濟部
125 工業生產統計	生產量指數-印刷電路板組件製造業	3	經濟部
126 工業生產統計	生產量指數-未分類其他電子零組件製造業	3	經濟部
127 工業生產統計	生產量指數-電腦製造業	3	經濟部
128 工業生產統計	生產量指數-顯示器及終端機製造業	4	經濟部
129 工業生產統計	生產量指數-其他電腦週邊設備製造業	3	經濟部
130 工業生產統計	生產量指數-電話及手機製造業	3	經濟部
131 工業生產統計	生產量指數-其他通訊傳播設備製造業	3	經濟部
132 工業生產統計	生產量指數-視聽電子產品製造業	4	經濟部
133 工業生產統計	生產量指數-資料儲存媒體製造業	3	經濟部
134 工業生產統計	生產量指數-量測、導航及控制設備製造業	3	經濟部
135 工業生產統計	生產量指數-鐘錶製造業	3	經濟部
136 工業生產統計	生產量指數-輻射及電子醫學設備製造業	3	經濟部
137 工業生產統計	生產量指數-照相機製造業	3	經濟部
138 工業生產統計	生產量指數-其他光學儀器及設備製造業	3	經濟部
139 薪資及生產力統計	經常性薪資-各行業	3	主計總處
140 薪資及生產力統計	經常性薪資-工業	4	主計總處
141 薪資及生產力統計	經常性薪資-礦業土石採取業	3	主計總處
142 薪資及生產力統計	經常性薪資-製造業	3	主計總處
143 薪資及生產力統計	經常性薪資-食品飲料製造業	4	主計總處
144 薪資及生產力統計	經常性薪資-紡織製造業	3	主計總處
145 薪資及生產力統計	經常性薪資-成衣服飾品其它紡織品	4	主計總處
146 薪資及生產力統計	經常性薪資-皮革毛皮及其製品製造業	4	主計總處
147 薪資及生產力統計	經常性薪資-木竹製品製造業	3	主計總處
148 薪資及生產力統計	經常性薪資-家具及裝設品製造業	4	主計總處
149 薪資及生產力統計	經常性薪資-紙漿紙紙其製品製造業	3	主計總處
150 薪資及生產力統計	經常性薪資-印刷資料儲存媒體複製製造業	3	主計總處
151 薪資及生產力統計	經常性薪資-化學材料製造業	4	主計總處
152 薪資及生產力統計	經常性薪資-化學製品製造業	3	主計總處

分類	變數名稱	資料處理	資料來源
153 薪資及生產力統計	經常性薪資-石油及煤製品製造業	3	主計總處
154 薪資及生產力統計	經常性薪資-橡膠製品製造業	3	主計總處
155 薪資及生產力統計	經常性薪資-塑膠製品製造業的	3	主計總處
156 薪資及生產力統計	經常性薪資-非金屬礦物製品製造業	3	主計總處
157 薪資及生產力統計	經常性薪資-金屬基本工業	3	主計總處
158 薪資及生產力統計	經常性薪資-金屬製品製造業	3	主計總處
159 薪資及生產力統計	經常性薪資-機器設備業	3	主計總處
160 薪資及生產力統計	經常性薪資-電腦電子及光學產品業	3	主計總處
161 薪資及生產力統計	經常性薪資-電子零組件	4	主計總處
162 薪資及生產力統計	經常性薪資-電力設備製造	3	主計總處
163 薪資及生產力統計	經常性薪資-其他運輸工具業	3	主計總處
164 薪資及生產力統計	經常性薪資-其它製造業	3	主計總處
165 薪資及生產力統計	經常性薪資-藥品製造業	3	主計總處
166 薪資及生產力統計	經常性薪資-汽車及其零件製造業	4	主計總處
167 薪資及生產力統計	經常性薪資-產業用機械設備製造業	4	主計總處
168 薪資及生產力統計	經常性薪資-電力及燃氣供應業	3	主計總處
169 薪資及生產力統計	經常性薪資-用水供應及污染整治業	3	主計總處
170 薪資及生產力統計	經常性薪資-營造業	4	主計總處
171 薪資及生產力統計	經常性薪資-服務業	3	主計總處
172 薪資及生產力統計	經常性薪資-批發零售業	4	主計總處
173 薪資及生產力統計	經常性薪資-住宿餐飲業-	3	主計總處
174 薪資及生產力統計	經常性薪資-運輸倉儲業	3	主計總處
175 薪資及生產力統計	經常性薪資-金融保險業	3	主計總處
176 薪資及生產力統計	經常性薪資-不動產業	4	主計總處
177 薪資及生產力統計	經常性薪資-專業科學技術服務業	3	主計總處
178 薪資及生產力統計	經常性薪資-醫療保健服務業	3	主計總處
179 薪資及生產力統計	經常性薪資-藝術娛樂 休閒服務業	4	主計總處
180 薪資及生產力統計	經常性薪資-其它服務業	3	主計總處
181 薪資及生產力統計	受僱人數-製造業-	3	主計總處
182 薪資及生產力統計	受僱人數-食品製造業	4	主計總處
183 薪資及生產力統計	受僱人數-紡織業	4	主計總處
184 薪資及生產力統計	受僱人數-成衣服飾及其他紡織製品業	4	主計總處
185 薪資及生產力統計	受僱人數-皮革毛皮及其製品製造業	3	主計總處
186 薪資及生產力統計	受僱人數-木竹製品製造業	4	主計總處
187 薪資及生產力統計	受僱人數-傢俱及裝設品製造業	3	主計總處
188 薪資及生產力統計	受僱人數-紙漿紙及紙製品製造業	3	主計總處
189 薪資及生產力統計	受僱人數-印刷及資料儲存媒體複製業數	3	主計總處
190 薪資及生產力統計	受僱人數-化學材料製造業	4	主計總處
191 薪資及生產力統計	受僱人數-化學製造品製造業	3	主計總處
192 薪資及生產力統計	受僱人數-石油及煤製品製造業	3	主計總處
193 薪資及生產力統計	受僱人數-橡膠製品製造業	3	主計總處
194 薪資及生產力統計	受僱人數-塑膠製品製造業	3	主計總處
195 薪資及生產力統計	受僱人數-非金屬礦物製品製造業	3	主計總處
196 薪資及生產力統計	受僱人數-金屬基本工業	3	主計總處
197 薪資及生產力統計	受僱人數-金屬製品製造業	3	主計總處
198 薪資及生產力統計	受僱人數-機械設備製造業	3	主計總處
199 薪資及生產力統計	受僱人數-電腦電子及光學產品業	3	主計總處
200 薪資及生產力統計	受僱人數-其他運輸工具製造業	3	主計總處
201 薪資及生產力統計	受僱人數-其他製造業-	3	主計總處
202 薪資及生產力統計	受僱人數-電子零組件製造業	3	主計總處
203 薪資及生產力統計	受僱人數-電力設備製造業	3	主計總處
204 薪資及生產力統計	受僱人數-藥品製造業	4	主計總處
205 薪資及生產力統計	受僱人數-汽車及其零件製造業	3	主計總處

分類	變數名稱	資料處理	資料來源
206	薪資及生產力統計	受僱人數-產業機械設備維修安裝業	3 主計總處
207	薪資及生產力統計	受僱人數-服務業	3 主計總處
208	薪資及生產力統計	受僱人數-批發及零售業	4 主計總處
209	薪資及生產力統計	受僱人數-運輸及倉儲業	4 主計總處
210	薪資及生產力統計	受僱人數-住宿及餐飲業	3 主計總處
211	薪資及生產力統計	受僱人數-資訊及通訊傳播業	4 主計總處
212	薪資及生產力統計	受僱人數-金融及保險業	4 主計總處
213	薪資及生產力統計	受僱人數-不動產業	3 主計總處
214	薪資及生產力統計	受僱人數-專業科學及技術服務業	3 主計總處
215	薪資及生產力統計	受僱人數-支援服務業	3 主計總處
216	薪資及生產力統計	受僱人數-醫療保健及社會工作服務業	4 主計總處
217	薪資及生產力統計	受僱人數-藝術娛樂及休閒服務業	4 主計總處
218	薪資及生產力統計	受僱人數-其他服務業	4 主計總處
219	薪資及生產力統計	受僱人數-工業	3 主計總處
220	薪資及生產力統計	受僱人數-礦業土石採取業	4 主計總處
221	薪資及生產力統計	受僱人數-電力燃氣供應業	3 主計總處
222	薪資及生產力統計	受僱人數-用水供應及污染整治業	3 主計總處
223	薪資及生產力統計	受僱人數-營造業	3 主計總處
224	薪資及生產力統計	受僱人數-工業及服務業	3 主計總處
225	薪資及生產力統計	平均工時-工業	3 主計總處
226	薪資及生產力統計	平均工時-營造業	3 主計總處
227	薪資及生產力統計	平均工時-服務業	3 主計總處
228	薪資及生產力統計	平均工時-各行業	3 主計總處
229	物價統計	CPI總指數	3 主計總處
230	物價統計	CPI-商品性質分類-商品類(含食物)	3 主計總處
231	物價統計	CPI-商品性質分類-商品類(不含食物)	3 主計總處
232	物價統計	CPI-商品性質分類-非耐久性消費品(含食物)	3 主計總處
233	物價統計	CPI-商品性質分類-非耐久性消費品(不含食物)	4 主計總處
234	物價統計	CPI-商品性質分類-半耐久性消費品	3 主計總處
235	物價統計	CPI-商品性質分類-耐久性消費品	3 主計總處
236	物價統計	營造工程指數-營造工程總指數	3 主計總處
237	物價統計	營造工程指數-營造工程-勞務類	3 主計總處
238	物價統計	營造工程指數-工資類	3 主計總處
239	物價統計	營造工程指數-機具設備租金類	4 主計總處
240	物價統計	營造工程指數-建築工程總指數	3 主計總處
241	物價統計	CPI-特殊分類-總指數(不含蔬菜水果)	4 主計總處
242	物價統計	CPI-特殊分類-總指數(不含蔬果及能源)	3 主計總處
243	物價統計	CPI-特殊分類-總指數(不含食物及能源)	3 主計總處
244	物價統計	CPI-特殊分類-總指數(不含食物)	3 主計總處
245	物價統計	CPI-特殊分類-總指數(不含蔬果水產及能源)	3 主計總處
246	物價統計	CPI-特殊分類-總指數(不含設算租金)	3 主計總處
247	物價統計	進口物價指數基本分類(按HS分)總指數	4 主計總處
248	物價統計	進口物價指數基本分類(按HS分)總指數-美元	3 主計總處
249	物價統計	出口物價指數(2016=100)	3 主計總處
250	物價統計	出口物價指數-美元	3 主計總處
251	金融統計月報	全體銀行個人及企業存款餘額	3 中央銀行
252	金融統計月報	全體銀行存款-公營事業	3 中央銀行
253	金融統計月報	全體銀行存款-民營企業	3 中央銀行
254	金融統計月報	全體銀行存款-個人及其他	4 中央銀行
255	金融統計月報	貨幣總計數-M1A-月底	3 中央銀行
256	金融統計月報	貨幣總計數-M1B-月底	3 中央銀行
257	金融統計月報	貨幣總計數-M2-月底	3 中央銀行
258	金融統計月報	貨幣總計數-貨幣機構以外各部門持有通貨	3 中央銀行

分類	變數名稱	資料處理	資料來源
259 金融統計月報	中央銀行-負債與權益-通貨發行額	3	中央銀行
260 金融統計月報	準備貨幣-全體貨幣機構以外各部門持有通貨-庫存現金	3	中央銀行
261 金融統計月報	貨幣總計數-存款貨幣-支票存款	4	中央銀行
262 金融統計月報	貨幣總計數-存款貨幣-活期存款	3	中央銀行
263 金融統計月報	貨幣總計數-存款貨幣-活期儲蓄存款	3	中央銀行
264 金融統計月報	貨幣總計數-準貨幣合計	4	中央銀行
265 金融統計月報	貨幣總計數-準貨幣-買回交易餘額	3	中央銀行
266 金融統計月報	貨幣總計數-準貨幣-買回交易餘額-日平均數	3	中央銀行
267 金融統計月報	貨幣總計數-準貨幣-外國人新台幣存款-日平均數	3	中央銀行
268 金融統計月報	貨幣總計數-準貨幣-定期及定期儲蓄存款	3	中央銀行
269 金融統計月報	貨幣總計數-準貨幣-外匯存款	3	中央銀行
270 金融統計月報	貨幣總計數-M2-日平均-	3	中央銀行
271 金融統計月報	貨幣總計數-M1B-日平均	3	中央銀行
272 股票市場統計	水泥類發行量加權股價指數	4	TEJ
273 股票市場統計	食品類發行量加權股價指數	3	TEJ
274 股票市場統計	塑膠類發行量加權股價指數	3	TEJ
275 股票市場統計	紡織纖維類發行量加權股價指數	3	TEJ
276 股票市場統計	電機機械類發行量加權股價指數	3	TEJ
277 股票市場統計	電器電纜發行量加權股價指數	3	TEJ
278 股票市場統計	化學類發行量加權股價指數	3	TEJ
279 股票市場統計	玻璃陶瓷類發行量加權股價指數	3	TEJ
280 股票市場統計	造紙類發行量加權股價指數	3	TEJ
281 股票市場統計	鋼鐵類發行量加權股價指數	3	TEJ
282 股票市場統計	橡膠類發行量加權股價指數	3	TEJ
283 股票市場統計	汽車類發行量加權股價指數	3	TEJ
284 股票市場統計	電子類發行量加權股價指數	3	TEJ
285 股票市場統計	營建建材類發行量加權股價指數	3	TEJ
286 股票市場統計	運輸類發行量加權股價指數	4	TEJ
287 股票市場統計	觀光類發行量加權股價指數	3	TEJ
288 股票市場統計	金融保險發行量加權股價指數	3	TEJ
289 股票市場統計	百貨貿易發行量加權股價指數	3	TEJ
290 股票市場統計	雜項類發行量加權股價指數	3	TEJ
291 股票市場統計	水泥窯製發行量加權股價指數	4	TEJ
292 股票市場統計	塑膠化工發行量加權股價指數	3	TEJ
293 股票市場統計	機電類發行量加權股價指數	3	TEJ
294 股票市場統計	台灣加權股價指數	3	TEJ
295 股票市場統計	OTC指數月均值	3	TEJ
296 股票市場統計	未含金融股發行量加權股價指數	3	TEJ
297 股票市場統計	OTC指數月底值	3	TEJ
298 股票市場統計	證券市場-股票-成交股數(百萬股)	4	TEJ
299 股票市場統計	證券市場-股票-成交金額	3	TEJ

說明：1=無轉換；2=對上年同期差分；3=取自然對數後再對上年同期差分；4=取自然對數後再二階差分。

附錄 2 各預測期間之樣本外預測績效

附表2-1 各預測期間之樣本外預測績效(RMSE)

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8
AR	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
RR	0.99	0.75	0.66	0.73	0.73	0.66	0.66	0.68
LASSO	1.22	0.77	0.88	0.85	0.73	0.67	0.67	0.67
ElNet	1.14	0.77	0.76	0.81	0.72	0.64	0.69	0.65
AdaLASSO	1.25	0.83	1.02	0.90	0.73	0.76	0.69	0.80
adaElNet	1.22	0.83	0.92	0.84	0.73	0.70	0.71	0.80
Factor	1.67	1.54	1.10	1.31	1.72	1.74	1.56	1.59
JMA	1.05	0.80	0.72	0.73	0.67	0.68	0.81	0.87
RF	1.10	0.87	0.74	0.73	0.72	0.72	0.77	0.78
adaLASSO/RF	0.88	0.69	0.656	0.69	0.70	0.66	0.73	0.81
OLS/RF	1.08	0.83	0.74	0.73	0.71	0.70	0.69	0.74

說明：本表內的數值為相對基準模型(AR)的結果。

附表2-2 各預測期間之樣本外預測績效(MAE)

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8
AR	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
RR	0.98	0.70	0.67	0.69	0.65	0.67	0.69	0.71
LASSO	1.19	0.79	0.95	0.92	0.80	0.73	0.70	0.73
ElNet	1.09	0.79	0.85	0.85	0.76	0.68	0.74	0.70
AdaLASSO	1.28	0.88	1.08	1.00	0.76	0.85	0.75	0.83
adaElNet	1.27	0.92	1.03	0.94	0.79	0.76	0.76	0.84
Factor	1.60	1.47	1.23	1.39	1.65	1.99	1.77	1.86
JMA	1.04	0.89	0.79	0.82	0.71	0.71	0.87	0.88
RF	1.14	0.81	0.74	0.77	0.73	0.74	0.76	0.75
adaLASSO/RF	0.94	0.63	0.71	0.65	0.66	0.62	0.73	0.82
OLS/RF	1.11	0.79	0.76	0.71	0.72	0.70	0.71	0.78

說明：本表內的數值為相對基準模型(AR)的結果。

Evaluating the Forecasting Performance of Taiwan's Economy: Application of High-Dimensional Data Models

Jyun-Yi Wu*

Abstract

Selecting meaningful combinations of variables for prediction has been a goal across various fields. As computing power improves, high-dimensional data models have gained increasing attention. In this paper, we use 298 domestic and international macroeconomic variables from the first quarter of 2002 to the third quarter of 2021, applying 10 high-dimensional data models—including shrinkage estimators, factor models, ensemble learning models, hybrid random forest models, and a baseline autoregressive (AR) model—to evaluate the out-of-sample forecasting performance of gross domestic product (GDP) growth rates from the second quarter of 2014 to the third quarter of 2021.

The main empirical findings of this study are as follows: First, high-dimensional data models generally outperform traditional AR models in terms of predictive performance. Second, the adaLASSO/RF (Adaptive Least Absolute Shrinkage and Selection Operator/Random Forests) model provides the best forecasting accuracy. Third, key variables identified by the adaLASSO/RF model highlight the significant role of service-related indicators, such as the business climate index of the services sector and the GDP of the wholesale and retail industries. Additionally, soft data from economic trend surveys also prove to be important, suggesting that improving GDP forecasts requires considering not only hard data from government statistics but also soft data from surveys.

Keywords: High-dimensional Data, Economic Forecasting, Soft Data,

JEL classification code: E27, C53

* The views expressed in this paper are those of the author and do not necessarily reflect the position of the Central Bank of R.O.C. (Taiwan). Any errors or omissions are the responsibility of the author.