

供給面衝擊對物價與產出波動的動態影響： 台灣的實證研究*

林靜儀、邱維毅**

摘 要

本研究嘗試運用機器學習模型中常見的資料降維方法，由195項總體經濟變數中篩選影響台灣通膨與產出成長的關鍵變數，以此評估供給面因素對於物價與工業產出變動的影響。藉由收縮方法(shrinkage methods)的篩選結果，本文發現供給面因素對於台灣通膨與工業產出的變動占有相當高的比重：模型篩選的前30項重要目標預測變數中，約有40%以上與供給面因素有關，且此類變數於2020年疫情爆發後對通膨與工業產出的影響大幅增加。此外，國際間的外在因素，尤其是與美國相關的總體經濟變數對台灣的通膨與產出變動也具有顯著的外溢效果，此結果印證台灣通膨的驅動因素多源自輸入性通貨膨脹的觀點。本研究進一步運用上述收縮方法所挑選的預測目標變數，經由主成分分析形成因子進行樣本外的預測，探討加入供給面因子後對於整體預測的表現能力。實證結果發現：當供給面的變數被挑選的頻率增加時，能提升對通膨或產出成長的短期樣本外的預測能力。

關鍵詞：供給面衝擊、通貨膨脹、產出波動、預測目標變數

JEL分類代號：C53, E31, E37, E58, P44

* 本文係摘錄自中央銀行委託研究計畫報告。所有論點皆屬作者意見，不代表中央銀行及作者服務單位之立場。文中的任何錯誤皆由作者負責。作者特別感謝陳宜廷教授、蔡致遠助理教授、中央銀行經研處吳處長懿娟、曹副處長體仁、陳副處長裴紋、葉研究員盛與其他經研處、金檢處、業務局同仁對本文所提供的寶貴意見、指正與協助。

** 林靜儀為清華大學經濟學系教授，邱維毅為清華大學數學系博士候選人。

壹、研究目的與相關文獻

一、研究目的

美國2022年6月的通貨膨脹率達9.1%，創40年來新高。其通貨膨脹驟升的原因始於2020年初COVID-19疫情全球擴散，造成供給面短缺、航運延誤且運輸價格上揚；至2022年初時，俄烏戰爭與中國的疫情管制進一步加劇全球能源與大宗物資的供應端壓力。另一方面，在疫情後需求面反彈、勞動市場緊俏且原物料供給短缺的背景下，全球主要經濟體的物價大幅攀升，亦影響各國的產出表現。台灣為小型開放國家，原物料的上漲使國內輸入性通膨的壓力漸增。在原物料成本上升的傳遞下，消費者物價指數年增率自2021年4月起已連續數月漲幅高於2%，並至同年6月達到3.59%的高點。除此之外，源自全球供應端缺工、缺料的壓力所引發的成本上揚與不確定性亦影響台灣出口成長，台灣經濟成長率從2021年的6.62%降至2022年的2.59%，使台灣經濟成長的動能大幅下降。

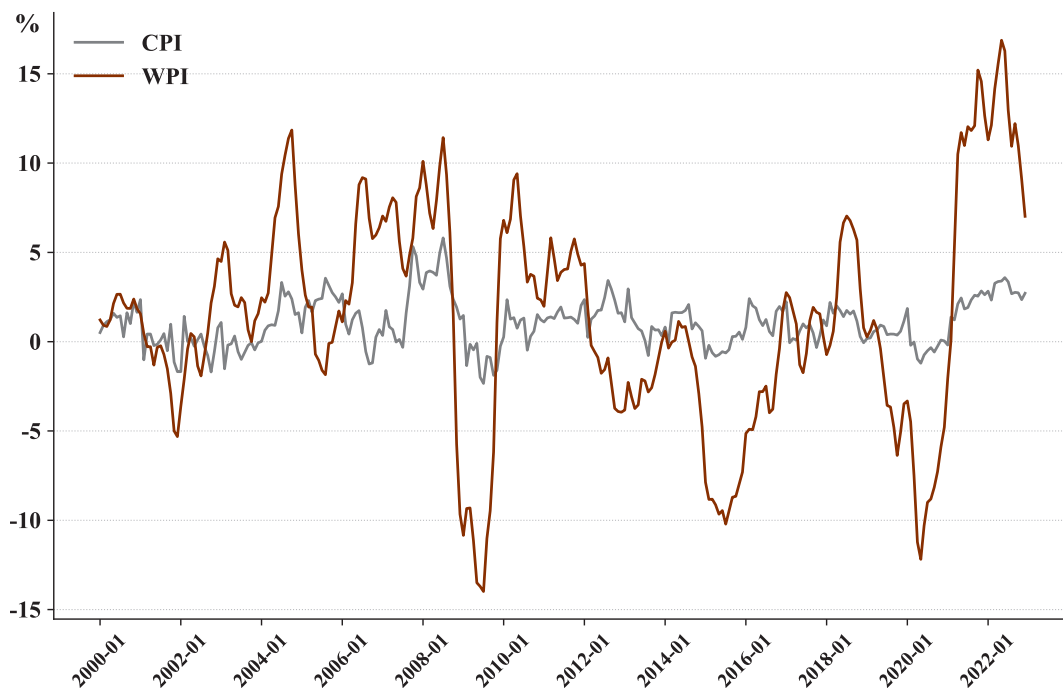
不同於2008年的全球金融危機對於消費與投資信心造成需求面的衝擊，近期事件因能源、大宗物資價格攀升與因疫情後勞動力

短缺驅動通膨上升與經濟成長趨緩的原因係源自於供給面的衝擊。此類衝擊對通膨與產出的影響與1970年代因石油危機引發的通膨現象相當類似。

在1970年代初期，美國宣布廢除布列敦森林制度中美元與黃金的聯繫制度，造成美元大幅貶值，致使進口商品價格攀升，種下日後通膨成形的種子；隨後1973、1979年陸續爆發兩次石油危機，伴隨美國工會要求薪資隨通膨上升比例調整，使薪資與通膨陷入螺旋式上升，導致美國經濟在該期間出現通膨與失業同時上升的現象(Blinder and Rudd, 2013)。

對台灣而言，因各類天然資源缺乏，各類原物料如礦石、石油等商品均需仰賴進口，且經濟成長高度依賴出口貿易，各類原物料與能源價格的變動對於通膨與經濟成長具有相當的敏感程度。圖1分別描繪台灣自2000年1月至2022年12月消費者與躉售物價指數之通膨走勢。初步觀察兩類通膨指標可知，當躉售物價指數成長顯著的期間，往往也是消費者物價成長顯著的時期。

圖1 台灣CPI與WPI年增率走勢圖



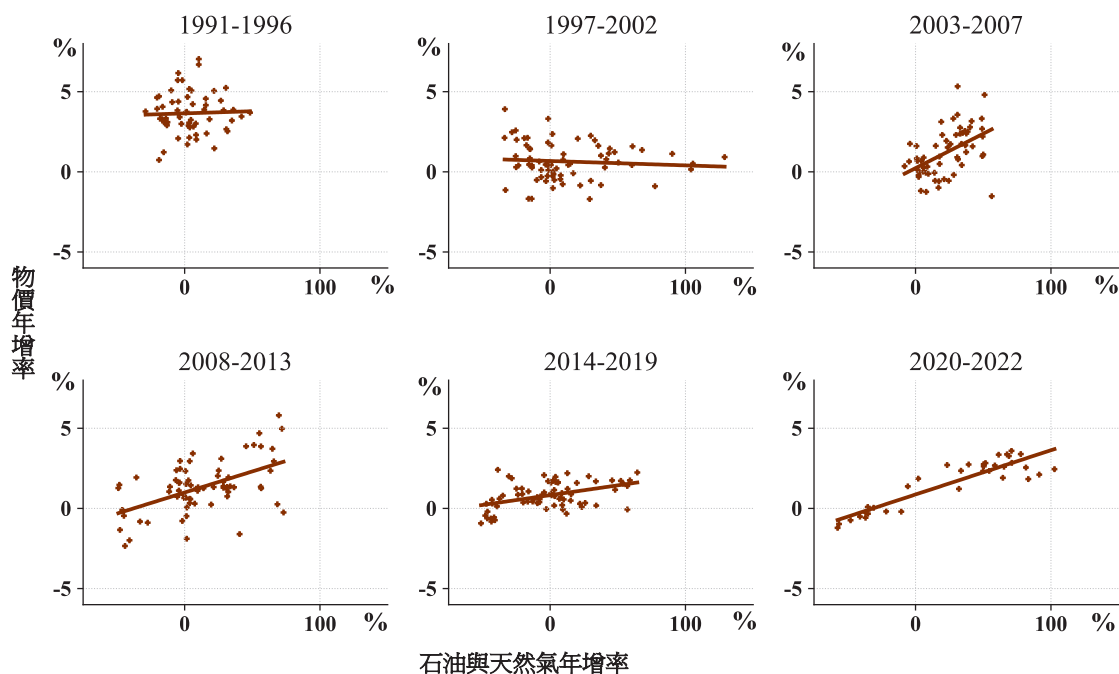
資料來源：行政院主計總處

除了消費者物價與躉售物價之間的關聯外，大宗商品中的石油及天然氣為台灣生產與消費重要的要素投入，若進一步分析能源價格與物價或產出之間的關聯，可發現在不同期間石油及天然氣等原物料價格的變動對台灣的影響並不相同：圖2彙整近30年以來油價與天然氣價格年增率在不同期間和台灣消費者物價指數之間的相關性。可以發現：受到各類因素如需求面、貨幣面、利率與股價金融面等相關變數的影響，供給面因素對於通膨的影響程度也不相同。觀察圖2中1991-1996年及1997-2002年兩張圖可知，2000年以前油價與通膨間的關聯甚小，其主因來自1998年以前油價係採固定油價公式^{註1}，油

價依照國際原油價格波動狀況定期調整。在價格管制下，對國內通膨的影響較不顯著(1991-1996、1997-2002)；2000年後國內油價改採浮動油價機制，源自生產面原物料的價格衝擊將從進口價格傳遞至國內物價，使圖2中2003年後石油天然氣價格與CPI的相關性顯著增加。

由上述說明可知，供給面因素在不同的期間的外在環境下，對於通膨與產出變動的影響程度也不相同。因此量化評估各類變數對物價與產出在不同時期受到的影響，將有助於理解不同時期供給面與其他因素對台灣物價與產出影響的重要程度，有助於提升實證模型對於物價與經濟成長的預測能力。

圖2 不同期間台灣CPI年增率與能源價格關係



資料來源：行政院主計總處

備註：各期間CPI與石油天然氣之趨勢線係運用簡單線性迴歸繪製

近十年來，因電腦運算技術與資料儲存技術的發展，機器學習及高維度資料處理大量數據成為當前實證分析與統計預測的主流，並應用於總體經濟預測與金融相關領域，為學術界及政府機構提供了新的觀點與分析工具。有鑑於此，本文嘗試運用大量數據分析供給面變數對於台灣通貨膨脹與產出的影響與其預測能力。不同於過去研究通貨膨脹的文獻，本研究嘗試採取機器學習中廣泛使用的收縮模型(shrinkage methods)中的LASSO-EN-LARS方法^{註2}訓練資料集合以挑選預測台灣物價或預測產出變動的目標預測變數，並將這些影響價格或產出的重要目標預測變數歸納成不同面向的驅動因素，以探

討供給面衝擊在影響台灣物價與產出變動上扮演的角色。

二、研究方法與文獻回顧

過去討論供給面衝擊對台灣經濟影響的文獻中，大多探討能源價格或油價對於台灣物價或經濟成長的關聯，並根據不同的計量模型量化評估能源對於台灣各類總體變數的影響。

黃宗煌、陳谷汎與林師模(2006)運用可計算一般均衡模型(Computable General Equilibrium, CGE)，分別在完全與不完全競爭市場的假設下估算國際油價上漲對於台灣實質GDP的影響。結果發現：原油價格每上

漲10%，實質GDP大約減少0.016-0.019%，低於國外文獻預測的結果。

梁啟源(2009)建構台灣動態產業關聯模型分析能源價格波動對台灣相關產業之影響，並結合總體經濟計量模型估計及模擬能源價格波動對國內能源消費、經濟成長與物價之影響效果。實證結果顯示：當油價上漲13%時，各產業產出價格將增加0.88%，經濟成長將降低0.34%，二氧化碳排放將減少6.19%，而對電力、天然氣之需求分別減少0.96%及0.88%，煤需求則增加0.83%，整體CPI及WPI之影響則分別增加0.84%及1.73%。

陳虹均、郭炳伸與林信助(2012)利用Granger檢定台灣1981至2009年的能源價格與台灣其他相關的總體經濟變數之間的因果關係，並運用自我迴歸分配落後模型(autoregressive distributed lag model, ARDL)模型估計能源價格變動與台灣實質產出之間的長期影響。實證結果顯示：由於台灣能源消費對於全球占比相當小，因此能源價格的變動對於台灣總體經濟體系具有外生性，且能源價格的「成長率」對於台灣總體經濟變數並沒有顯著的影響力。另一方面，能源價格的「波動率」卻對台灣的實質GDP成長率有顯著的負面影響。長期而言，能源價格波動率與台灣實質GDP間存在反向變動的長期均衡關係。

在過去文獻的基礎上，本文不同於過去

文獻僅聚焦於能源類變數對國內總體變數的影響，除了嘗試研析各類影響通膨與產出的因素外，同時擴大解釋變數的範圍，運用機器學習方法將解釋的變數推廣至供給、需求與金融面等各面向，並採用因子模型(factor model)萃取出重要資訊，從預測的觀點出發，評估供給面因素對台灣通膨與產出的影響。除此之外，近年相關文獻顯示，在建構預測因子時，過多的變數可能會不利於預測的正確度與效率性。Bai and Ng (2008)指出：挑選目標預測變數並利用這些變數所建構出來的因子將提高預測能力。有鑑於此，本計畫將參考Bulligan et al. (2015)，Falagiarda and Sousa (2017)與Teng and Lin (2021)先以樣本內的資料利用LASSO-EN-LARS方法挑選驅動通貨膨脹與產出變化率的目標預測變數，再進行樣本外的預測。

隨著大數據與高維資料相關研究的發展與應用，Bulligan et al.(2015) 在高維度追蹤資料的樣本下，運用由廣入專(general-to-specific)的資料降維程序，分別比較橋梁方程式(bridge equation)和因子模型對於歐元區主要國家的經濟成長的預測結果及需求面變數對經濟成長的重要程度。作者發現，經過降維後的模型能有效萃取出預測資訊，其預測結果將顯著高於傳統天真預測(naive forecasting)的結果。

Falagiarda and Sousa (2017)蒐集歐元區歷史物價資料發現：不同期間對於用來預

測歐元區調和消費者物價指數(HICP)的資訊集合差異相當大。作者分別運用向前選取法(forward selection)、最小絕對值收斂和選擇算子(LASSO)等機器學習方法篩選出適合解釋不同期間HICP的解釋變數。作者根據機器學習方法發現，貨幣與信用面的總體變數在2012年後被挑選為預測通膨的目標變數的頻率提高，代表該類變數對歐元區的物價變動具有重要的影響。藉由引入機器學習篩選變數，並結合擴充因子迴歸模型(factor-augmented regression model)，作者確認了貨幣與信用變數對於預測通膨的重要性。

Teng and Lin (2021)則以目標預測變數探討原油價格變動的驅動因素並比較因子模型與收縮模型對油價的預測能力。實證結果顯示，相對於短期預測，因子與收縮模型由於各自在不同外在環境變化動態下具有優勢，在長期預測的表現上較常優於隨機漫步與自我迴歸等基準模型。運用因子及收縮方法所篩選出的重要變數進行實證分析顯示：不確

定性風險以及金融化(financialization)和不同商品市場間的傳遞效果等是影響油價軌跡相當重要的驅動因素。

本計畫參考Bai and Ng (2008)收縮選擇方法中的LASSO-EN-LARS方法在大量的總體經濟變數中挑選物價與產出變動的重要目標預測變數，以此探討供給面衝擊對於台灣物價與產出波動的影響，並使用被挑選的目標預測變數經主成分分析後形成因子，用其進行對通貨膨脹與經濟成長的預測。本研究透過LASSO-EN-LARS所挑選出來的目標預測變數，討論其對通貨膨脹率與工業生產指數成長率的預測能力，探討供給面變數在不同樣本期間影響物價與產出的重要程度是否不同。本文內容安排如下：第貳節概述本研究採用之實證研究步驟與機器學習中的收縮方法，第參節為目標預測變數挑選結果說明，第肆節為利用挑選的目標預測變數形成因子進行樣本外的預測結果，第伍節為結論。

貳、實證分析步驟與收縮模型理論方法說明

本研究蒐集1982年1月至2022年9月的台灣總體經濟變數月資料，預測通貨膨脹與產出變動並探討供給面變數對於通貨膨脹與產出成長率的預測能力與影響。以下將介紹本文所使用的資料及用於分析影響物價與產出變動的主要驅動變數與預測方法。

一、實證分析步驟說明

本研究嘗試運用大量相關的總體經濟變數，建構供給面因子(factor)以分析供給面因素對於物價與產出變動的影響與預測能力，以此探討供給面衝擊對於物價與產出波動的影響。本文將根據以下三步驟進行分析：

1. 從資料庫中分別蒐集對物價與工業生產變動具有潛在影響的變數，並將變數主觀預設分類為產出面、需求、貨幣面、利率與股價金融面、經濟的不確定性等面向變數。
2. 以LASSO-EN-LARS的機器學習模型方法，在大量潛在變數中所挑選的目標預測變數形成的因子對通膨及經濟成長進行預測，並探討供給面變數是否為預測通貨膨脹與產出變動重要的變數，其重要性是否因預測區間或預測長度的變化而不同。
3. 探討供給面因素對通貨膨脹與工業產出成長率的預測能力，並利用樣本外的預測在不同的分段子期間進行比較與分析。

透過以上三步驟的分析，本文試圖運用更豐富的總體經濟數據討論供給面變數在不同樣本期間對於物價與產出變動的影響，並得到以下的實證發現：首先，藉由統計機器學習篩選後供給面因素占重要目標預測變數的比例，將能評估供給因素對於通膨與工業產出變動的重要程度。透過估算各段子期間供給面變數占比的變化，將能觀察供給面因素在不同期間對於通膨與工業產出的影響程度；其二，探討供給面衝擊對於物價與產出波動的預測能力，檢測排除與未排除供給面因子預測模型對於通膨與工業產出的預測績效，將能揭示供給面因素可額外加強樣本外

預測的能力。

二、基本預測模型介紹

由於通貨膨脹率與工業生產成長率為本計畫被預測的主要目標變數。本計畫參考Falagiarda and Sousa(2017)的設定建立以下基本時間序列預測模型：

$$y_{t+h}^h = \alpha + \sum_{i=1}^k \beta_i X_{i,t} + \sum_{j=1}^p r_j y_{t-j+1} + \varepsilon_{t+h,t} \quad (1)$$

y_{t+h}^h 為 h 期後通貨膨脹率或工業產出變動的預測值， p 是應變數滯後的期數； $X_{i,t}$ 是運用機器學習方法挑選的第 i 個預測目標變數，而 k 則是被挑選的預測目標變數個數。

本計畫沿用Falagiarda and Sousa(2017)的方法，運用以下公式計算被解釋變數：

$$y_t = 12 \times 100 \times (\ln Y_t - \ln Y_{t-1})$$

$$y_{t+h} = \frac{12 \times 100}{h} \times (\ln Y_{t+h} - Y_t)$$

其中 Y_t 為各種被解釋變數的水準值。其變數可為消費者物價指數(CPI)或工業生產指數。舉例而言，當變數為物價指數CPI時，定義通貨膨脹率為

$$y_t = 1200 * (\ln CPI_t - \ln CPI_{t-1}) \quad (2)$$

$$y_{t+h}^h = \frac{1200}{h} * (\ln CPI_{t+h,t} - \ln CPI_t) \quad (3)$$

三、資料分類說明

本計畫建立了一個包含195個總體經濟變數^{註3}的大數據集^{註4}。此數據集涵蓋1982年1月至2022年9月潛在相關的總體變數月資料

時間序列，並將解釋變數分為10個主要類別(見表1)。在上述各類別變數中，本計畫將下列變數:生產面指標、勞動市場變數、生產者物價指數、進口中間財相關價格指數、資本用品進口價格指數、大宗商品價格和波羅的海綜合指數歸類為供給面變數。由於此類變數主要多與生產面之原物料或運費價格(如波羅的海綜合指數)，故將此類變數主觀認定為對於產出及物價影響的供給面因素。由於台灣為小型開放的經濟，較無能力影響世界商品價格，因此本計畫將大宗商品價格視為供給面的影響。

值得注意的是，上述各類別的變數資料中，部分變數為其他變數的加權組合，這類變數會與其組合的細項變數呈高度的相關性。LASSO-EN-ARS模型係透過萃取的方法挑選變數。此類模型在挑選變數的過程中，會隨機挑選相近的變數，因此過程中可忽略線性重合的問題。本計畫根據Stock and Watson (2002)的做法，在進行後續預測與估計時，若某估計式使用細項變數，則其較高度總和的資料則不用來進行估計和預測。舉例而言，工業生產指數在我們的資料庫中包含總工業生產指數與按行業分類的工業生產指數，我們只利用各行業類別的工業生產指數進行估計，盡量取得細項變數對模型的解釋效果。

表1 總體數據資料集基本分類與變數個數

變數類別	變數個數
剛性需求指標	48
貿易變數	47
大宗商品價格	42
匯率、利率、股價等金融指標	13
勞動市場變數	10
生產面指標	9
外部變數	9
生產者物價指數	7
經濟不確定性指標	6
貨幣與信用指標	4
加總	195

資料來源：研究團隊自行整理。

備註：供給面相關變數以網底進行標註

四、收縮選擇方法與預測模型

收縮選擇模型常用於大量變數情況下，透過訓練資料集合以對目標進行預測。本計畫利用收縮方法(shrinkage methods)中的LASSO方法、EN方法與LARS方法對預測物價與產出波動的預測目標變數進行選擇及對其被挑選的頻率進行排序。收縮選擇方法主要為極小化以下的目標函數，以降低過度擬合問題：

$$\min_{\beta} RSS + \lambda \varphi(\beta)$$

其中，RSS是預測模型式(1)的迴歸的殘差平方和， λ 為控制收縮的Lagrange乘數， λ 越高則增加解釋變數的懲罰越高； β 為待解的擬合參數，其維度隨著懲罰函數 $\varphi(\beta)$ 選擇而改變。在不同收縮選擇方法下， $\varphi(\beta)$ 的函數型態亦不同。以下簡單介紹本計畫使用的三

種收縮選擇方法。

(一) LASSO模型介紹

LASSO模型為最小絕對值收斂和選擇算子(Least Absolute Shrinkage Selection Operator)的簡稱，此方法主要目的是藉由在普通最小平方迴歸(OLS)訓練資料集時新增懲罰項，以此降低在測試資料時所帶來的過度擬合誤差。LASSO 利用極小化以下之目標函數得到擬合參數 β ：

$$\beta^{LASSO} := \arg \min_{\alpha, \beta} \left\{ \sum_{t=1}^T \left(Y_t^h - (\alpha + \beta X_t) \right)^2 + \lambda \sum_{i=1}^N |\beta_i| \right\}$$

$$Y_t^h = y_{t+h}^h - \left(\sum_{j=1}^p \tilde{\gamma}_j y_{t-j+1} \right),$$

$$\beta = (\beta_1, \dots, \beta_N),$$

$$X_t = (x_{t,1}, x_{t,2}, \dots, x_{t,N})$$

其中的擬合參數 $\beta = [\alpha, \beta']$ 。相較於約束項 $\|\beta\|_{\ell_2} \leq M$ 的脊迴歸(ridge regression)，LASSO方法的約束項 $\|\beta\|_{\ell_1} \leq M$ ，其幾何圖形在高維度時呈現的是超立方體，使得 β 的等高曲線在擴張時更容易與超立方體的尖角接觸，因此我們更容易剔除 β 當中含有分量 $\beta_j = 0$ 的部分，以此達到挑選重要的目標預測變數的目的。其中 M 為LASSO方法中的自由參數，其 M 與 λ 的關係取決於訓練數據。

接著，LASSO收縮模型可以表示成：

$$y_{t+h}^h - \left(\sum_{j=1}^p \tilde{\gamma}_j y_{t-j+1} \right) = \alpha^{LASSO} + \sum_{i=1}^N \beta_i^{LASSO} x_{t,i} + e_{t+h,t}$$

藉由合併自迴歸模型，可得到自迴歸收縮模型以預測目標變數的變動：

$$y_{t+h}^h = \tilde{\alpha} + \sum_{i=1}^N \tilde{\beta}_i^{LASSO} x_{t,i} + \sum_{j=1}^p \tilde{\gamma}_j y_{t-j+1} + \tilde{\varepsilon}_{t+h,t}$$

其中 $\tilde{\alpha}, \tilde{\beta}_i, \tilde{\gamma}_j, \tilde{\varepsilon}_{t+h,t}$ 為合併後之參數與誤差項。

不同於傳統線性迴歸模型，LASSO方法中懲罰項能夠有效避免大數據模擬上常出現的過度擬合問題，並藉由LASSO懲罰項的幾何性質，自動挑選有效的目標預測變數，增加數據的可解釋性與預測的可靠程度。

(二) EN模型介紹

彈性網路(Elastic Net)方法，簡稱為EN方法。EN方法與LASSO方法的主要差異在於懲罰項的不同。不同於LASSO，EN方法擁有複合性的懲罰項，能夠改善LASSO方法在一組高相關的預測變數當中只會挑選其中一個而忽略其他變數的問題，更能夠避免當預測變量總數 N 大於時間樣本數 T 時，LASSO方法最多只能挑選 T 個變數的困境。

除此之外，EN與LASSO的函數性質亦存在些微差異：LASSO的懲罰項僅具備凸

性，而EN能藉由調整懲罰項係數讓其具備嚴格凸性，此一性質能強化變數間的分組效應，因此具有高相關性的預測變量將有相似的係數，這樣的好處在於能夠避免LASSO迴歸模型在具高共線性自變數時出現不穩定的結果(Zou and Hastie, 2005)。

EN方法藉由最小化下方目標函數得到以下擬合參數：

$$\beta^{EN} := \arg \min_{\beta} \left\{ \sum_{t=1}^T (Y_t^h - (\alpha + \beta X_t))^2 + \lambda_1 \sum_{i=1}^N |\beta_i| + \lambda_2 \sum_{i=1}^N \beta_i^2 \right\}$$

其中 $\lambda_1 \sum_{i=1}^N |\beta_i| + \lambda_2 \sum_{i=1}^N \beta_i^2$ 為EN懲罰項，並且當其係數滿足 $\frac{\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} > 0$ 時，則EN即滿足嚴格凸性(strictly concave)的條件。

(三) LARS模型介紹

LARS為最小角迴歸(Least-Angle Regression)的縮寫。相較以上兩種方法，LARS方法為各類變數選擇方法中更一般化的模型。由於LASSO方法為LARS方法的特殊形式，因此本計畫亦嘗試將LARS方法選擇的預測變數納入考慮。

LARS模型除了較LASSO與EN的設定更為一般以外，在挑選變數時也相較向前選取迴歸(forward selection regression)模型溫和，並且具有相當優良的排序功能。在向前選取迴歸中，每當新增第 $k+1$ 筆預測變數時，向前選擇迴歸會從剩餘的 $N-k$ 筆備選變數中，

挑選一個與當前 k 筆已挑選之預測變數的估計之殘差有最大相關性的變數加入預測變數集合。

如果 $\hat{\mu}_k$ 為使用已選定之 k 筆預測變數針對待測變數 y 的當前估計，且 $\hat{c} = X'(y - \hat{\mu}_k)$ 為當前的 $N \times 1$ 相關性矩陣，其中 X 為 $T \times (N - k)$ 的標準化數據矩陣，則存在一個 j 使得 $|\hat{c}_j|$ 有最大值，考慮估計的更新規則定義為

$$\hat{\mu}_{k+1} = \hat{\mu}_k + \gamma \text{sign}(\hat{c}_j) X_j$$

則向前選擇方法會選擇激進地設定 $\gamma = |\hat{c}_j|$ ，而向前分步選擇迴歸(forward stagewise selection regression)會將 γ 設定成一個較小的常數，以較溫和的步驟完成變數的挑選與模型的建構。更進一步地說，Efron et al.(2004)指出LASSO與向前分步選擇迴歸都是LARS方法的特例。在LARS方法中的初始估計 $\hat{\mu}_0 = 0$ ，假設 $\hat{\mu}$ 是當前估計且 $\hat{c} = X'(y - \hat{\mu})$ ，則我們可以定義一索引集 Ω 其蒐集具最大絕對相關性變數對應之索引：

$$\Omega = \{j: |\hat{c}_j| = |\hat{c}| \} \quad \text{其中 } \hat{c} = \max_j |\hat{c}_j|$$

令符標 $s_j = \text{sign}(\hat{c}_j)$ 且定義對應索引集 Ω 之激活矩陣 X_Ω 為

$$X_\Omega = (s_j x_j)_{j \in \Omega}$$

為決定最小角方向前進大小 γ ，我們需要令

$$A_\Omega = (1_\Omega' (X_\Omega' X_\Omega)^{-1} 1_\Omega)^{-\frac{1}{2}}$$

其中 1_Ω 為長度與 $n(\Omega)$ 相同的全1向量。那麼具有 X_Ω 行向量定義的單位等角向量可定

義為

$$u_{\Omega} = X_{\Omega} A_{\Omega} (X_{\Omega}' X_{\Omega})^{-1} 1_{\Omega}, \text{ 且 } a_{\Omega} = X' u_{\Omega}$$

最小角迴歸算法的 γ ，可以定義成

$$\gamma = \min_{j \in \Omega^{current}}^+ \left(\frac{\hat{C} - \hat{c}_j}{A_{\Omega} - a_j}, \frac{\hat{C} + \hat{c}_j}{A_{\Omega} + a_j} \right)$$

其中 $\min^+$ 是在 j 的每個選擇中僅取正分量的最小值，則 $\hat{\mu}$ 的更新為

$$\hat{\mu}^{new} = \hat{\mu} + \gamma u_{\Omega}$$

在更新後，本計畫將挑選出 k 個預測變數，剩餘的 $N-k$ 個變數對應的係數都會為0。由於LARS具有相當好的排序功能，以此避免選擇相關性高的變數造成的線性重合問題。

運用以上三種方法，本計畫將各自挑選預測通貨膨脹與工業產出的預測變數，再依照滾動窗口(Rolling windows)後各變數被挑選之頻率平均後排序，選擇前30項變數為目標預測變數。其中選擇 λ 的準則係盡可能使殘差變小且能至少篩出30筆以上變數，以此選到最具預測影響力變數的前30名變數，同時降低過度擬合與增加變數的解釋能力。

(四) 滾動窗口與變數降維的處理說明

考量到參數的穩定性，我們依照 Falagiarda and Sousa (2017)，Miao et al. (2017) 和 Manescu and Van Robays (2014) 利用為期為六年的滾動窗口來進行估計。藉由滾動窗口方法進行預測目標變數的挑選，將能提升被萃取出的變數在每筆滾動窗口的影響力與預測能力。第一個窗口包含的時間為1982年2月至1988年2月，最後一個窗口為

2016年9-h月至2022年9-h月，觀測樣本長度 $T=72$ ，子窗口總數為417-h個，其中 $h=1, 3, 6, 9$ 。舉例而言，當 $h=1$ 時，最後一個滾動窗口為2016年8月至2022年8月；當 $h=9$ 時，最後一個滾動窗口為2015年12月至2021年12月，以此類推。

另一方面，考量不同期間解釋目標變數的篩選結果可能不同，且在探討與分析在不同樣本區間時，挑選預測變數受到潛在擬合參數不穩定的影響，本文為考慮變數挑選的穩定性與可靠性，轉而使用滾動視窗觀測長度 m 為72的子樣本數據集，簡稱為 W_r ，將整個時間樣本集依照時間序列劃分為 $T - m + 1$ 個時間序列的子樣本來擬合參數並挑選預測變數。

我們定義豐富資料的時間子樣本數據矩陣如下：

$$X_{sub_r} = (x_{sub(r),1}, x_{sub(r),2}, \dots, x_{sub(r),N}),$$

$$\forall r = 1, \dots, s$$

其中 $s = T - m + 1$ 為滾動窗口總數， $x_{sub(r),i}$ 為第 i 筆預測變數的時間序列子樣本 r 之向量。例如， $m=20$ ，則第 i 筆預測變數的

時間序列子樣本1之向量為 $x_{sub(1),i} = \begin{pmatrix} x_{1,i} \\ \vdots \\ x_{20,i} \end{pmatrix}$

，第 i 筆預測變數的子樣本2之向量為 $x_{sub(2),i} = \begin{pmatrix} x_{2,i} \\ \vdots \\ x_{21,i} \end{pmatrix}$ 。

如上所述，LASSO與EN方法在不同的子樣本下的擬合參數分別為 $\beta_{sub_r}^{LASSO}$ 與 $\beta_{sub_r}^{EN}$

，在滾動窗口 m 與預測變數個數 N 足夠大的情況下，本模型得以分別得到LASSO與EN各自的擬合向量的前 q 大分量，並考慮LARS演算法疊代 q 次，取得 $\beta_{sub_r}^{LARS}$ ，其中只有 q 筆分量有值，其餘 $N-q$ 筆分量為0。考慮各自蒐集前 q 大分量對應係數之索引集合 Ω_{sort} 定義為

$$\Omega_{sort} = \{i_\ell: \beta_{i_\ell} > \beta_{i_{\ell+1}}, \ell = 1, 2, 3, \dots, q\}$$

接著，新的樣本選擇參數向量為

$$V_{sub_r}^{LASSO} = (v_{r,1}^{LASSO}, \dots, v_{r,N}^{LASSO}),$$

$$V_{sub_r}^{LARS} = (v_{r,1}^{LARS}, \dots, v_{r,N}^{LARS}),$$

$$V_{sub_r}^{EN} = (v_{r,1}^{EN}, \dots, v_{r,N}^{EN})$$

其中

$$v_{r,i}^{LASSO} = \begin{cases} 1, & \forall i \in \Omega_{sort} \\ 0, & \forall i \notin \Omega_{sort} \end{cases},$$

$$v_{r,i}^{LARS} = \begin{cases} 1, & \forall i \in \Omega_{sort} \\ 0, & \forall i \notin \Omega_{sort} \end{cases},$$

$$v_{r,i}^{EN} = \begin{cases} 1, & \forall i \in \Omega_{sort} \\ 0, & \forall i \notin \Omega_{sort} \end{cases}$$

我們考慮平均樣本選擇參數向量，

$$\bar{V}^{LASSO} = \frac{1}{s} \sum_{r=1}^s V_{sub_r}^{LASSO},$$

$$\bar{V}^{LARS} = \frac{1}{s} \sum_{r=1}^s V_{sub_r}^{LARS},$$

$$\bar{V}^{EN} = \frac{1}{s} \sum_{r=1}^s V_{sub_r}^{EN}$$

其中 $\bar{V}^{LARS}$ 與 $\bar{V}^{EN}$ 代表對應預測變數被滾動視窗的挑選頻率，亦即某預測變數在各個時間子樣本中，被挑選為前 q 名的累計頻率排序小於 N' 時，即會被滾動視窗萃取。藉由上述的萃取程序，進一步蒐集 $\bar{V}^{LASSO}$ 、 $\bar{V}^{LARS}$ 與 $\bar{V}^{EN}$ 所有排序為前 N' 名之分量對應的預測變數，考慮蒐集頻率排序小於 N' 對應變數之索引集為

$$\Omega^* = \{i_\ell: \bar{V}_{i_\ell} > \bar{V}_{i_{\ell+1}}, \ell = 1, 2, 3, \dots, N'\}$$

其集合的表示為：

$$S = \{X_i | i \in \Omega^*\}$$

依照此挑選方法，我即可將預測變數的維度從 N 降至 N' ，使 N' 滿足以下條件：

$$N' = n(S) \leq N$$

以下將應用此方法於篩選台灣通膨與工業產出的重要變數，並使用 $N' = 30$ 做為降維後的變數個數基準。

參、模型篩選結果說明

本計畫採用收縮方法LASSO、EN和LARS的本質是為了識別目標預測變數內的重要解釋變數，透過機器學習方法在具有195個潛在預測變數的高維度總體資料集中，依據各變數在不同篩選準則下挑選頻率高低，來衡量該變數對目標變數(通膨率與

工業生產成長率)的重要性。為確保篩選結果的穩健性，本計畫運用應變數的滯後期為4期，滾動窗口為六年期來進行樣本內1個月、3個月、6個月、9個月與12個月期的預測，並依照其在每個滾動窗口對通貨膨脹與產出成長率的影響頻率進行排序。由此可探

討影響通貨膨脹與產出成長率的主要驅動變數，並可分析供給面等相關變數對於影響通貨膨脹和產出波動的重要程度。

除此之外，考量到近三十年來全球經濟生產結構與分工曾出現數次結構性變化，供給面因素在不同期間對台灣通膨與產出波動亦造成不同的影響，本研究進一步將樣本時間分期，以探討不同時期影響物價與產出變動率的預測目標變數是否有所改變。

一、以通膨為目標變數的篩選結果

(一) 全樣本篩選結果說明

表2顯示採用LASSO-EN-LARS方法，運用全樣本的資訊預測台灣CPI通貨膨脹1個月、3個月、6個月、9個月與12個月被挑選頻率最高的前30項重要變數，其中與供給面相關之變數以網底進行標註。

首先，根據表2的篩選結果可知，美國的工業生產指數、消費者物價指數與美國的貨幣總計數被挑為台灣通貨膨脹的目標預測變數頻率很高，隱含台灣的物價波動容易受美國因素所影響。此結果可能反映美國為台灣主要出口國之一，因此美國生產與消費需求的外溢效果可從貿易管道影響台灣的通膨與產出。

在供給面因素方面，各項大宗商品價格類別在各期間被挑選為前30項的頻率約20%至30%左右；其中鐵礦石的世界價格在每個

預測期間皆會被挑選，而各種穀物與貴重金屬也是重要的預測目標變數。資本用品與消費用品的進口物價指數在各期的預測也皆被挑選。由此篩選結果可知：進口原物料價格的變動對於國內消費者物價的確具備不容忽視的影響，顯示輸入性通貨膨脹對台灣的重要性。

此外，可以直接視為供給面變數的產出與就業中，非農業就業部門人數在各期的預測中被挑選的頻率名列前茅，且在1個月、3個月、6個月和12個月期的預測中被挑選的頻率排序皆在前五名；工業及服務業經常性薪資在1個月和12個月期的預測中會被挑選，而工業生產指數中的電力及燃氣供應業在3個月和6個月的預測會被挑選。另外，躉售物價指數的衡量主要為原物料與零件等中間財價格，其變動反應供應端採購成本的變化，因此對於CPI的變化亦具備一定的解釋能力；其中與國產內銷相關的生產變數：如製造業產品價格、水電燃氣、土石及礦產品和農林漁牧業產品的價格在不同預測期間也同樣被挑選，此類變數應是從民生用品、食物類商品等CPI子品項傳遞至國內通膨產生的結果。最後，土木工程價格指數在1個月、3個月和12個月期的預測中被挑選為預測通膨的重要變數，此一篩選結果可能反映土木工程的營造成本與消費者物價中的住宅修繕有關。

表2 全樣本期間下預測通膨變數篩選結果

排序	1個月	3個月	6個月	9個月	12個月
1	美國貨幣總計數M1	美國消費者物價指數	美國消費者物價指數	美國貨幣總計數M2	美國貨幣總計數M2
2	非農業部門就業人數	美國貨幣總計數M2	美國工業生產指數	美國消費者物價指數	美國工業生產指數
3	美國消費者物價指數	進口物價指數 消費用品-非耐久	美國貨幣總計數M2	美國工業生產指數	美國貨幣總計數M1
4	美國貨幣總計數M2	WPI 水電燃氣	非農業部門就業人數	美國貨幣總計數M1	非農業部門就業人數
5	美國工業生產指數	非農業部門就業人數	貨幣總計數M1B	WPI 製造業產品	鐵礦石 (世界市場價格)
6	WPI_製造業產品	WPI_製造業產品	新台幣兌美元匯率 NTD/USD	鐵礦石 (世界市場價格)	新台幣兌美元匯率 NTD/USD
7	進口物價指數 消費用品 非耐久	工業生產指數 電力及燃氣 供應業	美國貨幣總計數M1	WPI 水電燃氣	WPI 製造業產品
8	進口物價指數 資本用品	美國貨幣總計數M1	進口物價指數 消費用品-非耐久	廣義實質 有效匯率指數	機車登記數
9	製造業 存貨價值	貨幣總計數M1B	進口物價指數 資本用品	WPI 農林漁牧業產品	WPI 水電燃氣
10	WPI 水電燃氣	美國工業生產指數	汽車登記數	非農業部門 就業人數	製造業 存貨價值
11	新台幣兌美元 匯率NTD/USD	銅 (世界市場價格)	WPI_製造業 產品	汽車登記數	美國消費者 物價指數
12	貨幣總計數M1B	進口物價指數 資本用品	豆粕 (世界市場價格)	新台幣兌美元匯率 NTD/USD	汽車登記數
13	機車登記數	WPI_農林 漁牧業產品	油與膳食 (世界市場指數)	製造業存貨價值	全體金融機構 放款與投資
14	全體金融機構 放款與投資	WPI 土石及礦產品	鐵礦石 (世界市場價格)	WPI_土石及礦產品	鎳 (世界市場價格)
15	WPI_農林 漁牧業產品	製造業 存貨價值	狹義實質 有效匯率指數	狹義實質 有效匯率指數	進口物價 指數資本用品
16	狹義名目有效匯 率指數	進口物價指數 消費用品-耐久	機車登記數	進口物價指數 消費用品-非耐久	進口物價指數 消費用品-非耐久
17	狹義實質 有效匯率指數	每百人汽車數	鋅 (世界市場價格)	鋅 (世界市場價格)	土木工程總指數
18	汽車登記數(輛)	狹義實質 有效匯率指數	全體金融機構 放款與投資	油與膳食 (世界市場指數)	WPI_農林漁牧業 產品
19	經常性薪資-工業 及服務業	狹義名目 有效匯率指數	其他原料 (世界市場指數)	貨幣總計數M1B	WPI_土石及礦 產品
20	其他原料 (世界市場指數)	新台幣兌美元 匯率NTD/USD	製造業存貨價值	進口物價 指數-資本用品	鋅 (世界市場價格)
21	鐵礦石_CFR現貨 (世界市場價格)	土木工程總指數	進口物價指數 消費用品-耐久	全體金融機構 放款與投資	飲料 (世界市場指數)

排序	1個月	3個月	6個月	9個月	12個月
22	銅 (世界市場價格)	機車登記數	錫 (世界市場價格)	機車登記數	白金 (世界市場價格)
23	白金 (世界市場價格)	錫 (世界市場價格)	工業生產指數- 電力及燃氣供應業	飲料 (世界市場指數)	鉛 (世界市場價格)
24	進口物價指數 消費用品-耐久	黃金 (世界市場價格)	其他食物 (世界市場指數)	其他原料 (世界市場指數)	經常性薪資- 工業及服務業
25	每百人汽車數	煤炭_澳洲 (世界市場價格)	WPI 土石及礦產品	鉛 (世界市場價格)	股價指數 (Index1966=100)
26	高粱 (世界市場價格)	鐵礦石 (世界市場價格)	黃金 (世界市場價格)	經常性薪資- 工業及服務業	進口物價指數 消費用品-耐久
27	土木工程 總指數	白金 (世界市場價格)	白金 (世界市場價格)	其他食物 (世界市場指數)	其他原料 (世界市場指數)
28	每百人 機車車輛數	玉米 (世界市場價格)	狹義名目 有效匯率指數	每百人汽車數	錫 (世界市場價格)
29	股價指數 (Index 1966=100)	其他食物 (世界市場指數)	每百人汽車數	進口物價 指數消費用品-耐久	廣義實質 有效匯率指數
30	其他食物 (世界市場指數)	豆粕 (世界市場價格)	WPI_農林漁牧業產 品	玉米 (世界市場價格)	每百人汽車數

資料來源：研究團隊自行整理。

備註：供給面相關變數以網底進行標註。

值得注意的是，石油與天然氣等能源類供給面相關變數並未出現於表2的被挑選變數內，此結果似乎與傳統油價的變動與通膨具有很高的相關性的認知不符。實際上，石油與天然氣等相關變數的變動已被其他變數如「工業生產指數－電力及燃氣」與「WPI－水電燃氣」等變數涵蓋。由於機器學習模型在挑選變數的過程中，有可能隨機挑選相近的變數，並排除其他高度相關的解釋變數，因此出現石油與天然氣未被直接挑選的情況。然而，若進一步以核心CPI(不含蔬果與能源)進行LASSO-EN-LARS的篩選結果進行驗證，將發現「WPI－水電燃氣」的項目的排序將大幅後移，甚至移出 $N' = 30$

的排序之外。換言之，以核心通膨為目標變數的成分與水電燃氣的變數較無關聯，亦間接印證「WPI－水電燃氣」變動涵蓋石油與天然氣等相關資訊的猜測。

除了供給面因素以外，透過上述機器學習的篩選結果亦可看出其他面向對於通膨的影響能力：可代表剛性需求變數的機車或汽車登記數在1個月至12個月的預測中，被挑選的頻率都在前30名；製造業存貨價值在各期的預測皆被挑選。匯率對於台灣的通貨膨脹預測也有重要影響，廣義或狹義的有效匯率指數與新台幣兌美元匯率在不同期的預測都會被挑選。

在金融面(金融、貨幣與信用指標)的變

數方面，台灣的貨幣總計數M1B在1至9個月的預期都被挑選為預測目標變數。金融機構的放款與投資在1個月、6個月至12個月期的通貨膨脹預測被挑選頻率為前30名。股價指數則在1個月與12個月期的預測中會被挑選。

(二) 分段樣本篩選結果說明

考量到近三十年來全球經濟生產結構與分工曾出現數次結構性改變，供給面因素在不同期間對台灣通膨與產出可能造成不同的影響，本計畫進一步將時間區間分成六組，分別為1991年1月至1996年12月、1997年1月至2002年12月、2003年1月至2007年12月、2008年1月至2013年12月、2014年1月至2019年12月與2020年1月至2022年9-h月^{註5}。表3彙整各段子期間的短期預測（1個月、3個月6個月、9個月與12個月，即 $h=1、6、9$ ）的前15項挑選頻率最高的變數列表。相關結果說明如下：

1. 1991年1月至1996年12月期間的通貨膨脹高於其他時期，且該段期間短期預測挑選出來的變數顯示：美國總體經濟變數、匯率、大宗商品價格與就業等對台灣通貨膨脹影響的重要性較高，同時此期間供給面變數被挑選的占比較大。部分躉售物價項目（製造業產品、水電燃氣品、農林漁牧產品）對通貨膨脹有重要影響。除此之外，由於當時適逢台灣薪資成長快速

階段，因此在該期間台灣的非農就業與經常性薪資對物價的影響似乎也有一定的影響力，在1個月期的預測中被挑選的頻率分別排序為第1名與第15名。總結來看，此期間的篩選結果，此樣本區間內供給面變數被挑選的頻率約占60%。

表3第二欄顯示1997年1月到2002年12月區間所挑選出來的前15項對未來1個月通膨的預測目標變數。此段期間全球經歷亞洲金融風暴、美國科技泡沫與台灣本土性金融危機，受需求疲軟影響，此期間適逢台灣通貨膨脹率相對較低，需求面的變數開始被挑選為重要目標預測變數。在供給面因素方面，躉售物價指數中的土石及礦產品、製造業產品對該期間的通膨仍具有顯著影響：進口物價指數中的資本用品在此段期間亦為影響通膨的重要因素。其他因素方面，美國與台灣的貨幣數量變數在此期間對台灣通貨膨脹，似乎也有相當的影響力：美國貨幣總計數M1、M2與台灣貨幣總計數M1B落於篩選頻率最高的前15名內。

2. 2003年1月至2007年12月為經濟表現相對平穩時期；表3的第三欄位彙整該段期間前15項預測未來1個月通膨的重要變數。根據此期間的篩選結果，美國貨幣總計數M1、M2與美國

的消費者物價指數對台灣通膨的預測具有一定的解釋力。供給面變數中，除了非農就業、土木工程總指數、躉

售物價指數的水電燃氣項目以外，部分金屬原料如銅、白金、白銀均在該期間對於通膨具有相當的影響力。

表3 分段樣本期間下預測1個月通膨變數篩選結果

期間 排序	1991 1996	1997 2002	2003 2007	2008 2013	2014 2019	2020 2022
1	非農業部門 就業人數(千人)	WPI_土石 及礦產品	美國貨幣 總計數M1	家用器具及 用品批發業	外銷訂單 動向指數	貨幣總計數 M1B
2	WPI_水電燃氣	進口物價指數- 資本用品	銅 (世界市場價格)	WPI_農林 漁牧業產品	美國消費者 物價指數	每百人機動 車輛數
3	WPI_製造業 產品	製造業 存貨價值	機車登記數	非農業部門 就業人數(千人)	美國工業 生產指數	進口物價指數- 資本用品
4	美國工業 生產指數	美國貨幣 總計數M1	美國貨幣 總計數M2	美國貨幣 總計數M1	其他原料 (世界市場指數)	機車登記數
5	狹義名目 有效匯率指數	建築工程 總指數	每百人汽車數	葵花籽油 (世界市場價格)	氯化鉀 (世界市場價格)	外銷訂單 動向指數
6	美國消費者 物價指數	非農業部門 就業人數	白金 (世界市場價格)	全體金融機構 放款與投資	工業生產指數- 資訊電子工業	美國消費者 物價指數
7	貨幣總計數 M1B	貨幣總計數 M1B	非農業部門 就業人數	進口物價指數 消費用品- 非耐久	藥品、醫療用 品及化粧品 零售業	WPI_製造業 產品
8	美國貨幣 總計數M2	鐵礦石 (世界市場價格)	新台幣兌美元 匯率NTD/USD	股價指數 (Index 1966=100)	WPI_農林 漁牧業產品	土木工程 總指數
9	鐵礦石 (世界市場價格)	WPI_製造業 產品	狹義名目 有效匯率指數	商品經紀業	股價指數 (Index 1966=100)	錫 (世界市場價格)
10	美國貨幣 總計數M1	美國貨幣 總計數M2	製造業 存貨價值	美國貨幣 總計數M2	全體金融機構 放款與投資	文教育樂用品- 零售業
11	煤炭_南非 (世界市場價格)	美國工業 生產指數	經常性薪資- 工業及服務業	鎳 (世界市場價格)	S&P 500 股價指數	進口物價指數 消費用品- 非耐久
12	其他食物 (世界市場指數)	新台幣兌美元 匯率NTD/USD	土木工程 總指數	土木工程 總指數	文教育樂用品- 零售業	重貼現率
13	油與膳食 (世界市場指數)	農業 (世界市場指數)	WPI_水電燃氣	汽車登記數	其他專賣 零售業	工業生產指數- 礦業及土石 採取業
14	進口物價指數 消費用品-耐久	機車登記數 (輛)	美國消費者 物價指數	每百人汽車數	製造業存貨 價值	金融業隔夜 拆款利率
15	經常性薪資- 工業及服務業	狹義實質 有效匯率指數	白銀 (世界市場價格)	進口_15紙漿、 紙及紙製品 製造業	大麥 (世界市場價格)	進口_29機械 設備製造業

資料來源：研究團隊自行整理。

備註：供給面相關變數以網底進行標註。

3. 2008年1月至2013年12月經歷全球金融風暴與歐債危機，需求面變數在短期預測通貨膨脹的重要程度似乎明顯增加。表3的第四個欄位彙整該期間影響通膨的重要變數排序：家用器具及用品批發業、商品經紀業與每百人汽車數等與需求面相關之指標分別在1個月的預測目標變數排序為第1、第9及第14名。除了需求面變數影響的占比增加外，此段期間股價指數對通膨的預測亦為重要的參考指標，隱含股價變化對民間的所得效果在此階段可能對通膨產生顯著的影響。在供給面方面，部分大宗商品價格的變化仍是影響通膨的重要因素，惟組成與2003-2007期間略有不同。世界金屬價格如鎳礦與大宗商品的葵花籽油在此期間對未來1個月通膨的預測具有顯著的預測能力。最後，土木工程指數在此期間亦被挑選為重要變數，應與該段期間不動產市場價格上升產生的財富效果有關。

4. 2014年1月至2019年12月全球自歐債危機的陰影後復甦，台灣的通膨亦在此段期間相對穩定，消費者物價指數僅有3次超過2%。表3的第四個欄位彙整該期間影響通膨的重要變數排序。根據篩選結果，此段期間多樣大宗商品世界價格僅氯化鉀、其他原料

與大麥對國內通膨較具影響力。在其他供給面因素方面，資訊電子業的工業生產指數與躉售物價指數的農林漁牧產品分別為通膨預測排序的第6與第8名。

5. 表3的第六欄彙整2020年1月到2022年9月期間影響預測未來1個月通膨的重要變數排序。此段期間因適逢新冠肺炎於2019年12月爆發，並於2020年蔓延至全球，全球供應鏈在此波疫情影響下受創甚深，加以2022年2月俄烏戰爭推升全球能源與農產品價格，致使2021年儘管全球需求復甦反彈，惟在供應鏈瓶頸持續的背景下，國際原物料如食物、金屬等商品價格顯著上揚，在成本推動下帶動主要經濟體通膨上升。根據本計畫的篩選結果顯示，此期間美國各項經濟指標在此期間被挑選為通貨膨脹的預測目標變數的頻率大幅下降，僅美國消費者物價指數對於此階段通膨具有影響力，而大宗商品價格對於台灣物價的影響力大幅提升：在國際金屬價格中，錫礦價格在未來預測不同期間被多次挑選，且排序有明顯往前的趨勢；貨幣總計數M1B在未來1個月的預測中排序第1，顯示該段期間導致通膨上升的主要因素可能與貨幣數量高度相關。除此之外，該段期間製造業產品

的躉售物價指數以及進口物價指數的資本用品對於國內通膨具有的影響，部分反映在供應鏈瓶頸與戰爭的雙重衝擊下，導致國產內銷的製造業生產價格上揚，並傳遞至終端消費。

(三) 小結

運用LASSO-EN-LARS方法在不同樣本期間估算影響台灣通膨的各項因素，可以得到以下發現：

1. 美國的總體經濟因素對台灣通貨膨脹具有顯著的外溢效果，尤其是在2014年以前的分段期間，其被挑選為重要的預測目標變數的頻率皆高。由於台灣為貿易導向的經濟體，除了美國為台灣的主要貿易對手以外，國內大部分的進出口商品多以美元計價，因此匯率與進口價格指數的變動將從進口端傳遞至國內物價的品項中。
2. 運用LASSO-EN-LARS的運用方法，

表4彙整不同分段期間與預測期數組合下之供給面變數占前30項被挑選為目標預測變數的比例。觀察供給面變數對於通膨的解釋占比，可發現各項大宗商品物價指數對於在各時期對台灣的通貨膨脹影響的頻率大多位於30%左右，顯示國內消費者物價深受進口物價變動的影響，不過不同期間影響程度略有不同。舉例而言，在2002年12月以前，供給面的變數被挑選的頻率皆超過50%，最高為63%；全球金融危機後的2008年1月至2013年12月期間，全球主要經濟體總合需求下降，國內物價的變動也受到信用緊縮與信心不足的影響，多項零售或批發業營業額指數對於台灣的通貨膨脹的預測重要性提高，導致供給面因素在篩選後對通膨的解釋占比下降。

表4 全樣本期間下供給面變數對通膨預測變數占比

分段樣本期間 \ 預測期數	1個月	3個月	6個月	9個月	12個月
全樣本時間	0.43	0.57	0.50	0.50	0.53
1991年1月至1996年12月	0.53	0.63	0.57	0.63	0.60
1997年1月至2002年12月	0.47	0.57	0.53	0.50	0.57
2003年1月至2007年12月	0.47	0.50	0.57	0.50	0.53
2008年1月至2013年12月	0.40	0.53	0.47	0.50	0.47
2014年1月至2019年12月	0.34	0.47	0.47	0.63	0.53
2020年1月至2022年9-h月	0.40	0.60	0.47	0.37	0.53

資料來源：研究團隊自行整理。

備註：h為滾動窗口的移動期數，h=1、3、6、9。

3. 2020年1月到2022年9月前各項大宗商品為主的供給面變數如金屬、穀物或食品、肥料等生產原料及能源類商品成為預測通膨的重要變數，供給面變數對於通膨解釋的占比再度上升，顯示供給面因素對於通膨的重要程度在此段期間再次增加。從各段期間的篩選變數略有差異的結果可知，在全球經濟生產與貿易的結構變動下，供給面因素在不同期間對台灣通膨造成不同的影響。本研究後續將結合上述機器學習的篩選方法與因子模型，進一步評估機器學習篩選後的預測表現。

二、以工業產出為目標變數的篩選結果

為增加樣本的資訊量，實務上在進行機器學習的篩選程序時，需仰賴較高頻率的資料，以提升整體模型的準確性。儘管實質GDP為衡量經濟產出的最佳指標，然而因該變數係屬季頻資料^{註6}，較低的統計頻率致使樣本頻率數量較少，以致可能影響後續預測的準確性。為了能即時捕捉產出受供給面因素的影響並提升資料的樣本數量，本文對於產出變動對供給面因素的評估，將以工業生產指數為要分析對象。

(一) 全樣本篩選結果說明

如同前節針對台灣通膨的篩選程序，本節同樣應用LASSO-EN-LARS方法在全樣本

的資訊下預測台灣工業生產成長率1個月、3個月、6個月、9個月與12個月挑選頻率最高的前30項重要目標預測變數，並將其中與供給面相關之變數以網底進行標註。相關篩選結果彙整於表5。

與預測通貨膨脹率的結果類似，美國部分的總體指標對於台灣的工業產出似乎具有相當程度的影響。在全樣本的各期預測中，美國的工業生產指數、消費者物價指數與貨幣總計數多落在工業生產變動預測排序的前十名內，側面反映作為台灣主要貿易夥伴夥伴的背景下，美國總體變數的具有外溢效果，進而影響台灣的通膨與產出。

在供給面因素方面，各項大宗商品價格類別在各期間被挑選為前30項的頻率約20%至30%左右；勞動成本變數中的「經常性薪資-工業及服務業」與「非農部門就業人數」在表5每個預測期間皆會被挑選，而煤礦、貴重金屬、原物料與其他原料等生產投入也是重要的目標預測變數。資本用品的進口物價指數在各期的預測也皆被挑選。由於工業生產指數係衡量工業發展與產出的重要指標，其調查產業主要係以礦業、製造業、水電燃氣及房屋建築業等為主，由此挑選結果顯示：進口生產投入與礦業、製造業等產業相關之主要原料對於產出變動具有重要影響。

除了原物料影響國內的產能的變化外，勞動市場變數如非農業就業部門人數與經常

性薪資－工業與服務業均為預測工業生產波動的重要變數，顯示就業市場的變化同樣是影響經濟產出的關鍵因素，從勞動投入的變動影響產出成長；另在躉售物價指數中，製造業產品價格在1至12個月的預測皆會被挑選為前15名。水電燃氣和農林漁牧業產品的

價格也幾乎會被挑選，但其排序不如對通貨膨脹的預測。土木工程價格指數在3個月至12個月期的預測也被挑選為重要的目標預測變數。電力(企業)總用電量在1個月和6個月的預測被挑選為重要的經濟產出預測指標。

表5 全樣本期間下預測工業生產指數成長率變數篩選結果

排序	1個月	3個月	6個月	9個月	12個月
1	非農業部門就業人數	美國消費者物價指數	非農業部門就業人數	貨幣總計數 M1B	進口物價指數 消費用品-非耐久
2	貨幣總計數 M1B	美國貨幣總計數 M2	貨幣總計數 M1B	非農業部門就業人數	非農業部門就業人數
3	經常性薪資-工業及服務業	美國工業生產指數	美國消費者物價指數	美國貨幣總計數 M2	美國工業生產指數
4	美國消費者物價指數	機車登記數	WPI_水電燃氣	美國工業生產指數	美國貨幣總計數 M2
5	美國工業生產指數	貨幣總計數 M1B	美國工業生產指數	狹義名目有效匯率指數	貨幣總計數 M1B
6	全體金融機構放款與投資	經常性薪資-工業及服務業	美國貨幣總計數 M1	美國消費者物價指數	美國貨幣總計數 M1
7	製造業存貨價值	美國貨幣總計數 M1	經常性薪資-工業及服務業	經常性薪資-工業及服務業	新台幣兌美元匯率 NTD/USD
8	進口物價指數消費用品-非耐久	非農業部門就業人數	汽車登記數	新台幣兌美元匯率 NTD/USD	美國消費者物價指數
9	美國貨幣總計數 M2	WPI_製造業產品	進口物價指數-資本用品	美國貨幣總計數 M1	WPI_製造業產品
10	新台幣兌美元匯率 NTD/USD	進口物價指數 消費用品-非耐久	美國貨幣總計數 M2	進口物價指數 消費用品非耐久	經常性薪資-工業及服務業
11	美國貨幣總計數 M1	大麥 (世界市場價格)	機車登記數	每百人汽車數	製造業存貨價值
12	進口物價指數-資本用品	汽車登記數	進口物價指數 消費用品-耐久	進口物價指數 資本用品	狹義實質有效匯率指數
13	機車登記數	WPI_水電燃氣	WPI_製造業產品	木材 (世界市場指數)	每百人汽車數
14	WPI_製造業產品	製造業存貨價值	全體金融機構放款與投資	WPI_水電燃氣	機車登記數

排序	1個月	3個月	6個月	9個月	12個月
15	每百人汽車數	進口物價指數-資本用品	製造業存貨價值	WPI_製造業產品	狹義名目有效匯率指數
16	錫 (世界市場價格)	進口物價指數 消費用品-耐久	進口物價指數 消費用品-非耐久	全體金融機構 放款與投資	全體金融機構 放款與投資
17	狹義實質有效 匯率指數	白金 (世界市場價格)	新台幣兌美元匯率 NTD/USD	製造業存貨價值	鋅 (世界市場價格)
18	汽車登記數	新台幣兌美元匯率 NTD/USD	煤炭_南非(世界市 場價格)	土木工程總指數	汽車登記數
19	進口物價指數 消費用品-耐久財	全體金融機構 放款與投資	每百人汽車數	進口物價指數 消費用品-耐久	鐵礦石 (世界市場價格)
20	WPI_水電燃氣	狹義名目 有效匯率指數	狹義名目 有效匯率指數	機車登記數	進口物價指數 消費用品-耐久
21	每百人機動車輛數	每百人汽車數	WPI_農林 漁牧業產品	汽車登記數	煤炭_南非 (世界市場價格)
22	狹義名目 有效匯率指數	其他食物 (世界市場指數)	錫 (世界市場價格)	狹義實質 有效匯率指數	進口物價指數- 資本用品
23	其他食物 (世界市場指數)	豆粕 (世界市場價格)	狹義實質 有效匯率指數	錫 (世界市場價格)	WPI_水電燃氣
24	大豆 (世界市場價格)	狹義實質 有效匯率指數	每百人機動車輛數	肥料 (世界市場指數)	土木工程總指數
25	電力(企業) 總用電量	WPI_農林 漁牧業產品	土木工程總指數	氯化鉀 (世界市場價格)	其他原料 (世界市場指數)
26	資通訊及 家電設備零售業	土木工程總指數	廣義實質 有效匯率指數	穀物 (世界市場指數)	WPI_土石及礦產品
27	其他原料 (世界市場指數)	其他原料 (世界市場指數)	木材 (世界市場指數)	原物料 (世界市場指數)	穀物 (世界市場指數)
28	白金 (世界市場價格)	每百人機動車輛數	電力 (企業)總用電量	其他食物 (世界市場指數)	其他食物 (世界市場指數)
29	煤炭_南非 (世界市場價格)	錫 (世界市場價格)	原物料 (世界市場指數)	資通訊及 家電設備零售業	WPI_農林 漁牧業產品
30	黃金 (世界市場價格)	肥料 (世界市場指數)	氯化鉀 (世界市場價格)	其他原料 (世界市場指數)	木材 (世界市場指數)

資料來源：研究團隊自行整理。

備註：供給面相關變數以網底進行標註。

在貨幣與信用指標方面，台灣的貨幣總計數M1B在1至12個月的預期中被挑選為預測目標變數的排序都在前5名，且金融機構的放款與投資在1個月至12個月期的產出波動預測皆被挑選頻率為前30名，反映信用與金融管道的相關變數對於工業生產的成長具有重要影響；在匯率、利率股價等金融指標方面，篩選結果顯示廣義或狹義的有效匯率指數對工業產出具有顯著影響；新台幣兌美元匯率在不同期的預測都會被挑選，顯示匯率的變動將改變工業生產中進口成本與出口報價，從而影響工業產出的變化。

除了上述因素以外，LASSO-EN-LARS方法的挑選結果亦篩選了一些其他不同面向對於產出波動的解釋程度：機車或汽車登記數在1個月至12個月的預測中，被挑選的頻率都在前30名；製造業存貨價值在各期的預測大多被挑選在前15名。資通訊及家電設備零售業在1個月和9個月期的預測中被挑選。

(二) 分段樣本篩選結果說明

參考針對通膨篩選程序的步驟，供給面因素在不同期間對產出可能造成不同的影響，本文參考前節設定將時間區間分成六組，並運用LASSO-EN-LARS方法篩選後彙整於表。相關結果說明如下：

1. 相較於2000年後，1991年1月至1996年12月期間台灣經濟成長相對快速時期，且在此期間6個月期預測所挑選出來的變數皆顯示美國總體經濟變數如消費者物價指數、M1與M2對於台灣的工業產出均有顯著的影響。細探美國總體經濟變數在該段期間對台灣具有顯著影響的原因，主要是因為美國於該段期間為台灣的主要貿易對手國與直接投資來源國。根據經濟部投資審議委員會核准之外來直接投資統計資料，1952年至2001年底，美國是我國最重要的外人直接投資來源國，占我國所有外國人直接投資之23.9%，且對美出口貿易占台灣總體出口近50%，因此美國各項變數於此期間與台灣的工業產出具有較高的連動性；在供給面變數方面，躉售物價指數、大宗商品價格與就業等對工業產出亦具有較高的影響力。在此期間供給面變數被挑選的占比大約為63%，而勞動市場中的非農業就業人數與經常性薪資亦是影響工業生產的重要指標，在該期間挑選的頻率分別為位於預測模型的第1名與第4名。

表6 分段樣本期間下預測未來6個月工業生產篩選結果

期間 排序	1991 1996	1997 2002	2003 2007	2008 2013	2014 2019	2020 2022
1	非農業部門 就業人數	進口物價指數- 資本用品	汽車登記數	WPI_水電燃氣	貨幣總計數 M1B	貨幣總計數 M1B
2	美國消費者 物價指數	經常性薪資- 工業及服務業	美國貨幣 總計數M1	貨幣總計數 M1B	非農業部門 就業人數	進口物價指數- 資本用品
3	美國貨幣 總計數M1	貨幣總計數 M1B	WPI_水電燃氣	土木工程 總指數	美國工業 生產指數	廣義實質 有效匯率指數
4	經常性薪資- 工業及服務業	每百人汽車數	每百人汽車數	製造業 存貨價值	廣義實質 有效匯率指數	金融業 隔夜拆款利率
5	美國貨幣 總計數M2	美國消費者 物價指數	美國工業 生產指數	非農業部門 就業人數	機械器具 批發業	汽車登記數
6	WPI_製造業 產品	WPI_水電燃氣	貨幣總計數 M1B	氯化鉀 (世界市場價格)	汽車登記數	非農業部門 就業人數
7	美國工業 生產指數	每百人 機動車輛數	美國消費者 物價指數	美國消費者 物價指數	葵花籽油 (世界市場價格)	製造業 存貨價值
8	進口物價指數 消費用品- 非耐久	油與膳食 (世界市場指數)	每百人 機動車輛數	機車登記數	WPI_水電燃氣	全體金融機構 放款與投資
9	進口物價指數- 資本用品	全體金融機構 放款與投資	機車登記數	廣義實質有效 匯率指數	全體金融機構 放款與投資	其他食物 (世界市場指數)
10	非能源 (世界市場指數)	美國工業 生產指數	經常性薪資- 工業及服務業	美國工業 生產指數	美國消費者 物價指數	其他原料 (世界市場指數)
11	進口物價指數- 消費用品-耐久	非農業部門 就業人數	WPI_製造業 產品	文教娛樂用品- 零售業	錫 (世界市場價格)	煤炭_南非 (世界市場價格)
12	狹義名目 有效匯率指數	汽車登記數	非農業部門 就業人數	機械器具 批發業	重貼現率	鋁 (世界市場價格)
13	其他原料 (世界市場指數)	建築工程 總指數	WPI_農林 漁牧業產品	煤炭_南非 (世界市場價格)	木材 (世界市場指數)	每百人汽車數
14	煤炭_南非 (世界市場價格)	農業 (世界市場指數)	穀物 (世界市場指數)	燃料及相關 產品批發業	製造業 存貨價值	機車登記數
15	農業 (世界市場指數)	煤炭_南非 (世界市場價格)	狹義名目 有效匯率指數	藥品、醫療用 品及化粧品 批發業	美國貨幣 總計數M2	原物料 (世界市場指數)

資料來源：研究團隊自行整理。

備註：供給面相關變數以網底進行標註。

2. 表6第二欄彙整1997年1月到2002年12月區間所挑選出來的前15項未來6個月的預測目標變數。由於該段期間經歷亞洲金融風暴、美國科技泡沫與台

灣本土性金融危機，該段期間經濟成長疲軟，亦連帶影響國內工業產出。此段期間全球經濟的波動也造成美國各項總體變數對產出影響下降，美國

消費者物價指數自前一期的第2名降至第5名，貨幣總計數的影響則排至15名以外。在供給面因素方面，進口物價指數中的資本用品在此段期間被挑選為預測產出波動的頻率排序第1，而工業及服務業的經常性薪資被挑選的排序第2；躉售物價指數中的水電燃氣價格對該期間的產出變動率具有影響，且建築工程總指數在此期間亦與產出變動率有關。除此之外，台灣的M1B變數在此期間對台灣產出波動也有相當的影響力，其排名為第3名。美國的消費者物價指數與工業生產指數的排名在前10名。從篩選角度來看，其走勢對台灣的工業產出似乎有一定的重要性。剛性需求指標中的汽車與機動車輛相關變數亦被挑選為重要預測目標變數。

3. 2003年1月至2007年12月為經濟表現相對平穩時期。表6的第三欄位彙整該段期間前15項前預測未來6個月通膨的重要變數。根據此期間的篩選結果，美國貨幣總計數M1B、消費者物價指數與工業生產指數對於台灣工業生產成長率的預測具有顯著影響力。供給面變數中，躉售物價指數中的水電燃氣、製造業產品與農林漁牧業產品及大宗商品的穀物對於產出具有較高的影響效果；勞動市場指標的非農

業就業人數與經常性薪資均在該段期間對於產出波動具有相當的影響力。

整體而言，供給面變數被挑選的比例之占比約為模型中的53%。

4. 根據前節說明，2008年1月至2013年12月期間因適逢全球金融危機與歐債危機，需求面變數對通貨膨脹的預測的重要程度上升。表6的第四個欄位彙整該期間影響產出成長率的重要變數排序，並運用相同方法篩選影響工業產出的重要變數，可發現需求面對於產出成長的程度明顯增加：除機車登記數外，多項批發或零售業營業額被挑選為預測目標變數，如燃料及相關產品批發業、機械器具批發業、文教娛樂用品-零售業營業額藥品、醫療用品及化粧品批發業等。此外，製造業存貨價值排名第4名，顯示在該段期間存貨價值的變動對工業產出具有較強的影響效果。在供給面方面，躉售物價指數內的水電燃氣項目被挑選的頻率為第1名；部分大宗商品價格的變化仍然影響產出波動，如氯化鉀與煤炭的世界價格。在此時間區間，供給面變數被挑選為預測目標變數的頻率下降至33%。
5. 2014年1月至2019年12月期間全球經濟回穩，在大宗商品價格變動幅度較小的背景下，供給面變數被挑選的比

率降至約33%。被挑選的頻率排序最高的前三位分別為台灣的貨幣總計數M1B、非農業部門就業人數排序第2名；排序第3為美國工業生產指數。由於該段期間適逢全球經濟低利率、低物價與低成長的期間，供給面變數除了躉售物價指數的水電燃氣項目以外，僅有國際大宗商品的葵花油、錫礦與木材對於國內工業產出具有較高的影響。最後，國內金融與信用面的相關變數如全體金融機構放款與投資、重貼現率對產出波動也有重要影響。

6. 表6的第六欄彙整2020年1月到2022年9月期間影響預測6個月產出成長率的重要變數排序。在疫情與國際地緣政

治如俄烏戰爭、美中貿易衝突的影響下，全球情勢不穩定與地緣政治風險指標也被挑選為預測產出變動的重要變數之一，在變數篩選結果升至第30名。在供給面變數方面，這段期間對於工業產出成長的影響較2014-2019年的分段期間大幅增加至47%，國際大宗商品價格對於工業產出的影響力也有所提升：世界價格中的其他食物、其他原料、原物料、煤炭、多項重金屬、天然氣指數等變數於篩選模型中排序大幅往前。在上述變數的影響下，美國各項經濟指標被挑選為預測目標變數的頻率則明顯下降，美國相關變數均落於篩選變數的15名以外。

表7 全樣本與分段樣本期間供給面變數對工業生產預測變數占比

分段樣本期間 \ 預測期數	1個月	3個月	6個月	9個月	12個月
全樣本時間	0.43	0.47	0.43	0.47	0.50
1991年1月至1996年12月	0.63	0.67	0.53	0.67	0.63
1997年1月至2002年12月	0.43	0.50	0.53	0.47	0.50
2003年1月至2007年12月	0.47	0.43	0.4	0.47	0.47
2008年1月至2013年12月	0.23	0.30	0.33	0.43	0.47
2014年1月至2019年12月	0.27	0.37	0.33	0.43	0.47
2020年1月至2022年9-h月	0.37	0.47	0.47	0.50	0.40

資料來源：研究團隊自行整理。

備註：h為滾動窗口的移動期數，h=1、3、6、9。

(三) 小結

本節以LASSO-EN-LARS方法在六個樣本期間挑選預測台灣工業生產的重要目標變

數。由於台灣為貿易導向的經濟體，因此各類原物料的進口價格與匯率變動對產出變動具有重要的預測能力。變數排序結果發現：

與預測台灣通貨膨脹的篩選結果相似，2020年以前美國總體經濟因素對台灣通貨膨脹具有外溢效果，尤其是在2014年以前的區間；2020-2022年受疫情與國際不確定因素影響，但台灣疫情控制良好，美國總體相關變數始對台灣工業產出的影響程度下降。

表7彙整全樣本與不同分段期間在不同預測組合期數下，前30項挑選為產出成長率的預測目標變數的比例。在2002年12月中國加入WTO之前，供給面變數對工業產出預測的被挑選頻率皆超過40%，最高的期間為1991年1月至1996年12月間，為63%至67%。不過隨著全球經濟情勢的轉變，台灣部分產業在「台灣接單，海外生產」的營運模式下，供給面變數對工業生產預測的被挑選的頻率占比下降，供給面變數於2003年1月至2007年12月對工業產出未來1個月的預測占比約略回升自47%。自2008全球金融危

機後自2019的十年間，全球經濟仍處在低成長陷阱(low growth trap)的全球經濟陷入投資不足、低信心、低成長、低通膨的長期停滯(secular stagnation)中，致使供給面變數對台灣工業產出影響占比明顯下降，最低為在2008年1月至2013年12月1個月期預測的23%，並於2014年1月至2019年約略回升至27%。然而，2020年1月到2022年9月在疫情與國際地緣政治如俄烏戰爭、美中貿易衝突的影響下，全球情勢不穩定與地緣政治風險使供給面因素對台灣工業產出影響占比上升，其6個月期的占比升至47%。從各段期間的篩選變數具有差異的結果可知，在全球經濟生產與貿易的結構變動下，供給面因素在不同期間對台灣通膨與產出亦造成不同的影響。以下將結合上述機器學習的篩選方法與因子模型，進一步以因子模型分別評估機器學習篩選後通膨與產出的預測表現。

肆、樣本外預測

一、預測方法與預測能力估計

根據前節篩選的重要目標預測變數結果，本節將在前一節運用LASSO-EN-LARS的篩選變數的基礎，運用Stock and Watson (2002)的擴散指數模型(Diffusion Index model)進行預測。根據Boivin and Ng (2006)與Bai and Ng (2008)的研究先後發現，進行因子估計前若事先篩選出具有良好預測能力

的因子子集，將能比傳統擴散指數(Diffusion Index)方法顯著提高預測表現。以下將分別介紹擴散指標的建構及供給面因子對於通膨與工業產出影響的實證步驟及結果。

首先，假定 $\hat{x}$ 與 $\hat{x}_{ns}$ 分別為前一節利用LASSO-EN-LARS挑選出來的30個目標預測變數與不含供給面變數的資料，並運用主成分分析(principal component analysis (PCA))

將挑選出來的30個目標預測變數形成解釋因子，並建構以下關係式：

$$\hat{X} = \hat{\lambda}F(\hat{X}) + \hat{\epsilon}$$

$$\hat{X}_{ns} = \hat{\lambda}_{ns}F(\hat{X}_{ns}) + \hat{\epsilon}_{ns}$$

其中 $\hat{\lambda}$ 和 $\hat{\lambda}_{ns}$ 分別是涵蓋供給面與不涵蓋供給面的因子負載相量(factor loading)； $\{F(\hat{X}), \hat{\epsilon}\}$ 、 $\{F(\hat{X}_{ns}), \hat{\epsilon}_{ns}\}$ 為上述兩類變數集合的因子向量及誤差項。若 $\hat{\epsilon}$ 與 $\hat{\epsilon}_{ns}$ 假定為 i.i.d 常態分配，則可直接採用普通最小平方迴歸估計 $F(\hat{X})$ 與 $F(\hat{X}_{ns})$ 的數值。

完成 $F(\hat{X}_{ns})$ 與 $F(\hat{X}_{ns})$ 的估計程序後，下一步驟即運用此指標針對特定變數 y (通膨、產出成長率)進行未來 h 期的預測，利用樣本內的資料以 y_{t+h} 對常數項與當期因子向量 F_t 及其落後期 $F_{t-1}, \dots, F_{t-p}$ 進行迴歸，得到預測模型的一般型式：

$$y_{t+h} = \alpha + \sum_{p=0}^P \beta_p F_{t-p} + \varepsilon_{t+h}$$

根據上述設定，本文參考Stock and Watson (2002)與Falagiarda and Sousa (2017)，採用僅一個因子且沒有其滯後項的預測模型作為檢測模型。涵蓋與未涵蓋供給面因子之模型分別表示如下：

$$Y_{t+h}^h = \alpha + \beta F(\hat{X}) + \sum_{j=1}^4 r_j y_{t-j} + \varepsilon_{t+h} \quad (4)$$

$$Y_{t+h}^h = \alpha + \beta_{ns} F(\hat{X}_{ns}) + \sum_{j=1}^4 r_j y_{t-j} + \varepsilon_{t+h} \quad (5)$$

最後，參考Falagiarda and Sousa (2017)的

分析程序，本文進一步利用遞迴法(recursive scheme)分別探討全樣本及1991年1月至2022年9月與六個分期子樣本的預測^{註7}。

上述的方法相較傳統文獻上的預測方法具有以下優點：首先，運用擴散指標能夠萃取眾多變數間蘊含的重要資訊，同時避免聯立方程式模型可能產生的模型誤設與認定上的困難。除此之外，根據Boivin and Ng (2006) 與Bai and Ng (2008) 的研究指出，透過事前以機器學習篩選重要變數，將提升傳統擴散指數預測表現。

為了驗證被挑選的預測變數與被挑選的供給面變數能顯著提升預測能力，本文以自我迴歸模型(Autoregression model(AR))的預測表現為基準模型(Benchmark model)：

$$y_{t+h}^h = r_0 + \sum_{j=1}^4 r_j y_{t-j} + \varepsilon_{t+h} \quad (6)$$

同時針對不同領先期數 h 與分段期間比較基準與本文模型的相對均方差RMSE(relative mean-squared error)估計，定義如下：

$$RMSE(method) = \frac{MSE(method)}{MSE(AR(4))},$$

$$MSE(method) = \frac{RSS(method)}{\text{樣本數}}$$

並利用Diebold-Mariano (DM)比較篩選後的因子模型預測結果是否顯著優於基準模型。以下將分別論述通膨與產出成長率在不同期間、不同期數的預測表現。

表8 全樣本與分段樣本期間通膨預測篩選結果比較

(1) $F(\hat{X})$					
預測期數 樣本期數	1	3	6	9	12
全樣本	0.968	0.927	0.956	0.969	0.997
1991:1-1996:12	0.942	0.977	0.965	0.957	1.004
1997:1-2002:12	0.940	0.925	0.972	0.980	1.001
2003:1-2007:12	0.955	0.973	0.957	0.972	0.994
2008:1-2013:12	0.953	0.949	0.990	0.973	0.997
2014:1-2019:12	0.967	0.983	0.990	0.979	0.999
2020:1-2022:9-h	0.967	0.949	0.977	0.978	0.999

(2) $F(\hat{X}_{ns})$					
預測期數 樣本期數	1	3	6	9	12
全樣本	0.969	0.983	0.996	0.982	0.994
1991:1-1996:12	0.975	0.983	0.985	0.983	1.000
1997:1-2002:12	0.966	0.984	0.985	0.971	0.995
2003:1-2007:12	0.970	0.982	0.992	0.975	0.994
2008:1-2013:12	0.968	0.982	0.990	0.973	0.997
2014:1-2019:12	0.967	0.983	0.990	0.979	0.999
2020:1-2022:9-h	0.967	0.984	0.993	0.978	0.999

資料來源：研究團隊自行整理。

備註1：淺色網底代表DM檢定下，篩選後的模型優於基準模型。

深色網底代表DM檢定下，篩選後模型同時優於基準模型與排除供給面變數的因子模型。

備註2：h為滾動窗口的移動期數，h=1、3、6、9。

二、預測結果說明

(一) 通貨膨脹率樣本外的預測結果

表8(1)、(2)分別彙整篩選後因子模型與基準模型在不同期數與分段期間的相對均方差結果，其中 $F(\hat{X})$ 與 $F(\hat{X}_{ns})$ 分別為挑選出來的30個目標預測變數因子與排除供給面的變數的因子集合預測整理。此外，表8淺色網底標註該期間的預測在DM檢定下顯著優於基準模型；深色網底則表示篩選後模型除了優於基準模型外，亦顯著優於排除供給面變數 $\hat{X}_{ns}$ 的因子模型預測。預測結果顯示：在1991年1月至2022年9月間，各模型在1個

月期的預測皆顯著優於基準模型，不過隨著預測期間拉長，預測效果顯著下降：至12個月時，全樣本與分段樣本均無顯著優於基準模型AR(4)的預測表現。

除此之外，表8(2)彙整排除供給面因子後相較AR(4)預測的RMSE結果。對照表8(1)的結果可發現：排除供給面因子後，模型的預測的表現力顯著降低，對於AR(4)的預測轉為較不顯著。由此可知包含供給面因子之變數 $F(\hat{X})$ 在全樣本與分段樣本期間在短期能提升對預測通膨的準確程度，不過隨預測期數拉長逐漸轉為不顯著；移除供給面因子後，原模型的預測表現顯著下降，全樣本與部分分

段樣本預測在DM檢定下轉為不顯著。

(二) 產出成長率樣本外的預測結果

表9(1)、(2)彙整工業產出成長率在的因子模型與基準模型(AR(4))針對未來預測RMSE後採用DM檢定的結果。如同先前設定，本文分別考慮包含與未包含供給面資訊下的因子預測結果，以此比較供給面變數的存在是顯著提升預測工業產出變動在不同期間、不同期數的預測績效。

根據表9(1)的結果，在DM檢定下，除了對未來3個月與12個月未產生顯著的預測績效以外，其他估計期數在包含供給面因子後對於預測均有一定的提升：包含供給面因子在

全樣本及分段樣本的未來1個月的預測表現顯著優於基準模型；2008年1月至2019年12月兩段期間的未來1個月與6個月預測績效亦優於未包含供給面因子 $F(\hat{X}_{ns})$ 的預測結果。

此外，進一步觀察表9(2)中 $F(\hat{X}_{ns})$ 相對基準模型的DM檢定結果，並與表9(1)的結果對照，可以得到以下發現：

1. 不同於表8的預測通膨結果，2020年以前 $F(\hat{X})$ 與 $F(\hat{X}_{ns})$ 對於基準模型在分段期間預測績效的差異並不大，顯示此段期間供給面因素的變化對於工業生產指數影響相對於國內通膨的影響較小。

表9 全樣本與分段樣本期間工業生產預測篩選結果比較

(1) $F(\hat{X})$					
預測期數 樣本期數	1	3	6	9	12
全樣本	0.950	0.915	0.899	0.922	1.006
1991:1-1996:12	0.956	0.928	0.926	0.931	1.003
1997:1-2002:12	0.959	0.917	0.922	0.936	0.998
2003:1-2007:12	0.960	0.915	0.925	0.932	1.006
2008:1-2013:12	1.094	0.932	0.906	0.938	1.005
2014:1-2019:12	0.952	0.937	0.919	0.926	1.004
2020:1-2022:9-h	0.952	0.920	0.919	0.926	1.003

(2) $F(\hat{X}_{ns})$					
預測期數 樣本期數	1	3	6	9	12
1982:4-2022:9-h	0.956	0.914	0.902	0.930	1.015
1991:1-1996:12	0.956	0.926	0.924	0.940	1.013
1997:1-2002:12	0.960	0.916	0.921	0.949	1.005
2003:1-2007:12	0.959	0.918	0.922	0.920	1.005
2008:1-2013:12	1.107	0.939	0.927	0.945	1.003
2014:1-2019:12	0.954	0.943	0.903	0.908	0.999
2020:1-2022:9-h	0.995	0.922	0.949	0.9223	1.007

資料來源：研究團隊自行整理。

備註1：淺色網底代表DM檢定下，篩選後的模型優於基準模型。

深色網底代表DM檢定下，篩選後模型同時優於基準模型與排除供給面變數的因子模型。

備註2：h為滾動窗口的移動期數，h=1、3、6、9。

2. 比較表9(1)與表9(2)於分段期間2020年1月至2022年9月的預測結果可發現：若排除供給面因子的影響， $F(\hat{\chi}_{ns})$ 的預測結果在DM檢定並無顯著優於AR(4)的預測結果，不過加入供給面因子 $F(\hat{X})$ 則轉為顯著，顯示在該段期間的供給面因素中，各類原

物料的世界價格如食物、煤炭、金屬等對於國內的工業產出具有相當重要的影響程度。此一檢定結果亦隱含在疫情與國際地緣政治衝突如俄烏戰爭、美中貿易衝突對原物料供應鏈的衝擊下，將顯著影響國內工業生產的經濟表現。

伍、結 論

本計畫為運用機器學習模型篩選各種影響通膨與產出波動因素的嘗試研究，利用各類總體數據資料，評估近三十年來供給面因素變化對台灣通膨與產出的影響，並比較疫情前後影響通膨與產出因素的差異。

自2021年以來，由於全球供應鏈瓶頸尚未自疫情後完全緩解，加以地緣政治衝突的影響，主要經濟體的物價在多呈明顯上揚趨勢，其通膨與產出走勢與2008年全球金融危機後的十年間有顯著不同的變化：此波通膨走勢始於2020年COVID-19疫情實施邊境管制，造成供給面短缺、航運延誤且運輸價格飆升；2022年俄烏戰爭更進一步推升能源與多項原物料價格，加以2018年以來的美中貿易衝突，更從生產端對全球經濟造成重大的影響。在上述的背景下，台灣2022年通膨率亦上升至2.95%，為2009年以來新高；原物料的短缺與供應鏈重組的不確定性亦影響台灣出口成長，使台灣經濟成長率自2021年的

6.62%降至2022年的2.59%。為評估自疫情以來供給面因子對通膨與產出變動的影響，並比較此段期間與過去各段期間影響通膨與產出的關鍵因素，也成為本次計畫的主要研究動機。

近十年來，因電腦運算技術與資料儲存技術的發展，機器學習及處理大量數據成為當前實證分析與統計預測的主流，並應用於總體經濟預測與金融相關領域，為學術界及政策機構提供了新的觀點與分析工具。運用機器學習預測的優勢，在於透過大量的資料集訓練尋找各變數的關係。這樣的模型在母體樣本資料夠大、參數未變化的前提下，能夠有效提升預測能力。考量到全球經濟生產結構與分工近三十年來曾出現數次結構性改變，供給面因素在不同期間對台灣通膨與產出波動亦造成不同的影響。本研究分別以LASSO-EN-LARS方法檢測不同期間供給面變數對於台灣通貨膨脹與產出的影響程度，

利用預測目標變數形成的因子進行樣本外預測，並探討供給面因素的預測表現。運用LASSO-EN-LARS方法的主要發現如下：

1. 若以全樣本為樣本期間，篩選最高前30項頻率最高變數中，供給面變數對於國內通膨與工業產出的比例約占40%以上，且供給面因素對通膨的占比略高於對於工業產出的占比，顯示供給面因素對於國內通膨與工業產出具有相當程度的影響力。換言之，當供給面受到衝擊時，將會透過國內的產銷供應鏈傳遞至物價與工業生產。
2. 除了供給面因素外，美國的總體經濟因素對台灣通膨與工業生產也具有顯著的外溢效果。不過若以分段期間進行分析，則影響程度略有不同。2020年以來在疫情與國際不確定因素與供應鏈瓶頸的背景下，供給面因素對通膨與工業產出的影響程度明顯增加。
3. 將挑選的目標預測變數經過主成分分析(PCA)形成因子，進行樣本外的通膨與產出成長率預測並與基準模型進行比較，可以發現：除了3個月的預測結果表現較為不佳外，經過篩選後形成的因子的預測結果顯著優於基準模型，同時1個月、6個月與9個月含有供給面因子的預測結果，亦大多優

於不含供給變數的預測結果。換言之，當供給面的變數被挑選頻率增加時，在短期預測中能夠提升預測績效，顯示供給面變數對於通膨與產出的影響程度。

由於本計畫為首次使用機器學習方法檢定供給面因素對於通膨與產出的影響，在模型的設定上仍有一些限制與改進的部分。首先，本計畫以先驗方式認定總體數據集中的躉售物價指數、國際原物料價格等變數為供給面因數。儘管上述設定符合我國小型開放經濟的特性與主計總處的相關定義，對於供給面變數的相關統計認定值得未來進一步更深入研究；其次，本計畫將1991年至2022年期間拆為六個分段子期間，以此評估不同期間影響通膨的關鍵因素。換言之，本模型已先驗假定整體資料結構具有時變預測性(time-varying predictability)，即不同期間的整體資料產生過程(Data Generating Process)有所不同。在上述猜測下，本計畫依據歷史事件預設不同期間的資料已存在結構變動(structural change)，針對各期間進行分段評估。如何統計從上針對各期間的結構改變進行變點偵測(change point detection)並探討供給面衝擊對通膨與產出的影響，亦值得進行後續之研究。

附 註

- (註1) 2000年以前台灣油品價格係以經費率審議委員會審查後之油價公式作為調價之依據。自2000年9月台塑石化進入油品市場後，隨即取消該油價訂價公式，詳洪士庭(2019)。
- (註2) LASSO-EN-LARS結合收縮模型中的最小絕對值收斂和選擇算子(LASSO)、彈性網路(Elastic Net，簡稱為EN)與最小角迴歸(LARS)方法，挑選並排列具有預測價格能力的目標預測變數。
- (註3) 本文利用ADF (augmented Dickey-Fuller)方法進行單根檢定，並根據其結果以取對數或進行一次或二次差分以得定態的時間序列。大部分原始資料多使用與前期取對數差值(delta log)，來降低不同預測變數間單位不同所造成的差異與干擾，其他少部分已去單位化的預測變數，將採取與前期相差值(delta level)作為其觀察值。經由資料處理後，最終資料觀測期將減少為1982/02至2022/09共488筆觀測值。
- (註4) 部分變數具有季節性的變化特性，不過根據測試，季調後資料與為季調資料對篩選結果似乎影響不大，因此本計畫仍採用未季調的資料進行分析。
- (註5) 分組滾動視窗，將對每組時間分段往回延伸72期做為滾動視窗分析範圍；其作法將使得每組時間段的起點為該時間段的第一滾動視窗的訓練資料的結束點，以此方式持續滾動，使得該時間段的終點成為最後一組滾動視窗的訓練資料的結束點。例如，當我們考慮時間區間1991M1-1996M12，那麼該時間區間構成的第一滾動視窗 $W_1 = [1985M1, 1991M1]$ 、第二滾動視窗 $W_2 = [1985M2, 1991M2]$ 、...、 $W_{end} = [1991M12, 1996M12]$ 。
- (註6) 由於編算國民所得毛額(GDP)須參考大量企業面之調查資料，在企業會計作業慣例以季報為主的背景下，主要國家GDP統計均以「季」為資料期間，並配合政府各項經濟統計指標之編布期程。
- (註7) 在遞迴法的預測中，樣本內資料皆使用1985年1月至1990年12月，再向後遞迴估計樣本外資料。

參考文獻

中文文獻

- 洪士庭 (2019), 「中油公司油價浮動調整機制」, 主計月刊, 第758期, 頁48-52。
- 陳虹均、郭炳伸與林信助 (2012), 「能源價格衝擊與台灣總體經濟」, 台灣經濟預測與政策, 第42卷第2期, 頁1-36。
- 梁啟源 (2009) 「能源價格波動對國內物價與經濟活動的影響」, 中央銀行季刊, 第31卷第1期, 頁9-33。
- 黃宗煌、陳谷汎與林師模 (2006), 「國際油價上漲的經濟影響評估」, 台灣經濟論壇, 第4卷第6期, 頁1-46。

英文文獻

- Bai, J., and Ng, S. (2008), "Forecasting economic time series using targeted predictors", *Journal of Econometrics*, Vol.146, pp.304–317.
- Blinder, Alan S. and Jeremy B. Rudd, (2013), "The Supply-Shock Explanation of the Great Stagflation Revisited", *NBER Chapters*, in: *The Great Inflation: The Rebirth of Modern Central Banking*, pp.119-175.
- Boivin, Jean and Ng, Serena (2006), "Are more data always better for factor analysis? ", *Journal of Econometrics*, Vol. 132(1), pp.169-194.
- Bulligan, G., Marcellino, M. and Venditti, F. (2015), "Forecasting economic activity with targeted predictors", *International Journal of Forecasting*, Vol. 31(1), pp.188-206.
- Efron, B., Hastie, T., Johnstone, I., and Tibshirani, R.(2004), "Least angle regression", *The Annals of Statistics*, Vol. 32(2), pp. 407-451
- Falagiarda, M., and Sousa, J.(2017), "Forecasting Euro Area Inflation Using Targeted Predictors: Is Money Coming Back?", *ECB Working Paper*, No. 2015.
- Manescu, C. and Van Robays, I. (2014), "Forecasting the Brent Oil Price Addressing Time-Variation in Forecast Performance", *ECB Working Paper Series*, No. 1735.
- Miao, H., Ramchander, S., Wnag, T., and Yang, D.(2017), "Influential Factors in Crude Oil Price Forecasting", *Energy Economics*, Vol. 68, pp.77-88.
- Stock, J. H. and Watson, M. W. (2002), "Forecasting using principal components from a large number of predictors", *Journal of the American statistical association*, Vol. 97(460), pp.1167-1179.
- Stock, J. H. and Watson, M. W. (2016), "Dynamic factor models, factor-augmented vector autoregressions, and structural vector autoregressions in macroeconomics", *Handbook of macroeconomics*, Vol. 2A.
- Teng, Kai-Fang and Ching-Yi Lin, (2021), "Analyzing Forecasting Properties and Driving Forces of Crude Oil Prices in a Data-Rich Environment", *working paper*.
- Zou, H. and Hastie, T.(2005), "Regularization and Variable Selection Via the Elastic Net", *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, Vol.67(2), pp.301–320.

The dynamic impact of supply shocks on price and output fluctuations: A empirical study in Taiwan*

Ching-Yi Lin** and Wei-Yi Chiu***

Abstract

This paper attempts to use data dimension reduction, a method commonly used in machine learning models, to select top predictors that affect Taiwan's inflation and output growth and to evaluate the impact of supply-factors on fluctuations in prices and industrial output. The study finds that supply-side variables account for a high proportion of changes in inflation and industrial output in Taiwan, and the impacts of such variables on inflation and industrial output have increased significantly after the outbreak of the a global pandemic in 2020. In addition, international external factors, especially the macroeconomic variables related to the United States, have significant spillover effects on Taiwan's inflation and output changes. This result confirms the view that most of the driving factors for inflation in Taiwan come from imported inflation. This study further uses the target predictors selected by the shrinkage methods to conduct out-of-sample forecasts. Empirical results show that when the frequency of selection of supply-side variables increases, it can improve the short-term out-of-sample forecasting ability of inflation or output growth.

Keywords: supply shocks, inflation, fluctuations, target predictors

JEL classification code: C53, E31, E37, E58, P44

* The views expressed in this paper are those of the author(s) and do not necessarily reflect the position of the Central Bank of the Republic of China (Taiwan). Any errors or omissions are the responsibility of the author(s).
** Professor of Department of Economics, National Tsing-Hua University
*** PhD Candidate at Department of Mathematics, National Tsing-Hua University

