萃取金融變數預測臺灣經濟成長–
MIDAS 與 GaR 模型之應用

經濟研究處

蔡釗旻

2021 年 12 月

萃取金融變數預測臺灣經濟成長–MIDAS 與 GaR 模型之應用

摘要

本文採用多個不同設定的混合頻率資料抽樣（mixed–data sampling, 以下簡稱 MIDAS）模型，對 2000 年第 1 季至 2019 年第 4 季的經濟成長率進行樣本內預測，以及對 2020 年第 1 季至 2021 年第 1 季做樣本外預測，並試圖預測 2021 年第 2 季的經濟成長率。另外，不同於 MIDAS 模型的點預測，參考 Adrian et al. (2016)，評估未來經濟成長風險值（growth at risk，以下簡稱 GaR），並量化經濟成長的下行風險，同時，觀察經濟成長隨時間推移的下行風險變化。實證結果茲說明如下：（1）藉由 MIDAS 模型萃取高頻變數隱含之訊息，能夠準確地捕捉經濟成長的軌跡。另輔以因子模型擷取多個相關的金融變數與高頻經濟變數之資訊，有助於提升預測準確性。（2）在 2021 年第 1 季的時間點下，預測未來 4 季後（2022 年第 1 季）的臺灣經濟成長率約 2.9%的可能性最高。整體而言，未來 4 季後之臺灣經濟成長率超過 4%的機率約 29.3%；呈正成長可能性相當高，機率約 96.8%。在下行風險方面，未來經濟為負成長的可能性相當低，機率約 3.2%。

關鍵詞：混合不同頻率的資料抽樣（MIDAS）模型、經濟成長風險值（GaR）、分量迴歸

JEL 分類代號：C22、C53、E17、E37、G17

目 次

壹、前言 1

貳、文獻回顧 2

一、MIDAS 模型預測經濟成長之文獻 2

二、GaR 分析之文獻 3

參、方法論 5

一、混合頻率資料抽樣（MIDAS）模型 5

二、經濟成長風險值（GaR） 7

肆、資料變數說明與實證結果 10

一、資料變數說明 10

二、MIDAS 模型之估計結果 15

三、GaR 之估計結果 18

伍、結論與建議 23

一、結論 23

二、建議 24

參考文獻 25

圖 目 次

圖 1、MIDAS 模型之加權函數型式.....7

圖 2、經濟成長率、出口與進口年增率走勢圖.....12

圖 3、經濟成長率與金融情勢走勢圖.....15

圖 4、各模型之樣本外預測情形及其經濟成長率預測數 17

圖 5、不同分量下，領先 1 季經濟成長率的模型配適結果 18

圖 6、不同分量下，領先 4 季經濟成長率的模型配適結果 19

圖 7、領先 1、4 季下，金融情勢估計係數之變動情形 20

圖 8、樣本期間內，各季之條件經濟成長率分配.....21

圖 9、在 2021 年 Q1 時間點下，預測未來 4 季後的經濟成長率分配.22

表 目 次

表 1、模型變數與資料來源_MIDAS 11

表 2、單根檢定_MIDAS 12

表 3、模型變數與資料來源_GaR.....14

表 4、單根檢定_GaR.....14

表 5、Granger 因果關係檢定.....15

表 6、樣本外預測誤差_MIDAS 17

表 7、樣本外預測_GaR 22

壹、前言

為什麼要預測？對家計部門而言，若能預測未來工資，便能決定要提供多少勞動力與儲蓄多少。對企業而言，選擇投資時機、投資金額以及如何融資等（資本結構決策），此取決於其對未來現金流量、潛在投資、未來股價與利率等因素的預測。對進、出口商而言，其會根據當前經濟情況與匯率預測來決定採購或銷售計畫。對央行而言，預測關鍵總體經濟變數的未來路徑，如通膨、產出等，以制定適當的貨幣政策，穩定物價、穩定金融，並協助經濟成長。由此可知，不論對何者而言，預測均為一門相當重要的課題。

以往受限於資料公布頻率不同，即時預測（nowcasting）有其難度，惟 Ghysels et al. (2004)提出 MIDAS 模型，藉由將高頻變數（如工業生產指數、出口等月資料）與低頻變數（如經濟成長率等季資料）做結合，以進行即時預測。實際上，MIDAS 模型通常用於即時預測金融市場波動、經濟成長率、通膨情況與財政趨勢等。

不同於 MIDAS 模型的點預測，IMF (2017)指出 GaR 優於傳統的點預測，因其能夠以當前的總體金融情勢預測未來經濟成長分配，並評估未來經濟成長衰退的可能性，所提供的資訊較多。對政策制定者而言，藉由量化經濟成長的下行風險（downside risk），並計算其發生機率，此舉得作為政策措施的先行基礎。

然而，部分文獻發現，不論係採用 MIDAS 模型或 GaR 進行經濟預測，萃取金融變數蘊含的資訊均有助於改善預測模型的能力。（Adrian et al. (2016); 吳俊毅與朱浩榜, 2020）

綜上所述，本文欲採用 MIDAS 模型針對經濟成長率進行即時預測，並萃取多個金融變數所蘊含的資訊，同時，並以幾種不同的模型

設定進行樣本外預測，觀察預測績效，並參考 Adrian et al. (2016)以分量迴歸進行 GaR 分析，藉由金融情勢作為解釋變數來估計臺灣未來經濟成長衰退的可能性。章節內容依序為：第貳章為文獻回顧，第參章為研究方法，第肆章為變數說明與實證結果，第伍章為結論與心得。

貳、文獻回顧

一、MIDAS 模型預測經濟成長之文獻

Foroni et al. (2015)採用線性的落後分配多項式，提出不受函數型式限制的 MIDAS 模型（U–MIDAS），並從事 Monte Carlo 模擬，比較 U–MIDAS 模型與標準 MIDAS 模型之預測績效。結果指出，當抽樣頻率差異不大，如混合季資料與月資料時，U–MIDAS 模型的預測能力優於標準的 MIDAS 模型。此外，就美國與歐元區的樣本外即時預測經濟成長率之結果而言，U–MIDAS 模型亦在多個績效評估指標上表現良好。有鑑於此，作者建議將 U–MIDAS 模型作為現有標準 MIDAS 模型的替代方案。

朱浩榜（2017）應用 MIDAS 模型對臺灣經濟成長率進行即時預測。結果發現，即時利用高頻指標或捕捉不同高頻資料的資訊，有助於改善預測績效，以 AR–MIDAS 模型與 ADL–MIDAS 模型較佳。

Pan et al. (2018)將函數型式的係數（functional coefficient）納入 MIDAS 模型中，以使參數隨時間而變動（time–varying parameters），即 TVP–MIDAS 模型，並以該模型來捕捉油價與美國經濟成長率間之動態關係。結果發現，當採用非線性油價估計值時，平均平方預測誤差約減少 14%，此表示 TVP–MIDAS 模型預測能力佳。

Claudio et al. (2020)為東德地區的經濟成長率建構出新的時間

序列，模型包含製造業與零售業的營運情形、預期營業氣候等指標，並採用即時資料與區域經濟指標發展出預測東德地區經濟成長率的方法。整體而言，MIDAS 模型有助於改善各地區之總體經濟發展的即時預測；此外，針對多個模型預測數取其平均的預測績效優於僅依賴全德國綜合資訊的區域預測模型。

吳俊毅與朱浩榜（2020）採用標準的 MIDAS、U–MIDAS、因子 MIDAS、馬可夫轉換因子 MIDAS 等模型，即時預測臺灣的經濟成長率。結果發現：（1）因子 MIDAS 模型之預測績效較佳；（2）就變數區分成商品、金融及勞動部門等類別的預測結果而言，模型納入金融部門變數最能提升預測績效。

二、GaR 分析之文獻

Adrian et al. (2016)發現金融情勢惡化以及條件波動增加均與經濟成長的條件平均值下降有關，以致條件分配呈現高度的偏斜。以金融情勢估計經濟成長的條件分配而言，隨時間演變，較低分量的經濟成長具有較強烈的變化，而較高分量的經濟成長則較穩定。此外，以金融情勢預測經濟成長條件分配的下行風險具有顯著地影響。總言之，模型納入金融變數對預測經濟成長率相當有用。

Adrian et al. (2018)研究 1975 年至 2017 年 11 個先進國家的金融情勢與經濟成長分配間之關係。結果發現，較低的風險價格會導致金融脆弱性的累積，當風險價格出現逆轉時，金融脆弱性便會對經濟成長產生負向效果。就經濟成長的條件分配結果而言，金融情勢對經濟成長的下行風險存在顯著的效果。此外，當金融情勢較為寬鬆時，在初期，未來經濟成長的下行風險較低；惟在往後幾期，下行風險反而有所增加。

Prasad et al. (2019)闡述 GaR 的架構與概念以及說明如何將當

前的總體金融情勢與未來經濟成長分配做連結，並彙總說明祕魯、新加坡等國家的案例分析。就祕魯而言，外部因素（中國經濟成長）影響其經濟成長最為顯著，並預測 2019 年經濟成長率為-1.2%；就新加坡而言，相較於 2017 年，2018 年經濟成長的下行風險下降，機率由 15%下降至 8%。總言之，該文建議政策制定者採用 GaR 分析，以量化經濟成長風險，並進一步做情境分析，以供經濟決策酌參。

黃裕烈（2019）建構金融情勢指數（financial condition index, FCI），並透過 Adrian et al. (2016)的方法預測未來臺灣經濟的下行風險。該文以臺灣 GDP 季資料作為被解釋變數，再利用建構的 FCI，連同工業生產指數、全球工業生產等季資料代入 GaR 的估計步驟。實證結果顯示，在未來 1 年內，5%與 10%的 GaR 分別為-2.24%與-1.43%，亦即有 5%的機率臺灣經濟成長率可能為-2.24%，而有 10%的機率為-1.43%，而未來經濟成長率為負值的機率為 0.428。

Ivanova et al. (2021)採用 GaR 架構並以烏克蘭為樣本，以驗證金融情勢、貸款與各部門的經濟活動（總體金融脆弱性）、外部因素對經濟成長的影響，並估計烏克蘭經濟成長的機率分配。主成分分析（principle component analysis, PCA）的結果指出，在不同分量下，金融情勢與外部因素均與經濟成長間呈負向關係。此外，該文發現金融情勢對經濟成長的下行風險影響最為明顯。整體而言，GaR 的架構確實能夠強化現有評估系統性風險的方法，並為貨幣政策提供先行基礎。

Hartigan and Wright (2021)指出金融情勢指數能夠強化澳洲現有的監管措施，而 GaR 能夠量化當前金融情勢對未來經濟成長下行風險的效果。結果指出，金融情勢變動會造成經濟活動的不穩定，以

致存在下行風險。再者，該文額外採用家計部門消費、企業投資與勞動市場等變數作為 GaR 的擴充，結果發現，金融情勢指數能提供有關經濟成長與就業的下行風險（downside risks）資訊，並提供有關失業率上行風險（upside risks）的訊息；惟在解釋家計部門消費與企業投資的下行風險上作用不大。

參、方法論

一、混合頻率資料抽樣（MIDAS）模型

本節參考 Ghysels et al. (2004)、SEACEN (2021)，說明如下：

（一）MIDAS 模型的概念

由於並非所有資料的公布頻率均相同，總體經濟資料大多按月（如就業、進出口）或按季（如經濟成長率）公布。另一方面，金融變數（如利率、資產價格）大多為日資料或更高頻率的資料，因此，如何適度地運用此等可擷取的資料便為一大挑戰。

Ghysels et al. (2004)提出 MIDAS 模型，其允許透過高頻變數及其落後項來解釋低頻變數的動態方程式。當被解釋變數與解釋變數間之發布頻率差異很大時，通常採用落後分配（distributed lags）的函數以避免參數估計無法收斂。由於多數時間序列的模型必須採用相同頻率或時間間隔的資料方能進行估計，倘若部分變數的公布頻率較低，則研究者便無法直接將之納入模型。由於高頻資料包含潛在有價值的資訊，為了對當前與未來的情況進行即時預測，因而透過萃取高頻資料所提供的資訊，有助於掌握整體經濟環境變化，進而即時制定因應措施或計畫擬定。

技術上而言，MIDAS 模型為狀態空間模型（state space model）中之線性投影的精簡型式。所謂精簡係指 MIDAS 模型僅涉及單

一方程式，不需要設定完整的狀態空間方程式。

由於 MIDAS 模型涉及不同抽樣頻率的迴歸變數，因此，自我迴歸模型隱含著假設資料在過去存在相同頻率，而將低頻資料的時間序列以及潛在的低頻資料的時間序列視為缺漏值，以致通常需要相當多的估計參數，以設定估計方程式、狀態動態及其誤差過程，而 MIDAS 模型透過較為精簡的落後分配多項式的型式直接建構高頻與低頻資料間之關係，不需要代入高頻資料的預測數，亦不必將高頻資料轉成低頻資料。

（二）技術面說明

以時間取平均（time–averaging）的作法雖然簡單，惟拋棄部分有關高頻資料的時間資訊。在某些情況下，針對高頻資料進行簡單平均雖不會產生明顯的缺點；惟在部份情況下，針對低頻資料建構 MIDAS 模型可能更有助益，主因此舉能夠使模型涵蓋較多資訊，有利預測。

當結合不同頻率的資料時，著重於時間整合，首先整合最高頻率的資料，使所有資料達到相同頻率，以規避對混頻資料的直接處理。接著，使用落後分配多項式（distributed lags polynomial），允許對重新參數化的組成項目給予不同的權重，以建構低頻與高頻資料間之關係。MIDAS 模型表示如下：

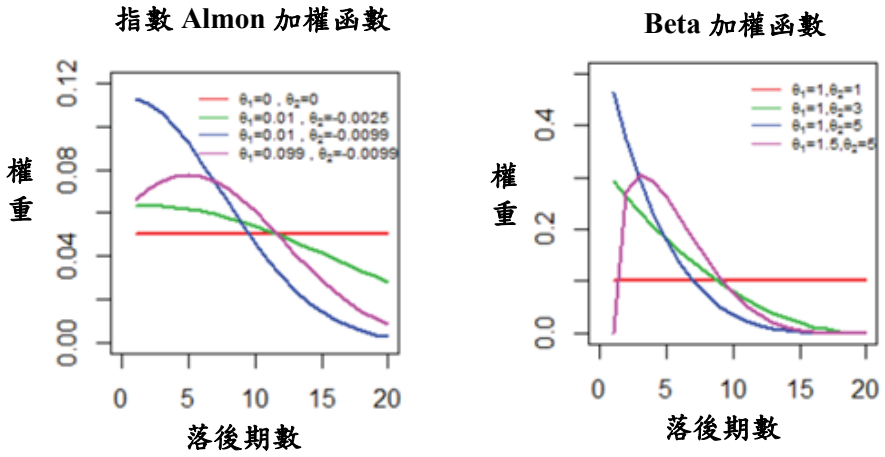
$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 \mathrm{B}(L^{1/m}) x_{t-1}^{(m)} + \varepsilon_t^{(m)} \quad \text{.....（1）}$$

其中，$\mathrm{B}\left(L^{1/m}\right) = \sum_{j=0}^{J} B(j)\, L^{j/m}$ 為長度 J 期之落後運算元（$L^{1/m}$）的多項式。$L^{j/m} x_t^{(m)}$ 可寫成 $x_{t-j/m}^{(m)}$，亦即落後運算元（$L^{j/m}$）會產生落後 j/m 期的 x_t 估計值。以季資料與月資料為例，隱含等式（1）將季資料（y_t）投影至月資料（$x_t^{(m)}$），並向前回

溯 J 期。

原則上，模型可以使用任何型式的加權函數，對混合季頻率與月頻率的資料而言，此法較為容易處理，惟對於混合其它頻率的資料可能存在問題，有鑑於此，MIDAS 模型採用較為精簡的落後分配多項式作為加權函數，如指數 Almon 加權函數、Beta 加權函數，其旨在用來減少 MIDAS 模型估計的參數個數。（見圖 1）

圖 1、MIDAS 模型之加權函數型式



資料來源：SEACEN (2021)。

二、經濟成長風險值（GaR）

本節參考 Adrian et al. (2016)、Prasad et al. (2019)，說明如下：

（一）GaR 的概念

近期文獻發現，總體金融脆弱性（macrofinancial vulnerable）會增加經濟成長風險。例如，(1) 融資管道方便且資金取得容易，以及高漲的資產價格降低流動性管理與償債的誘因。高投資報酬與高質量的抵押品促使企業與家計部門傾向提高槓桿（Korinek and Simsek, 2016）；(2) 資產價格持續走升會提高金融中介機構的償債能力、貸款供給與風險胃納，造成金融體系過度地從事風

險活動（Adrian and Shin, 2014）。

槓桿增加、債務期限結構錯配、債務增加、償債能力下降以及其它資產負債表中存在的弱點等因素將持續累積總體金融脆弱性，進而加深與延長負向衝擊對經濟活動的影響。在此一背景下，部分借款人（borrower）可能被迫違約，進而造成貸款人（lender）利潤驟減，並對資產負債表造成壓力，導致經濟成長面臨重大的金融壓力與遭受到嚴重的負向衝擊（Prasad et al., 2019）。

多數的實證研究著重於萃取金融情勢所蘊含的資訊，以期改善對經濟成長的點預測；然而，IMF (2017)指出 GaR 優於傳統的點預測，不僅能擷取金融情勢的資訊，亦能評估總體金融脆弱性，進而估計經濟成長的條件分配。實證發現，資產價格能反映多數國家的短期經濟成長下行風險，而貸款總額（如企業與家計部門的槓桿程度等），則能勾勒出中期經濟成長的下行風險。

GaR 以非線性方式對未來經濟成長的概似分配進行預測，並藉由分量迴歸來預測不同樣本期間內未來經濟成長的概似機率分配。此法的優點在於能夠捕捉外部衝擊、金融情勢與理論預測的經濟結果間之非線性的相互作用。

嗣後，利用這些機率密度預測來建構與當前總體金融情勢相關的經濟成長風險評估。除標準的點預測之外，GaR 亦可以量化經濟成長前景的上行與下行風險，並提供簡化的架構來分析總體金融連結，如估計未來經濟成長的關鍵驅動因素之相對重要性。

（二）技術面說明

與風險值（VaR）的概念類似，GaR 旨在衡量經濟嚴重衰退的可能性。就經濟活動的驅動因素而言，部分文獻強調金融情勢

的重要性，藉由分量迴歸萃取總體金融變數蘊含的資訊，以建構未來經濟成長與總體金融情勢間之關係；接著，透過估計不同分量下的經濟成長率來推導出整個經濟成長的條件分配，因此，選取與未來經濟成長相關的總體金融變數便至關重要。主要參考 Adrian et al. (2016)，估計步驟如下：

第 1 步：採用主成分分析萃取第一個主成分作為金融情勢的代理變數，以降低維度。[1]所謂金融情勢，其類似於金融情勢指數（FCI），主要採用風險價格為基礎的金融市場指標來建構，以判斷當前金融市場情況活絡與否。

第 2 步：對經濟成長率進行分量迴歸。模型設定如下：

$$y_{t+h}^{q} = \alpha^{q} + \beta_1^{q} X_{1,t} + \varepsilon_{t+h}^{q} \quad \cdots\cdots (2)$$

y_{t+h}^{q}為在分量q下，未來h期的經濟成長率，$q \in \{0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 0.9\}$；$X_{1,t}$代表$t$期下的金融情勢，對應估計係數$\beta_1^{q}$。而$\alpha^{q}$為常數項、$\varepsilon_{t+h}^{q}$為殘差項。分量迴歸著重於估計不同分量（$q$）以及不同預測期間（$h = 1$、$4$）的係數。例如，$\beta_1^{q}$表示在不同分量下，金融情勢（$X_{1,t}$）與未來經濟成長間之關係。

第 3 步：估計未來經濟成長的條件分配。在給定解釋變數下，被解釋變數的配適值（$\hat{y}_{t+h}^{q}$）為$\hat{\alpha}^{q} + \hat{\beta}_1^{q} X_{1,t}$。條件分量是描述條件累積分配函數（CDF）的充分統計量。依循 Adrian et al. (2016)，採用偏斜 t 分配（t-skew）配適，並推導出機率密度函數（PDF），該偏斜 t 分配完全取決於 4 個參數（位置、自由度、規模與偏態），係一種簡潔且全面的方法來彙總關於變異（波動度）、偏度與峰度的蘊含資訊。[2]

[1] 雖可以考慮單一變數，惟透過萃取總體金融變數的共同趨勢來改善預測，進而過濾可能隱含在市場流動性不足之國家中的特殊雜訊。

[2] 使用分量迴歸估計條件分配的優點有（1）在標準假設下，分量迴歸為條件分量提供最好的不

肆、資料變數說明與實證結果

一、資料變數說明

（一）MIDAS 模型方面

本文擷取經濟成長率、貿易出入超、消費者信心指數、工業生產指數、外銷訂單、零售業銷售額、餐飲業銷售額的資料，除經濟成長率為季資料外，其餘均為月資料，於此不需要調整資料頻率，樣本期間為 2000 年第 1 季至 2021 年第 1 季。（見表 1）

接著，進行單根檢定，以確保變數均為定態；惟若變數不具定態，則做年差分，使其定態。表 2 結果指出，在不同設定下的 ADF 或 PP 單根檢定，在多數情況下，所有變數均為定態。

觀察圖 2 發現，經濟成長率、出口年增率與進口年增率的走勢相當一致。於樣本期間內，經濟成長率與出口年增率的相關係數達 0.8884，而經濟成長率與進口年增率的相關係數則為 0.8162，此結果似意味著可捕捉出口與進口隱含的資訊來預測經濟成長率，有鑑於此，本文採用貿易出入超進行預測。

再者，吳俊毅與朱浩榜（2020）指出，欲將大量的經濟變數用於經濟分析，則可先進行因素分析（factor analysis），以萃取有用資訊，因此，本文額外將貿易出入超、消費者信心指數、工業生產指數、外銷訂單、零售業銷售額、餐飲業銷售額，共 6 個變數先進行因素分析，並萃取第 1 個主要因子；接著，用該因子作為高頻解釋變數進行 MIDAS 模型迴歸分析。[3]

偏線性估計量（BLUE）；（2）分量迴歸對處理異常離群值相當有效，此舉在處理資料覆蓋率較差的國家時相當常見；（3）分量迴歸估計量的漸近特性眾所皆知且容易推導。

[3] 在因子 MIDAS 模型中，本文曾納入第 2 個與第 3 個因子重新估計；惟結果指出，第 2、3 個因子均未達統計顯著性；此外，以 adjusted R^2 而言，納入第 1 個因子的 adjusted R^2 為 0.8613，而納入第 2、3 個因子的 adjusted R^2 為 0.8680，差異相當小。有鑑於此，本文僅考慮第一個因子。

此外，該文亦指出，就商品、金融及勞動部門的變數而言，模型納入金融部門變數最能提升預測績效。有鑑於此，本文將 M2 貨幣總計數、股價報酬率、放款與投資年增率、匯率升貶值幅度、金融業隔拆利率進行因素分析後，萃取第 1 個主要因子，納入上述因子 MIDAS 模型中，並觀察其預測績效表現。

表1、模型變數與資料來源_MIDAS

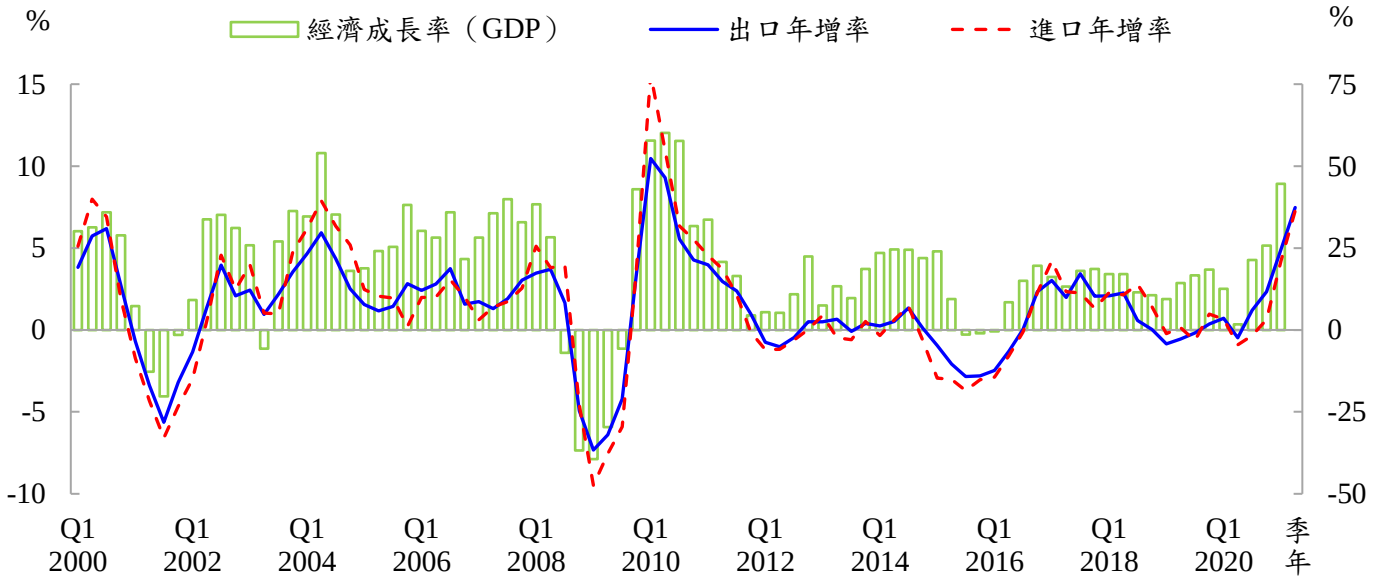
符號	定義	計算方法	資料頻率	資料來源
GDP	經濟成長率	國內實質生產毛額年增率	季	主計總處
trade	貿易出入超（出口–進口）	貿易出入超（以美元計價）年增率	月	財政部
CCI	消費者信心指數[1]	取對數後再做年差分	月	中央大學
index	工業生產指數	工業生產指數年增率	月	經濟部
order	外銷訂單	外銷訂單（以美元計價）年增率	月	經濟部
retail	零售業銷售額	零售業銷售額年增率	月	經濟部
catering	餐飲業銷售額	餐飲業銷售額年增率	月	經濟部
M2	M2 貨幣總計數	M2 年增率	月	中央銀行
stock	股價報酬率	加權股價指數年增率	月	臺灣證券交易所
loan & invest	放款與投資	全體貨幣機構放款與投資年增率	月	中央銀行
fx	匯率升貶值幅度	新臺幣兌美元匯率年增率	月	中央銀行
on	金融業隔拆利率	金融業隔夜拆款利率	月	中央銀行

註：消費者信心指數係自 2001 年 1 月開始編製。

表 2、單根檢定_MIDAS

統計量 / 變數	ADF 單根檢定			PP 單根檢定		
	截距項	截距項與固定趨勢	無	截距項	截距項與固定趨勢	無
GDP	-5.9703***	-5.9319***	-1.3783	-3.3159**	-3.2480*	-2.1746**
trade	-2.9634**	-6.1916***	-0.9322	-7.1773***	-12.0860***	-2.5129**
CCI	-3.2087**	-3.1755*	-3.2222***	-3.8795***	-3.9005**	-3.8630***
index	-4.5013***	-4.5089***	-3.3950***	-5.7833***	-5.7682***	-5.2225***
order	-3.3131**	-3.2631*	-2.7330**	-4.5593***	-4.6127***	-3.6500***
retail	-2.8482*	-2.8551	-1.8621*	-12.6619***	-12.7984***	-10.9039***
catering	-2.6455*	-5.3364***	-1.6427*	-8.5406***	-8.6302***	-6.4244***
M2	-2.9106**	-3.4315**	-0.3626	-2.9950**	-3.2068*	-0.7984
stock	-3.5406***	-3.7833**	-4.9215***	-4.0070***	-4.1654***	-3.8812***
loan & invest	-2.6307*	-3.7019**	-0.3790	-3.2519**	-3.9242**	-0.8058
fx	-3.1577**	-3.2756*	-3.0778***	-3.5418***	-3.6240**	-3.5023***
on	-3.0062**	-2.7343	-3.2945***	-2.9243**	-2.5083	-3.3760***

圖 2、經濟成長率、出口與進口年增率走勢圖



資料來源：主計總處、財政部。

（二）GaR 方面

參考 Prasad et al. (2019)，本文擷取長短期利差、存放款利差、股價報酬率及其波動度、房價年增率及其波動度、匯率升貶值幅度及其波動度、貸款年增率，樣本期間為 2000 年第 1 季至 2021 年第 1 季。由於長短期利差、股價報酬率及其波動度、匯率升貶值幅度及其波動度、貸款年增率均為月資料，本文以平均數方式轉換成季資料。（見表 3、表 4）

同樣地，為確保變數均為定態，則針對表 3 之變數進行單根檢定。表 4 結果指出，在不同設定下的 ADF 或 PP 單根檢定，在多數情況下，所有變數均為定態。

如第參章第二節所述，本文將表 3 的變數（經濟成長率除外）從事主成分分析，並萃取第 1 個主要項目作為金融情勢的代理變數。觀察圖 3，於全球金融危機期間，國內金融情勢相當低迷，無法為經濟提供成長動能；特別的是，近期金融情勢明顯改善，金融情勢於 2020 年第 1 季開始走升，並於第 2 季轉呈寬鬆情形，主要係因先進國家採行超寬鬆貨幣政策因應 COVID–19 疫情，資金流入臺灣，造成股市與房市熱絡，進而推升股價與房價，由此可知，近期寬鬆金融情勢亦為經濟挹注顯著的成長動能。

一般而言，由於金融變數對未來經濟的影響通常較為快速，意味著金融情勢能夠反映出未來經濟成長的變動。為檢驗金融情勢是否領先經濟成長，本文針對二者進行 Granger 因果關係檢定。表 5 結果顯示，在最大落後期數為 2、3 期下，金融情勢對經濟成長率均具有顯著的影響效果，可見本文所萃取的金融情勢能夠提前反映未來經濟成長的變動情形。[4]

[4] 仿照 Adrain et al. (2016)，將模型分為納入 GDP 落後期與金融情勢，以及僅納入 GDP 落後期進行預測績效比較，結果亦發現，前者的預測績效較佳。（結果略）

表3、模型變數與資料來源_GaR

符號	定義	計算方法	資料頻率	資料來源
GDP	經濟成長率	國內實質生產毛額年增率	季	主計總處
term_spread	長短期利差	10 年期公債殖利率與 31~90 天期商業本票利率之利差	月	Bloomberg
spread	存放款利差	本國銀行放款與存款加權平均利差	季	中央銀行
stock	股價報酬率	加權股價指數年增率	月	臺灣證券交易所
vol_stock	股價報酬波動度	以 GARCH（1,1）配適股價報酬率後， 取其條件標準差	月	作者自行計算
house	房價年增率	信義房價指數年增率	季	信義房屋
vol_house	房價波動度	以 GARCH（1,1）配適房價年增率後， 取其條件標準差	季	作者自行計算
fx	匯率升貶值幅度	新臺幣兌美元匯率年增率	月	中央銀行
vol_fx	匯率波動度	以 GARCH（1,1）配適匯率升貶值幅度後， 取其條件標準差	月	作者自行計算
loan	貸款年增率	全體貨幣機構放款年增率	月	中央銀行

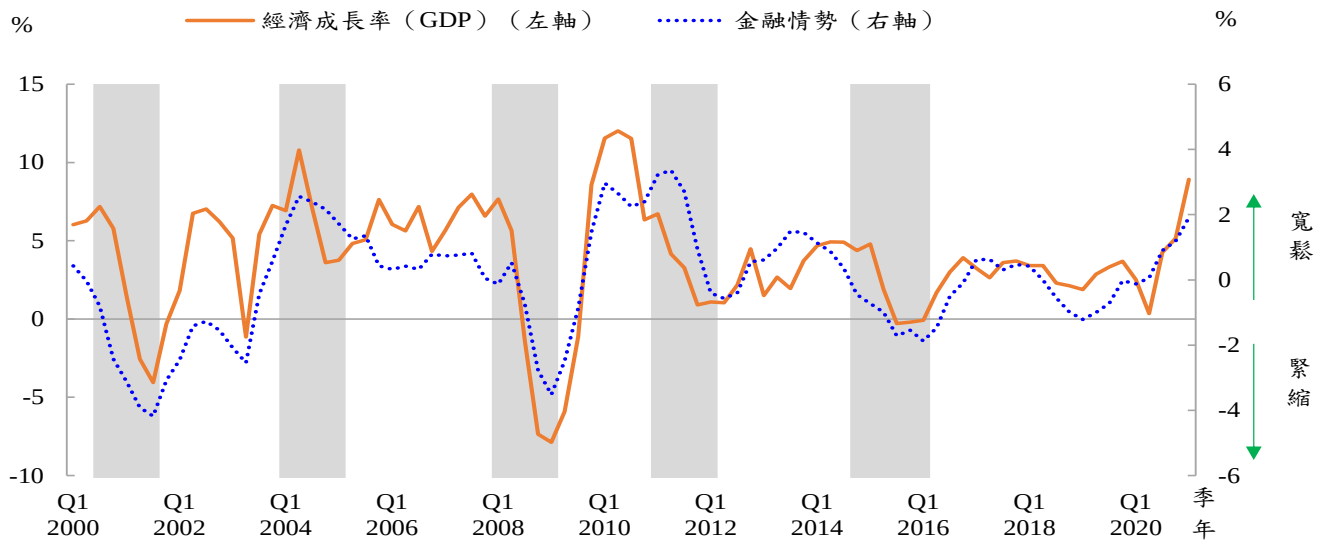
表 4、單根檢定_GaR

統計量 / 變數	ADF 單根檢定			PP 單根檢定		
	截距項	截距項與固定趨勢	無	截距項	截距項與固定趨勢	無
GDP	-5.9703***	-5.9319***	-1.3783	-3.3159**	-3.2480*	-2.1746**
term_spread	-3.7733***	-4.3065***	-1.7921*	-2.9916**	-2.8864	-1.9356*
spread	-3.5400***	-3.2921*	-2.0048**	-1.9127	-1.1824	-2.9221***
stock	-4.7906***	-4.8842***	-3.9445***	-3.7764***	-3.9548**	-3.7121***
vol_stock	-4.9588**	-5.4336**	-1.6758*	-4.3111***	-4.3349***	-2.7158***
house	-2.8408*	-2.8235	-1.9224*	-2.4504	-2.4400	-1.6878*
vol_house	-3.4300**	-3.6162**	-1.5519	-3.0366**	-3.0916	-1.5519
fx	-4.4161***	-5.3086***	-4.4410***	-3.2786**	-4.1503***	-3.3012***
vol_fx	-6.1780***	-6.1400***	-3.0431***	-4.8597***	-4.8157***	-2.8198***
loan	-4.3096***	-4.4507***	-1.9797**	-2.6561*	-2.8045	-1.4950

註 1：ADF 單根檢定使用 SIC 訊息準則來選擇最適落後期；PP 單根檢定使用 Barlett 核函數（kernel）、帶寬（bandwidth）使用 Newey-West Bandwidth 來選擇最適落後期。

註 2：*、**、*** 分別表示該檢定統計量在 10 %、5 %、1 % 之顯著水準下拒絕虛無假設。

圖 3、經濟成長率與金融情勢走勢圖



註：灰色區塊為國發會公布之景氣收縮期，白色區塊則為景氣擴張期。
資料來源：主計總處、國發會、作者自行估計。

表 5、Granger 因果關係檢定

最大落後期數	虛無假設（null hypothesis）	Chi-square 統計量
2 期	金融情勢↛經濟成長率 （金融情勢不 Granger Cause 經濟成長率）	4.1408*
	經濟成長率↛金融情勢 （經濟成長率不 Granger Cause 金融情勢）	2.0787
3 期	金融情勢↛經濟成長率 （金融情勢不 Granger Cause 經濟成長率）	2.2403*
	經濟成長率↛金融情勢 （經濟成長率不 Granger Cause 金融情勢）	1.3162

註：*：10%顯著水準、**：5%顯著水準、***：1%顯著水準。

二、MIDAS 模型之估計結果

本文採用（1）指數 Almon 加權函數的 MIDAS 模型；（2）Beta 加權函數的 MIDAS 模型；（3）不受函數型式限制的 MIDAS 模型（U–MIDAS）；（4）納入被解釋變數落後 2 期，並搭配 Almon 加權函數的 MIDAS 模型（AR–MIDAS）；（5）因子 MIDAS 模型（factor–MIDAS）；（6）因子 MIDAS 模型額外納入金融變數，共

6 種模型進行預測。

為評估 6 種模型的預測績效，以 2000 年第 1 季至 2019 年第 4 季作為樣本內預測，而以 2020 年第 1 季至 2021 年第 1 季作為樣本外預測；接著，以平均平方根誤差（root mean square error，以下簡稱 RMSE）、平均絕對誤差（mean absolute error，以下簡稱 MAE）作為衡量標準，觀察該 6 種模型的預測績效。

觀察表 6 的預測誤差結果，在 RMSE 下，因子 MIDAS 模型、納入金融變數之因子 MIDAS 模型的預測誤差均較低，尤以後者最佳；同樣地，在 MAE 下，因子 MIDAS 模型、納入金融變數之因子 MIDAS 模型的預測績誤差亦優於其它模型，尤以後者最佳。

由此可知，因子 MIDAS 模型、納入金融變數之因子 MIDAS 模型為最佳的預測模型，該結果意味著捕捉多個高頻變數的資訊，甚至納入金融變數，均有助於提高預測績效，上述結果與吳俊毅與朱浩榜（2020）一致。

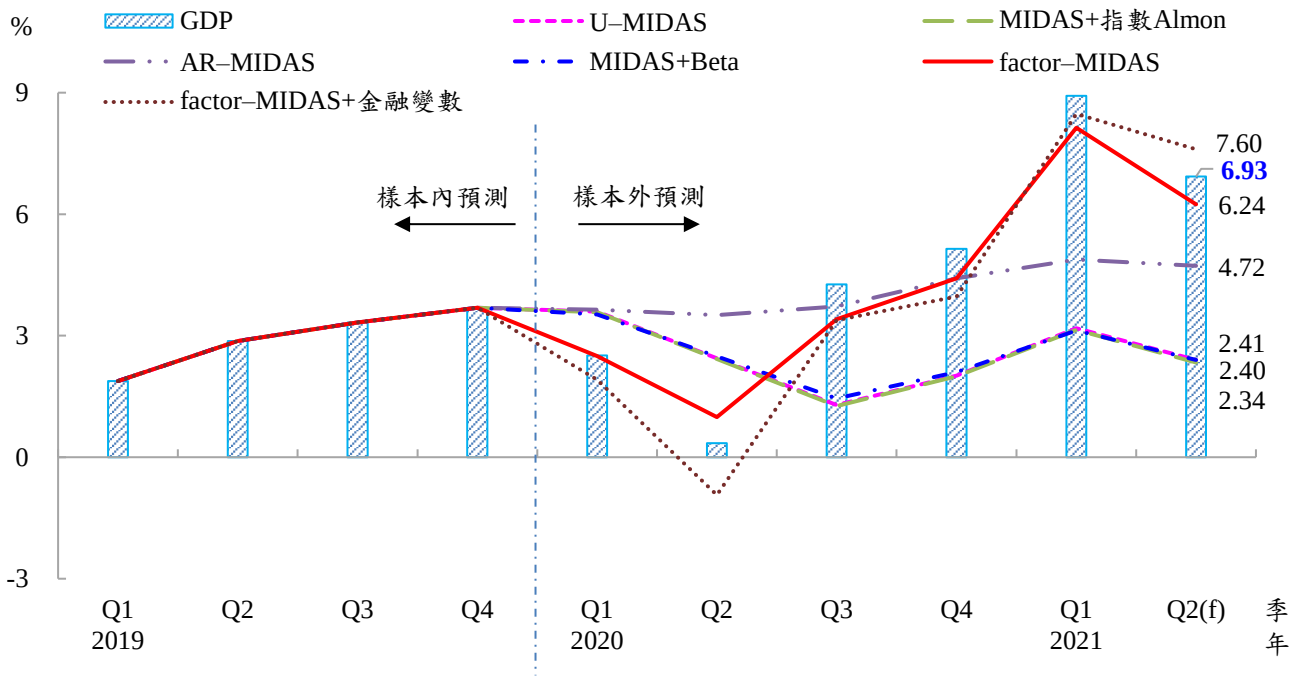
圖 4 描繪著 6 種 MIDAS 模型的樣本外預測及其對 2021 年第 2 季預測數，結果發現，採用的所有模型均指出 2021 年第 2 季的經濟成長率將較第 1 季下滑，因子 MIDAS 模型預測數為 6.24%，納入金融變數之因子 MIDAS 模型預測數為 7.60%，此均與主計總處所公布的預測數為 6.93%接近，雖然其它 MIDAS 模型的預測數有所差距，惟仍可捕捉到未來經濟成長率下滑的趨勢，綜上所述，藉由 MIDAS 模型捕捉高頻變數、金融變數所蘊含的即時資訊，均有助於提高即時預測的準確性。

表 6、樣本外預測誤差_MIDAS

模型	RMSE	MAE
MIDAS+指數 Almon	3.5619	2.5814
MIDAS+Beta	3.5714	2.5896
U–MIDAS	3.5615	2.5899
AR–MIDAS	3.6031	2.5388
facor–MIDAS	**1.4175**	**1.1052**
facor–MIDAS+金融變數	**1.3480**	**1.0565**

資料來源：作者自行估計。

圖 4、各模型之樣本外預測情形及其經濟成長率預測數



註：f 為預測數。

資料來源：主計總處、作者自行估計。

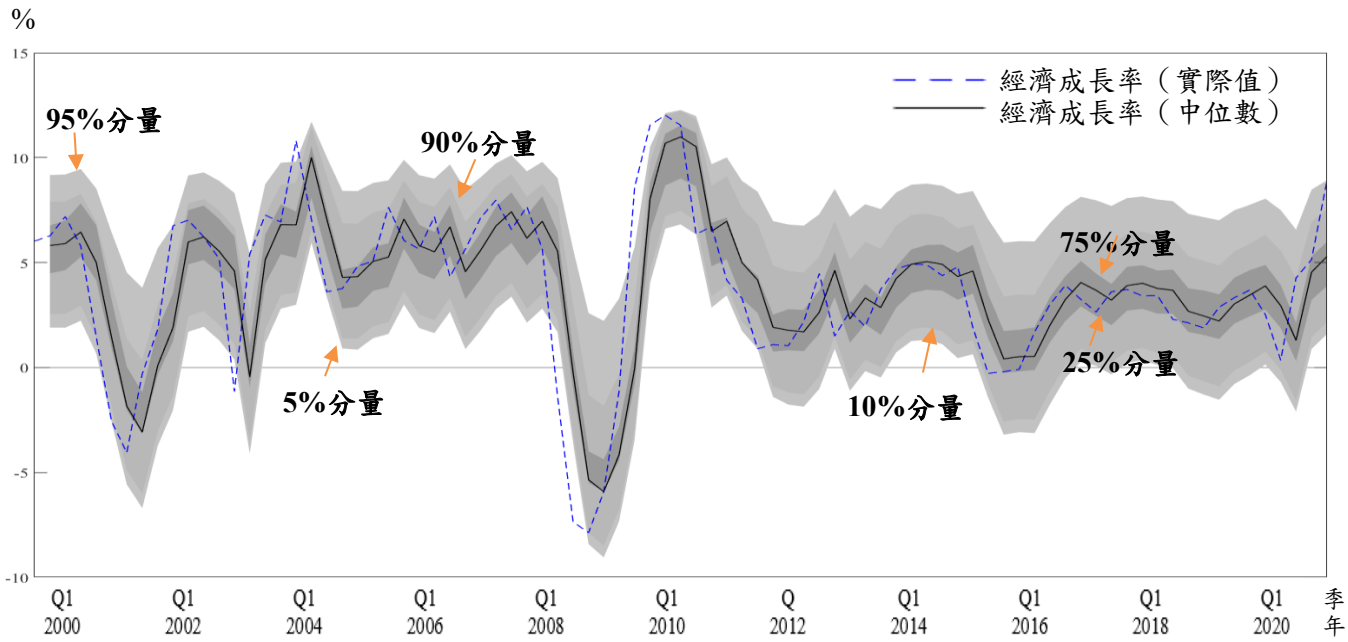
三、GaR 之估計結果

（一）不同分量下之經濟成長變動情形

圖 5 與圖 6 分別描繪著於樣本期間內，領先 1 季與領先 4 季的實際經濟成長率及其不同分量（5%、10%、25%、50%（中位數）、75%、90%、95%）下之經濟成長率的走勢圖。該二圖顯示出本文的主要結果，即在高、低分量下，所估計出的經濟成長率存在不對稱性。[5]

換言之，隨時間推移，以較低分量估計出的經濟成長率存在顯著的變動；惟以較高分量估計出的經濟成長率則較為穩定。以標準差而言，在領先 1 季（1–quarter ahead）與領先 4 季（4–quarter ahead）下，5%分量估計之經濟成長率分別為 2.9776、0.8616（標準差較大）；而 95%分量則分別為 1.8793、0.6161（標準差較小）。

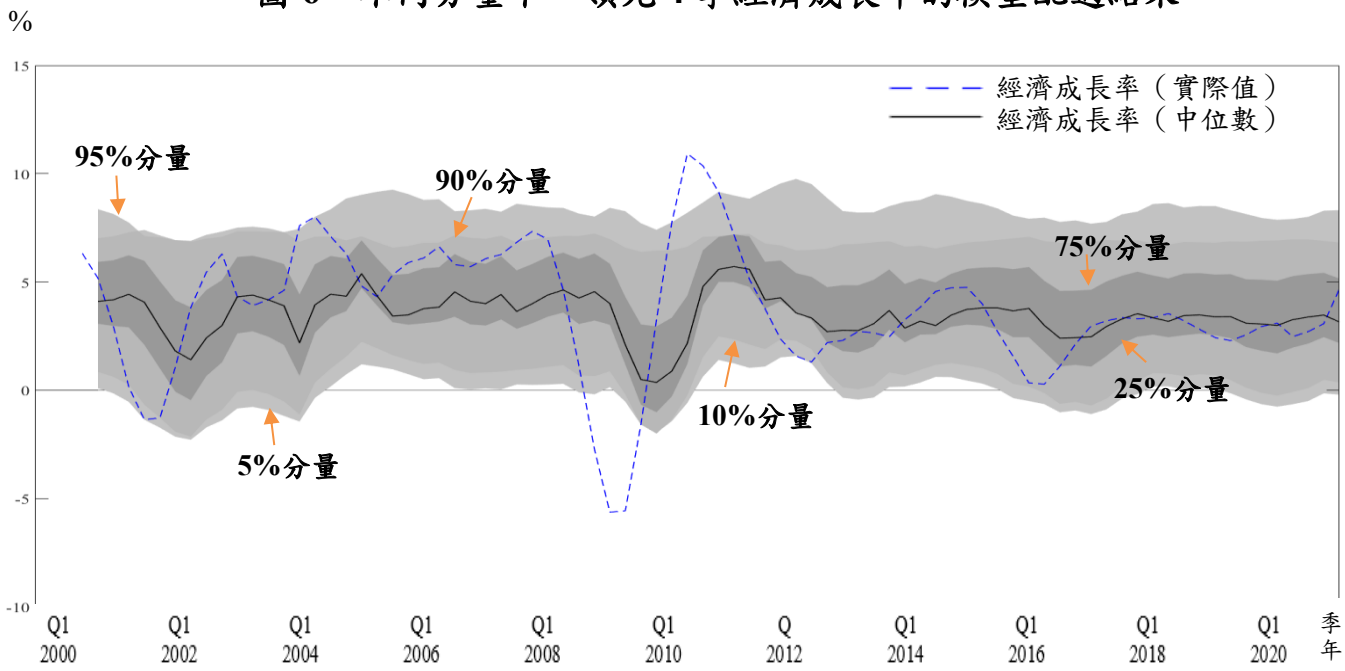
圖 5、不同分量下，領先 1 季經濟成長率的模型配適結果



資料來源：主計總處、作者自行估計。

[5] 總體金融脆弱性會推升經濟成長風險。當投資機會充足、融資便宜且廉價時，總體金融脆弱性往往會增加。一旦脆弱性過高，將會加深與延長衝擊對經濟活動的影響。在存在總體金融脆弱性的情況下，經濟成長對負向衝擊的反應呈非線性，可能導致重大的金融壓力與嚴重的負向效果。文獻指出，伴隨金融危機的經濟衰退通常更嚴重且更持久（Cardarelli et al., 2011; Claessens et al., 2012）。

圖 6、不同分量下，領先 4 季經濟成長率的模型配適結果



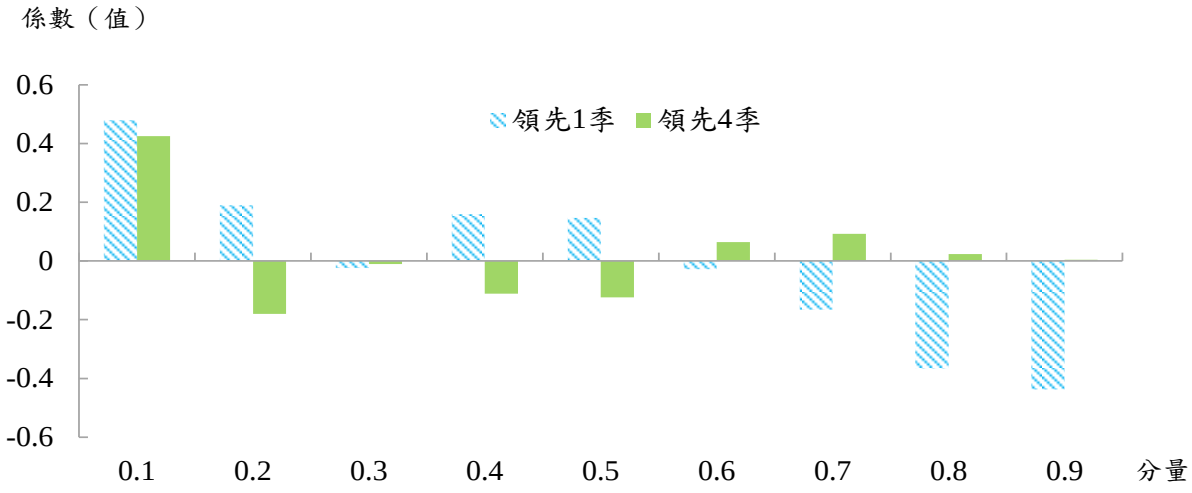
資料來源：主計總處、作者自行估計。

（二）不同期限下之估計係數變動情形

觀察圖 7 發現，首先，對領先 1 季而言，在低分量下，金融情勢對經濟成長呈正向效果，表示在經濟成長動能疲弱時，寬鬆金融情勢有助於挹注經濟成長動能，刺激經濟成長。然而，在高分量下，金融情勢對經濟成長率轉呈負向效果，該結果意味著當景氣活絡時，持續寬鬆的金融情勢反而不利經濟成長，主因持續寬鬆的金融情勢短期上雖能提供經濟成長動能；惟同時亦會累積總體金融脆弱性，進而對經濟成長存在負向效果。（見註解 5）

其次，以 0.1 分量為例，相較於其他分量，其估計係數最大，此表示金融情勢能夠對未來經濟成長的下行風險提供有用資訊。最後，就不同期限下的估計係數變動情形而言，領先 4 季的估計係數大抵小於領先 1 季的估計係數，此一結果顯示出，當時間拉長，金融情勢的影響效果會有所減弱，可能係因金融情勢逐漸變得較無資訊量所致。上述結果均此與 Adrian et al. (2016)、Prasad et al. (2019)一致。

圖 7、領先 1、4 季下，金融情勢估計係數之變動情形



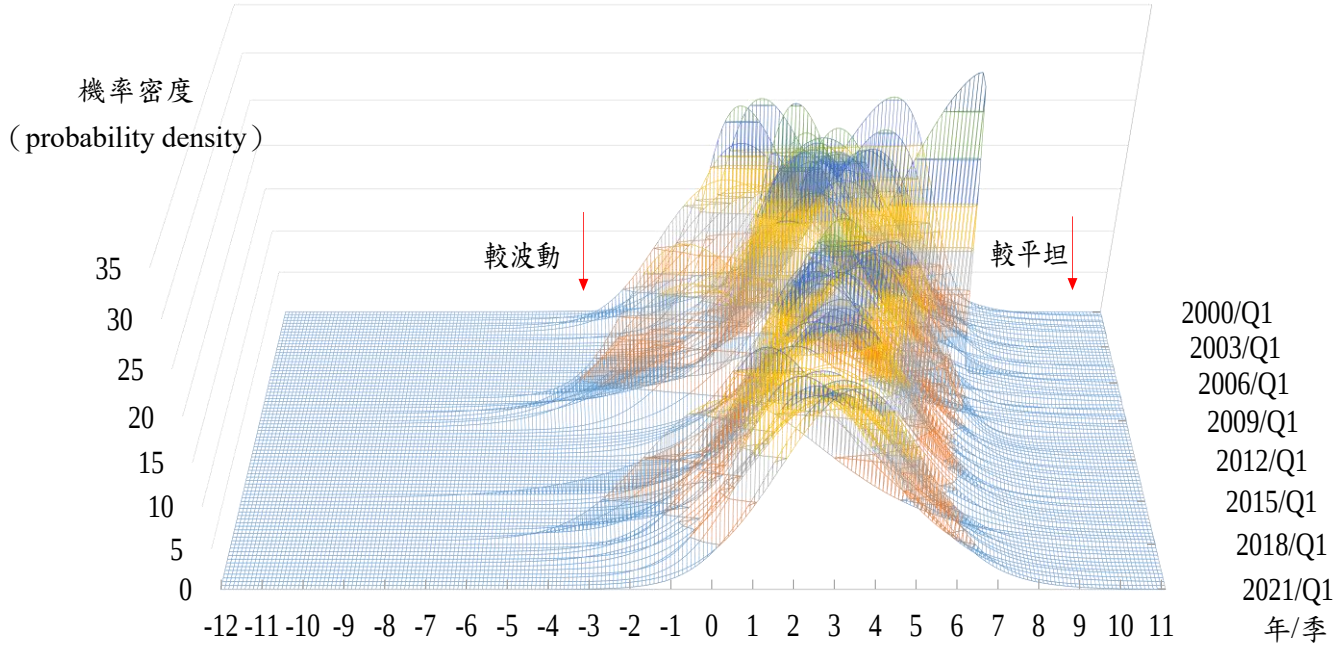
資料來源：作者自行估計。

（三）條件經濟成長率分配（conditional GDP distribution）

觀察圖 8 發現，該分配具有 2 個明顯的特徵：（1）整個分配會隨時間而變動。此外，景氣循環的高峰、低谷與分配的偏態有關；（2）在樣本期間內，該分配的右尾具穩定性；惟左尾則較為波動，即經濟成長率分配的變動存在不對稱性，此與上節結果相呼應；此外，該結果亦意味著相較於上行風險，經濟成長率的下行風險變異較大。此一結果與 Adrian et al. (2016)、Adrian et al. (2018)、Prasad et al. (2019)一致。

為進一步檢驗模型是否具有預測能力，以 2000 年第 1 季至 2014 年第 3 季作為樣本內預測，而以 2014 年第 4 季至 2021 年第 1 季作為樣本外預測，主因國發會將 2014 年 10 月至 2016 年 2 月設定為第 14 次景氣衰退期間。接著，觀察領先 4 季的經濟成長下行風險之情況，確認模型是否能夠確實捕捉到經濟成長的軌跡。

圖 8、樣本期間內，各季之條件經濟成長率分配



註：此為領先 4 季經濟成長率的估計結果。
資料來源：作者自行估計。

表 7 結果指出，雖然模型預測 2015 年第 3 季經濟成長呈現衰退的機率僅 6%；惟實際的經濟成長率與 5%GaR 相近，而且經濟成長衰退機率自 2014 年第 4 季起有緩步增加的情形。

於 2015 年第 4 季，經濟成長衰退機率明顯增加，達 20%，此時，經濟成長率確實為負值。接著，於 2016 年第 1~2 季，經濟已開始緩步復甦，模型預測經濟成長衰退機率亦呈下降情形。由此可知，藉由萃取國內金融情勢隱含的資訊能夠捕捉到未來經濟成長的變動情形。

接著，本文試圖預估在 2021 年第 1 季的時間點下，未來 4 季後的經濟成長情形，結果顯示，2022 年第 1 季經濟成長率達 2.9% 的機率最高（眾數，即機率分配的最高點），該結果與主計總處於 2021 年 8 月 13 日對 2022 年第 1 季經濟成長率預測數 2.18%相

近。整體而言，2022 年第 1 季經濟成長率超過 4%的機率約 29.3%；呈正成長可能性相當高，機率約為 96.8%。在下行風險方面，未來經濟衰退的可能性相當低，機率僅約 3.2%，若以 5%的 GaR 而言，未來經濟成長率可能為 0.3%。（見圖 9）

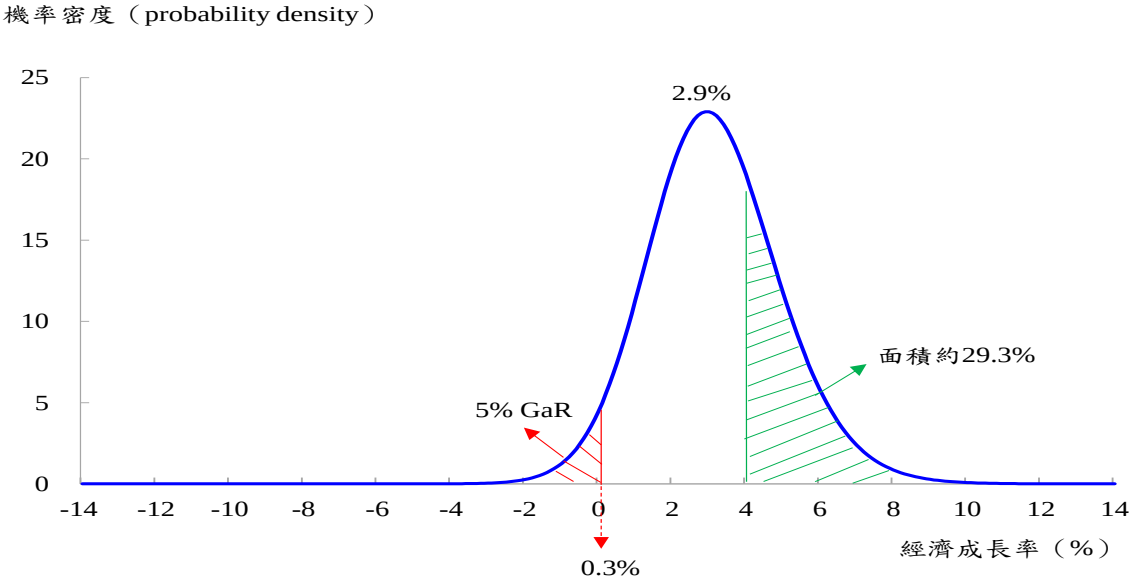
綜上所述，藉由萃取國內金融情勢所蘊含的資訊，能夠用以評估經濟成長的上行與下行風險，並能觀察未來經濟成長分配隨時間推移的變動情形，該結果能夠作為預警指標，有助於作為貨幣政策的先行基礎。

表 7、樣本外預測_GaR

	2014/Q4	2015/Q1	2015/Q2	2015/Q3	2015/Q4	2016/Q1	2016/Q2
5%GaR	0.4%	0.3%	0.1%	-0.20%	-2.90%	-0.80%	-0.3%
經濟成長衰退機率	2.2%	2.8%	4.0%	6.0%	20.0%	10.1%	6.0%
實際的經濟成長率	4.38%	4.80%	1.89%	-0.28%	-0.20%	-0.09%	1.69%

註：此為領先 4 季經濟成長率的估計結果。
資料來源：作者自行估計。

圖 9、在 2021 年 Q1 時間點下，預測未來 4 季後的經濟成長率分配



註：此為領先 4 季經濟成長率的估計結果。
資料來源：作者自行估計。

伍、結論與建議

一、結論

（一）擷取金融變數與高頻變數的資訊有助於提升預測績效

透過 MIDAS 模型對經濟成長率進行樣本外預測與未來預測，結果發現，藉由擷取高頻變數資訊，不同設定的 MIDAS 模型均能捕捉到經濟成長的趨勢。此外，就預測績效而言，以納入金融變數的因子 MIDAS 模型最佳，其次為因子 MIDAS 模型，因該兩個模型所捕捉到的訊息較多。由此可知，若能擷取更多更有用的即時資訊（如納入多個金融變數與多個相關的高頻變數蘊含訊息等），有助於提高對預測未來經濟成長率的準確性。

（二）經濟成長分配存在不對稱性

透過 GaR 分析臺灣經濟成長的上行與下行風險，結果發現，在不同分量下的經濟成長變動情形，抑或係不同時間下的經濟成長率分配，二者均指出在樣本期間內，經濟成長分配的右尾具穩定性，左尾則較為波動，意味著相較於上行風險，經濟成長率的下行風險變異較大，尤以全球金融危機期間更為明顯。

（三）預估未來 4 季後（2022 年第 1 季）臺灣經濟成長衰退的機率相當低

在 2021 年第 1 季時間點下，預估未來 4 季後臺灣經濟成長率約為 2.9%。整體而言，呈正成長可能性相當高，機率約為 96.8%。在下行風險方面，未來經濟衰退的可能性相當低，機率僅約 3.2%。

（四）未來研究方向

本文僅以單一變數（金融情勢指數）針對經濟成長率進行 GaR 分析；然而，IMF (2017)、Prasad et al. (2019)將變數區分成 3 大類別：金融情勢、總體金融脆弱性、其它外部因素，並以負荷因子來判斷何者係驅動經濟成長率的主要因素，能夠做更深入分析與探討。

二、建議

（一）擷取金融變數與高頻變數資訊，有助於即時預測

本文發現擷取多個金融變數與高頻變數蘊含資訊，以及被解釋變數的落後項訊息均有助於提高預測績效，對即時預測相當有助益，未來仍可嘗試不同的模型設定，使預測結果更加完備，或發展多個不同的即時預測模型，以強化對經濟成長的短期預測能力。本行於每季會公布經濟成長率之點預測數，該結果可供本行有關單位參考。

（二）應用 GaR 衡量臺灣經濟成長的下行風險，以供貨幣決策酌參

藉由 GaR 萃取國內金融情勢相關變數所蘊含的資訊，描繪出未來經濟成長的機率分配，提供未來經濟成長風險值，並關注經濟成長分配如何隨時間演變，此舉可作為現行點預測值外之補充資訊，提供貨幣政策先行參考基礎，並有助於監管系統性風險。

參考文獻

朱浩榜（2017），「參加瑞士央行基金會舉辦之總體經濟預測課程研習報告書」，出國報告，頁 1–38。

吳俊毅與朱浩榜（2020），「即時預報臺灣的經濟成長率：MIDAS 模型之應用」，《中央銀行季刊》，第 42 卷第 1 期，頁 59–84。

黃裕烈（2019），「景氣監測預警系統之研究」，國家發展委員會委託研究報告，頁 1–116。

Adrian, T., and H. Shin (2014), "Procyclical Leverage and Value–at–Risk," *Review of Financial Studies*, Vol. 27, No. 2, pp. 373–403.

Adrian, T., F. Grinberg, N. Liang, and S. Malik (2018), "The Term Structure of Growth-at-Risk," *IMF Working Papers*, No. WP/18/180, pp. 1–53.

Adrian, T., N. Boyarchenko and D. Giannone (2016), "Vulnerable Growth," F*ederal Reserve Bank of New York Staff Reports*, No. 794, pp. 1−44.

Cardarelli, R., S. Elekdag and S. Lall (2011), "Financial Stress and Economic Contractions," *Journal of Financial Stability*, Vol. 7, No. 2, pp. 78−97.

Claessens, S., M. A. Kose and M. Terrones (2012), "How Do Business and Financial Cycles Interact?" *Journal of International Economics*, Vol. 87, No. 1, pp. 178−90.

Claudio, J., C., K. Heinisch and O. Holtemöller (2020), "Nowcasting East German GDP Growth: A MIDAS Approach," *Empirical Economics*,

Vol. 58, No. 1, pp. 1–26.

Foroni, C., M. Marcellino and C. Schumacher (2015), "Unrestricted Mixed Data Sampling (MIDAS): MIDAS Regressions with Unrestricted Lag Polynomials," *Journal of the Royal Statistical Society*, Series A, Vol. 178, No. 1, pp. 57–82.

Ghysels, E., P. Santa–Clara and R. Valkanov (2004), "The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regressions," Discussion Paper UNC/UCLA, pp. 1–39.

Hartigan, L. and M. Wright (2021), "Financial Conditions and Downside Risk to Economic Activity in Australia," *Reserve Bank of Australia Research Discussion Papers*, No. RDP 2021–03, pp. 1–51.

IMF (2017), "Financial Conditions and Growth at Risk," *Global financial stability report*, Chapter 3, October.

Ivanova, A., A. Shmygel and I. Lubchuk (2021), "The Growth–at–Risk (GaR) Framework: Implication for Ukraine," Graduate Institute of International and Development Studies, Working Paper Series, No. HEIDWP10–2021, pp. 1–32.

Korinek, A., and A. Simsek (2016), "Liquidity Trap and Excessive Leverage," *The American Economic Review*, Vol. 106, No. 3, pp. 699–738.

Pan, Z., Q. Wang, Y. Wang and L. Yang (2018), "Forecasting U.S Real GDP Using Oil Prices: A Time–Varying Parameter MIDAS Model," *Energy Economics*, Vol. 72, No. 2, pp. 1–38.

Prasad, A., S. Elekdag, P. Jeasakul, R. Lafarguette, A. Alter, A. X. Feng

and C. Wang (2019), “Growth at Risk: Concept and Application in IMF Country Surveillance,” *IMF Working Papers*, No. WP/19/36, pp. 1–39.

SEACEN (2021), “Forecasting for Monetary and Financial Stability,” Course Material.

The application of MIDAS and GaR to predict Taiwan's economic growth rate

Abstract

The article applied multiple MIDAS models to predict individually Taiwan's economic growth rate from 2000/Q1 to 2019/Q4 (in-sample forecast) and from 2020/Q1 to 2021/Q1 (out-of-sample forecasts), and predict the economic growth rate on 2021/Q2. In addition, referring to Adrian et al. (2016) to assess the future growth at risk (GaR) and quantify the downside risk of economic growth and observe the risk changes over time. The empirical results are described as following: (1) MIDAS model could extract the hidden information of high-frequency variables, which could accurately capture the trace of economic growth. Additionally, using factor model to extract information on multiple relevant financial variables and high-frequency economic variables could improve the accuracy of forecasts. (2) For forecasting the time of 2022/Q1, the economic growth rate in Taiwan will be about 2.9%. On the whole, the probability that the economic growth rate in Taiwan will be over 4% is about 29.3%. The probability of positive economic growth rate is quite high, about 96.8%. In terms of downside risks, the possibility of negative economic growth is quite low, only about 3.2%.

Keywords: mixed data sampling (MIDAS) model, growth at risk (GaR), quantile regression

JEL classification code: C22, C53, E17, E37, G17