DOI: 10.6277/TER.202109_49(3).0002

以高頻物價數據進行通膨預測

蕭宇翔・繆維正*

食物與能源價格是影響台灣通膨率波動的重要因素, 若能即時掌握兩者價格變化應能有助預測當月通膨率。本文從農產品批發市場交易行情站、畜產行情資訊網、漁產品全球資訊網、中油公司油品行銷事業部等相關網站, 擷取蔬菜、水果、毛豬、家禽、漁產品與汽油之每日批發或零售價格, 並運用此高頻資料對台灣消費者物價指數 (consumer price index, CPI) 年增率進行即時預報 (nowcasting)。實證發現, 運用主計總處公布上月 CPI 統計時可取得的即時價格資訊, 即時預報模型的樣本外誤差均方根 (root mean square error, RMSE) 約較 AR 模型低 34–44%, 且隨著月中資料的更新, 即時預報模型的預測誤差亦進一步降低。

關鍵詞: 即時預報, 通膨預測, 分解預測, 組合預測
JEL 分類代號: E31, E37

1 緒論

通膨率反映各種物價的變化, 對消費者、投資者、金融市場參與者及政策決策者均有重要意義。對央行而言, 穩定物價是其重要的經營目標, 若能提高對通膨率變化的預測能力, 有助央行對經濟情勢的掌握及貨幣政策的施行。然而, 國外有關預測通膨率的研究卻發現 (見 Ang, Bekaert, and Wei

*作者分別爲中央銀行經濟研究處三等專員與中央銀行經濟研究處副研究員。蕭宇翔爲通訊作者。(YHsiao@mail.cbc.gov.tw)。作者感謝徐士勛教授、陳宜廷教授、葉盛研究員對本文初稿提供的寶貴意見, 以及參與「總體金融與經濟情勢預測研討會」學者專家的建議; 作者也特別感謝兩位匿名評審的意見, 使本文內容更爲正確且完整, 受益良多。本文乃個人研究論文, 不代表央行立場, 文中若有任何錯誤, 當屬作者之責任。

經濟論文叢刊 (*Taiwan Economic Review*), 49:3 (2021), 371–414。
國立台灣大學經濟學系出版

臺灣大學學術期刊資料庫

(2007); Faust and Wright (2013); Kotchoni, Leroux, and Stevanovic (2019)), 龐大且複雜的總體計量模型, 如菲利浦曲線模型 (Phillips curve model)、因子附加 VAR 模型 (factor-augmented vector autoregression model)、動態隨機一般均衡 (dynamic stochastic general equilibrium) 模型、或考量大量總體變數資訊的計量模型等方法, 對通膨率的預測表現往往遜於簡單的單變量時間數列模型, 如自我迴歸 (autoregressive, AR) 模型或隨機漫步模型 (random walk model)。而市場專家對通膨率的主觀判斷更是勝過所有計量模型的預測表現, 且在預測當季或當月通膨率的極短期預測上, 亦即即時預報 (nowcasting), 專家主觀判斷的優勢更爲明顯 (Faust and Wright, 2013)。

Ang, Bekaert, and Wei (2007) 與 Faust and Wright (2013) 認爲, 市場專家之所以能在短期通膨率的預測有顯著優勢, 主要係因在預測當季或當月的通膨率的當下, 有些物價變化已經實現並即時揭露, 市場專家能彙整各種已實現的價格變化資訊, 分析這些價格變化對整體通膨率的影響幅度。且市場專家亦可根據市場最新發生的事件或政策變化, 如天然災害、罷工、折扣促銷, 或是政府調整香菸稅捐、學雜費、基本工資等等, 判斷此等對整體物價的影響。此外, 專家對於通膨趨勢的變化的掌握亦快於計量模型, 因此在短期預測上往往明顯優於計量模型。

即時預報與向前預測 (forward-looking forecasting) 著重的面向不全然相同, 前者著重運用預測當下已揭露的各種物價相關訊息, 預測當期的通膨率, 或根據物價指數的編製方式, 分析相關價格變化對整體通膨率的影響幅度, 此外, 即時預報的特點是, 可根據最新的即時資料, 更新當期通膨率的預測數 (見 Bańbura et al. (2013)); 而後者較重視通膨率與其他總體變數間的關係, 如貨幣供給與通膨長期變化的關係。

本文嘗試從各種網站來源蒐集與消費者物價指數調查項目相關且即時發布之物價資訊, 用以對 CPI 年增率進行即時預報。在台灣消費者物價指數 (consumer price index, CPI) 的組成項目中, 蔬果、肉類、水產品及能源價格的變化幅度較大且價格調整頻率高, 而上述相關物價資訊在政府或公營企業相關網站已有即時公布相關價格資訊, 若能充份運用這些已揭露之即時訊息, 並結合其他月頻率的預測指標, 建構即時預報模型, 或能有助提

臺灣大學學術期刊資料庫

升對當期通膨率的預測能力。除運用各種即時高頻價格資料進行即時預報外, 本文亦探討直接預測整體通膨率, 以及分解預測 CPI 主要項目物價成長率, 再根據各項目所占權數, 加總爲整體通膨率預測值, 兩種方法預測表現的優劣。

本文實證結果顯示, 運用每月初主計總處發布上月物價統計當下已揭露之相關價格資料建構之即時預報模型, 確實能大幅提高對當月通膨率的預測表現, 本文的即時預報模型樣本外誤差均方根 (root mean square error, RMSE) 約較 AR 模型低 34–44%, 且隨著月中資料的更新, 即時預報模型的預測誤差將進一步降低。本文亦發現, 分別預測 CPI 子項目年增率再加總的分解預測方法, 其預測表現優於直接預測整體通膨率, 而將各種預測指標進行組合預測 (combining forecasts), 亦能有助提升預測表現。

除第 1 節爲緒論外, 本文結構安排如下, 第 2 節探討應用高頻資料, 預測短期通膨率的相關文獻, 以及直接預測整體通膨率與分解預測兩種方法之比較; 第 3 節說明台灣 CPI 通膨率的特性, 並介紹本文應用之高頻價格資料, 並檢視高頻價格年增率與 CPI 對應項目年增率兩者間的關係; 第 4 節介紹本文的預測模型; 第 5 節評估模型樣本外預測表現, 並與中央銀行對通膨率的預測進行比較; 第 6 節爲結論。

2 文獻探討

本節首先回顧運用高頻資料預測當月通膨率的國內外文獻, 接著, 再簡介直接對整體通膨率進行預測, 或是分別預測 CPI 子項目的成長率, 再加權平均爲整體通膨率預測值, 兩種預測方式的文獻。

2.1 通膨率之即時預報

即時預報模型著重利用較早發布且資料頻率較高的資料預測較晚發布的重要經濟指標, 因此選取與物價變化高度相關之高頻或即早發布的指標係通膨率即時預報模型的關鍵。Monteforte and Moretti (2013) 應用混合頻率資料抽樣 (mixed data sampling regression models, MIDAS) 模型, 以日頻率的金融變數與原物料商品價格資料預測歐元區的調和的消費者物價指數 (Harmonised Index of Consumer Prices, HICP) 的年增率。混頻模型

臺灣大學學術期刊資料庫

的月頻率資料包含通膨率、核心通膨率與油價變動的落後期, 日頻率資料則包含長短期利率、長短期利差、穀物商品價格與匯率, 他們發現加入日頻率的金融與商品價格資料能顯著優於 AR 模型以及僅考慮月頻率資料的 VAR 模型。

Breitung and Roling (2015) 亦運用 MIDAS 模型對歐元區 HICP 通膨率進行即時預報, 並以 HWWI (Hamburgisches WeltWirtschaftsInstitut) 日頻率的原物料價格作爲通膨率即時預報模型的高頻指標, 作者認爲無母數 (nonparametric) 的 MIDAS 模型預測表現優於限制函數形式的 MIDAS 模型, 且高頻的原物料價格指數有助預測當期的通膨率。

Modugno (2013) 運用日頻率的金融變數資料及周頻率能源與原物料價格資料, 以動態因子模型 (dynamic factor model) 萃取因子, 用以預測美國 CPI 通膨率。預測結果顯示, 加入日頻率與周頻率資料的因子模型預測表現優於僅考慮月頻率資料的因子模型, 且高頻的能源與原物料價格資料最能有助提升即時預報的表現, 惟金融變數提高即時預報準確性的效果相對較小。

Funke, Mehrotra, and Yu (2015) 設計狀態空間模型 (state-space model), 運用各種頻率資料追蹤中國大陸 CPI 通膨率的變化, 日頻率變數有全球商品價格指數 (global commodity prices) 與法定存款準備率與短期利率等貨幣指標, 月頻率變數包含豬肉價格、M2 成長率及花旗集團 (Citigroup) 通膨驚奇指數 (inflation surprise index), 季頻率變數則使用 Consensus Forecast 對下一季通膨率的預測數。模型估計之通膨指標略微領先官方發布的 CPI 通膨率, 且在預測未來 1 個月與 3 個月通膨率上, 預測績效優於隨機漫步模型, 惟仍略遜於 ARIMA 模型 (autoregressive integrated moving average model)。

Knotek and Zaman (2017) 應用高頻的油價與天然氣價格資料, 以及美國 CPI 發布時間早於個人消費支出 (personal consumption expenditures, PCEs) 價格指數的特性,[1] 建構預測美國通膨率與核心通膨率 (core inflation) 的模型。模型相對精簡, 考慮的變數不多, 高頻即時資料主要考慮石

[1] 美國 Bureau of Labor Statistics (BLS) 於月中發布上月 CPI 與核心 CPI, 而 Bureau of Economic Analysis (BEA) 於月底發布上月的 PCE 價格資料。

臺灣大學學術期刊資料庫

油與天然氣價格, 亦根據過去12個月平均值推算食物價格成長率。模型對通膨率與核心通膨率的即時預報表現優於多種專家判斷預測及 Fed 綠皮書 (Greenbook) 的預測。

近年, 由於網路資訊的快速發展, 相關文獻從相關零售網站抓取各種商品價格資料, 編製網路 CPI (參見 Cavallo and Rigobon (2016); Cavallo (2017))。Aparicio and Bertolotto (2020) 應用 PriceStats 公司編製的網路 CPI 資料預測10個先進經濟體的 CPI 通膨率。[2] 該文發現, 網路 CPI 能有助提升預測短期官方 CPI 通膨率的預測績效。此外, 網路 CPI 能即時反應價格的變動, 而官方 CPI 因編製方法或實體店面價格調整成本較網路商城高, 價格更具僵固性, 反應價格變化的速度較慢, 因此本月的網路 CPI 通膨率有助預測隔月的官方 CPI 通膨率。

荷蘭國家統計局 (Statistics Netherlands) 之物價部門亦已開始自網路蒐集部分物價資訊, 例如機票價格、書籍、電子產品等等。藉由網路爬蟲 (web crawler) 機器人將自網路蒐集的資料儲存於 CPI 資料庫 (Hoekstra, Bosch, and Harteveld, 2012)。瑞典央行 (Sveriges Riksbank) 亦自零售商的網路商城擷取11種蔬菜與水果每日的價格 (Hull, Löf, and Tibblin, 2017),[3] 再根據 CPI 權數做加權平均, 編製日頻率的網路蔬果價格指數。研究發現運用網路價格資料預測短期蔬果 CPI 通膨率的表現, 優於瑞典央行的短期預測模型。Powell et al. (2018) 於英國三大超市網站擷取商品價格資料, 並檢視33個食物商品的網路價格與官方 CPI 間的關係, 研究顯示網路價格與 CPI 對應項目的價格呈高度相關。

據作者所知, 國內尚未有通膨即時預報計量模型的相關文獻, 僅有中央銀行的物價專家應用官方網站資料, 結合經驗法則, 並輔以主觀判斷進行即時預報 (見葉盛 (2019)), 其預測方法係將台灣 CPI 分解爲食物、商品 (不含食物) 與服務 (不含外食) 3大類, 並應用公布於官方網站上之蔬果、肉類、水產品批發價格以及原油價格資料, 判斷對 CPI 各項目的影響, 再整合成對台灣當月 CPI 年增率的預測數。葉盛 (2019) 發現上述網路價格

[2]PriceStats 公司的網路價格資料係源自於麻省理工學院 (Massachusetts Institute of Technology) 的巨量價格數據計畫 (Billion Price Project, BPP), 有關 BPP 詳細的爬蟲與編製網路 CPI 方法, 見網站 http://bpp.mit.edu 與 Cavallo and Rigobon (2016)。

[3]包含橘子、香蕉、胡椒、蘋果、黃瓜、捲心菜、葡萄、花椰菜、梨子、韭菜與番茄等。

臺灣大學學術期刊資料庫

資料與食物及能源 CPI 價格變動呈高度相關, 能有效提升預測績效, 且使用全月網路價格資料的預測績效又略優於使用月初資料的預測績效。

2.2 直接預測整體通膨率與分解預測子項目物價成長率

關於預測通膨率的計量模型, 常見的做法是直接對整體通膨率設定預測模型, 惟 CPI 各個子項目價格變動的原因可能並不相同, 存在各自的動態變化, 因此另一種做法是, 分別對個別子項目成長率設定不同的預測模型, 以符合其各自的資料生成過程 (data generating process, DGP), 再將個別子項目的預測值根據 CPI 權數加總爲整體通膨率預測值。Lütkepohl (1987) 認爲, 理論上在 DGP 已知的情況下, 將個別項目成長率的預測結果加總爲整體通膨率預測值, 其預測表現不會遜於直接對整體通膨率預測, 甚至可能佔有優勢。惟實務操作上, DGP 往往是未知的, 在需要估計預測模型的情況下, 直接對整體通膨率設定預測模型, 因待估參數較少, 其預測表現反而可能較佳。

實證上, Marcellino, Stock, and Watson (2003) 對歐元區的實體經濟指標與通膨率的預測結果顯示, 分別估算各別國家的預測數, 再加總爲整體歐元區的預測值, 能提高預測績效; Espasa, Senra, and Albacete (2002)、Benalal et al. (2004)、Bruneau et al. (2007)、Moser, Rumler, and Scharler (2007) 與 Bermingham and D'Agostino (2011) 預測歐元區或歐洲國家的通膨率皆發現, 分別預測 CPI 子項目成長率再加總, 預測表現會優於直接預測整體通膨率; 國內文獻方面, 陳佩玕 (2013) 將台灣 CPI 基本分類的七大項目, 對個別項目的成長率配適 AR 模型, 再加總爲整體通膨率預測值, 其短期預測的表現優於直接預測整體通膨率的 AR 模型。

Hubrich (2005) 則發現, 由子項目物價成長率的預測結果加總成整體通膨率的預測模型不必然能改善對未來一年的歐元區通膨率的預測表現。Faust and Wright (2013) 對美國通膨率的預測發現, 加總個別項目的預測值在短期預測表現優於直接預測整體通膨率, 惟若允許各別子項目模型有不同的落後期數與參數值, 待估參數可能過多, 反而不利模型的預測表現。該文結果與 Lütkepohl (1987) 的推論相符, 分解預測子項目物價成長率或能提升預測績效, 惟亦可能因參數估計的誤差 (parameter estimation error)

臺灣大學學術期刊資料庫

而影響預測表現。

Hendry and Hubrich (2011) 則建議直接將個別子項目的資訊代入整體通膨率的預測模型, 可有助提高對整體通膨率的預測表現。然而, 加入所有非加總資料, 亦會使模型的待估參數增加, 致預測結果不具預測效率性 (inefficient), 反而不利預測表現。Hendry and Hubrich (2011) 認爲, 若能選取適當的子項目變數, 或事先將非加總資料的訊息整合, 縮減變數維度後再代入預測模型, 會有更佳的預測表現。Zeng (2017) 採取兩種將非加總的子項目價格資訊納入預測整體通膨率模型的方法, 一是應用因子模型從非加總資料萃取單一因子, 再代入預測整體通膨率的模型, 另一種則是運用變數選取的方法, 如 boosting 機器學習演算法, 從衆多子項目中選取重要的價格資訊。該文發現, 運用 boosting 篩選子項目價格資訊的預測表現普遍較佳。

3 資料來源與說明

3.1 分析台灣 CPI 年增率

台灣 CPI 由主計總處編製, 並於每月5日下午發布上月 CPI 統計資料, 如遇周休二日或國定假日, 發布日期則順延。若根據 CPI 商品性質可將 CPI 項目分爲食物類, 商品類 (不含食物), 服務類 (不含外食) 三大類,[4] 圖1繪示 CPI 年增率與三種商品性質 CPI 年增率的時間序列走勢, 表1則列出其樣本統計量。於2001年1月至2018年12月, CPI 年增率平均值爲1.00%, 標準差爲1.39%。三種商品性質中, 食物類 CPI 年增率平均值最高, 爲2.35%, 且波動程度亦最大, 標準差爲3.76%, 食物類 CPI 年增率的波動深受生鮮食品價格影響, 其中蔬菜、水果 CPI 年增率標準差分別高達21.34%與14.10%, 主要係蔬菜、水果價格深受颱風、豪雨等天候影響, 肉類與水產品亦有明顯波動, 如肉類、水產品價格農曆春節前會明顯攀升。而食物類 CPI 中占比最大的外食費, 其年增率的波動程度則明顯較小, 標準差爲2.03%。

[4]本文對應於後續的預測模型將 CPI 項目的性質分爲食物類、商品類與服務類三大類。若根據主計總處對 CPI 項目的基本分類, 可分爲食物類、衣著類、居住類、交通及通訊類、醫療保健類、教養娛樂類、雜項類7大類, 共有368個查價項目群。

臺灣大學學術期刊資料庫

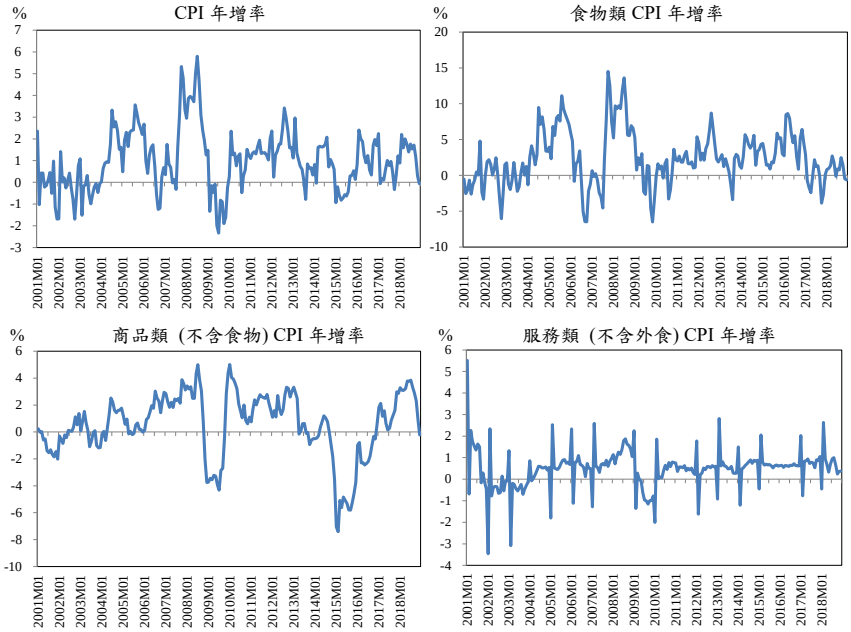


圖 1: CPI 與依商品性質分類之 CPI 年增率

資料來源: 主計總處。

商品類 CPI 年增率平均值爲 0.53%, 標準差爲 2.38%, 亦明顯高於整體 CPI 年增率的標準差。商品類 CPI 年增率的波動主要反應能源 (油料費、燃氣、電費) 價格的變動, 而油料費的波動主要反映國際油價的波動, 使得商品類 CPI 年增率受國價油價波動影響大 (見圖 2)。服務類 CPI 年增率的波動明顯較小, 標準差僅 0.93%, 且多在 1、2 月年增率有大幅波動, 主要係因受農曆三節國人餽贈保母等禮金的禮俗, 其中又以春節時較高, 使服務類 CPI 中的個人服務費 (包含保母費及其他個人照顧服務費) 在春節期間明顯上升, 而農曆春節可能落於 1 月或 2 月, 導致服務類 CPI 年增率在 1、2 月有明顯波動。

圖 3 爲 CPI 三種商品性質對 CPI 年增率的貢獻度, 由圖可知, 食物類價格變化的貢獻程度相當大; 商品類價格變化對 CPI 年增率亦有影響, 在國際油價大幅變化的時期爲尤爲明顯, 如 2008–2010 年與 2014–2016 年間; 服務類 CPI 權數雖爲最高, 惟其年增率波動幅度較小, 對 CPI 年增率的貢

臺灣大學學術期刊資料庫

表 1: 依商品性質分類之 CPI 年增率的樣本統計量 (%)

	權數	平均數	標準差	Q1	Q3	最小值	最大值
總指數	100.000	1.00	1.39	0.05	1.74	−2.34	5.80
食物類	23.726	2.35	3.76	0.02	4.45	−6.51	14.51
蔬菜	1.444	5.07	21.34	−7.40	14.64	−42.19	80.80
水果	2.472	2.93	14.10	−8.28	12.93	−28.82	47.14
肉類	2.352	3.09	5.10	0.04	2.94	−6.78	24.70
水產品	1.431	3.91	4.14	1.69	6.11	−8.24	17.32
外食費	7.597	1.66	2.03	0.43	2.16	−2.10	10.18
商品類 (不含食物)	32.282	0.53	2.38	−0.52	2.33	−7.41	5.01
電費	1.267	−0.02	5.03	0.00	1.66	−24.72	21.19
燃氣	0.406	2.50	10.20	−1.93	8.19	−29.18	19.76
油料費	2.610	3.25	12.67	−0.89	10.64	−30.44	42.68
服務類 (不含外食)	43.992	0.49	0.93	0.22	0.80	−3.46	5.51

註: 表中的權數爲 2018 年 CPI 項目的權數, 樣本統計量計算期間爲 2001M1–2018M12, Q1 與Q3 分別爲第一與第三分位數。

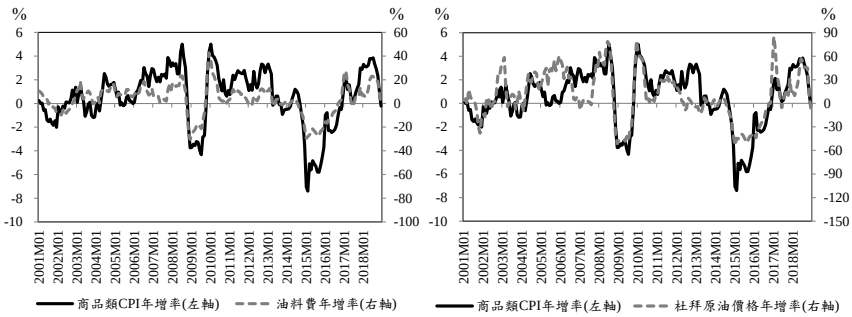


圖 2: 商品類 CPI 年增率與油價的關係

註: 商品類 CPI 不包含食物類項目, 油料費爲 CPI 項目中的子項目, 杜拜 (Dubai) 原油價格 (美元/桶) 乘上新台幣對美元匯率後, 再計算年增率。

獻反而不如食物類與商品類。是以, 若能取得食物類與商品類項目中主要波動來源之相關資料, 應能有助提高對 CPI 年增率的預測的表現。

3.2 預測指標與高頻價格資料來源與說明

本文的即時預報模型由月頻率或日頻率的總體指標與即時發布之價格資

臺灣大學學術期刊資料庫

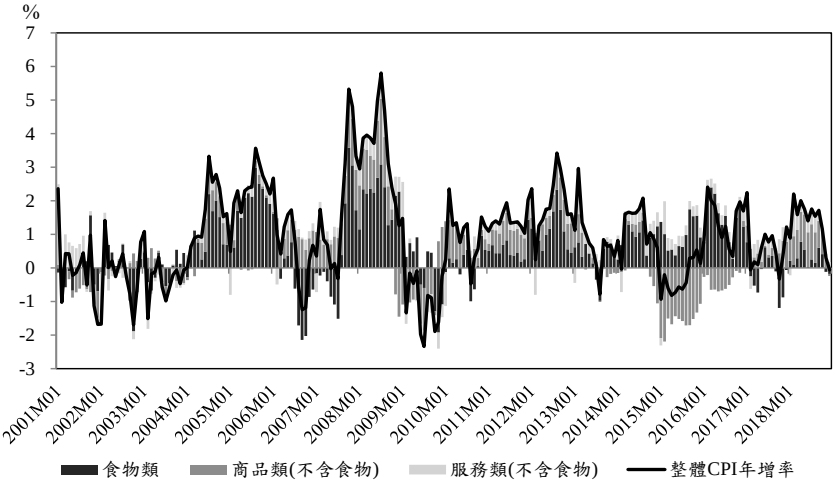


圖 3: CPI 年增率與三種商品性質的貢獻度

資料來源: 主計總處與作者自行計算。

料所組成, 相關資料來源與網站見本文附錄 1。

3.2.1 月頻率資料

文獻常應用菲利浦曲線模型預測通膨率, 以失業率或失業率偏離無加速通膨失業率 (non-accelerating inflation rate of unemployment, NAIRU) 的幅度預測通膨率, 惟文獻發現, 菲利浦曲線模型預測通膨率的能力下滑, 且預測表現並不佳 (如 Ang, Bekaert, and Wei (2007); Faust and Wright (2013)), Peach, Rich, and Linder (2013) 則認爲商品類通膨率主要反映進口或上游價格的變化, 服務類通膨率則與勞動市場的關聯性較大。由於主計總處於每月上旬發布上月之物價統計, 下旬發布上月之失業統計, 是以在公布上月 CPI 的當下僅會有上上月的失業率, 因此本文在模型中以前 2 個月的失業率預測本月通膨率。

薪資上漲亦會帶動物價上漲, 由於主計總處的薪資統計資料的發布存在時間落後,[5] 而基本工資由勞動部召開之基本工資審議委員會, 再由勞動

[5] 主計總處一般於月中發布上上月的平均薪資統計, 因此在發布上月的物價統計時, 只

臺灣大學學術期刊資料庫

部將決議報請行政院核准, 其調整幅度可即時自審議委員會之決議得知, 無資料發布時間落後的問題, 是以本文以該月每小時基本工資的年增率作爲通膨率預測模型的預測指標。

上游原材料或進口品價格攀升, 亦會傳遞至下游的民生消費用品價格, 本文以躉售物價指數 (wholesale price index, WPI) 內銷品項目中的消費用品物價指數的變化, 捕捉此上游價格的變動對下游消費用品價格的影響。WPI 與 CPI 統計資料同時發布, 因此本文以內銷消費用品躉售物價指數年增率的落後一期作爲模型的預測指標。

如前所述, 農曆春節前後, 部分物價會大幅波動, 農曆春節屬於移動節日, 導致對去年同月計算之 CPI 年增率多在 1、2 月出現明顯波動。爲捕捉春節移動節日的效果, 本文從美國人口普查局 (Census Bureau) 提供之 Genhol 軟體得到農曆春節時間序列, 由於本文係預測 CPI 年增率, 故將農曆春節時間序列對去年同月做一階差分, 再代入預測模型。

目前經濟部每年 3 月與 9 月中召開電價費率審議委員會, 分別審議上、下半年電價費率, 並於 4 月與 10 月實施, 最新的電價表可自台灣電力公司網站取得, 本文根據台電過去各時期的電價表推算各月平均電費, 再將平均電費對去年同期計算年增率。平均電費的計算方法見附錄 2。

3.2.2 日頻率資料

國內油價每週根據油價調整公式調整, 並於每週日中午 12 時公布新油價, 公布次日周一零時起生效。中油公司油品行銷事業部每周一固定於網站上公布國內 92 無鉛汽油、95 無鉛汽油、98 無鉛汽油與柴油的最新油價資訊 (元/公升), 由於 95 無鉛汽油在 CPI 的權數最大, 故本文直接以中油公司 95 無鉛汽油價格作爲油價的即時價格資料, 由於油價公布後至下次調整油價期間, 國內油價固定不變, 故可以根據每周更新的油價得到每日油價資料。中油網站油價歷史資料起始自 1999 年。

有 3 個月前的平均薪資統計資料。由於即時預測模型強調以較早發布的統計資料預測較晚發布的重要經濟指標, 因此本文只以基本工資年增率作爲預測指標。相較於平均經常性薪資的變化主要反映勞動市場狀況, 基本工資的調整不必然與勞動市場情況有關, 可捕捉政策導致勞動成本上升, 進而推升物價的相關訊息。

臺灣大學學術期刊資料庫

蔬菜、水果每日批發價格來自農委會農糧署建置之農產品批發市場交易行情網, 該網站彙整全台各批發市場每日蔬菜、水果、花卉批發價格, 並由網站系統根據批發價與交易量計算出加權平均後之每日全台蔬菜及水果批發價格, 於當日下午陸續更新該日蔬果批發價格 (元/公斤) 與交易量 (公斤), 蔬菜與水果批發價量歷史資料起始自 1996 年 1 月。若當日交易量少, 則當日價格對整月物價的重要性可能較低, 由於交易量亦可能蘊含相關信息, 是以本文同時蒐集批發價與交易量的數據。

肉類批發價格來自農委會畜產行情資訊網, 該網站包含毛豬、肉牛與家禽之批發行情價格。毛豬價格部分, 網站公布全台灣批發市場的每日毛豬平均價格 (元/公斤)、成交頭數與平均重量 (公斤), 並分爲整體毛豬與規格豬,[6] 由於規格豬交易量較小, 本文選擇整體毛豬的價量資料作爲生鮮家畜 CPI 的即時價格指標, 並將成交頭數乘以平均重量, 得到每日的交易量。[7] 家禽批發資料包含雞鴨的批發價量資料, 惟畜產行情資訊網未公布全台加權後的家禽批發價量資料, 僅公布各批發市場的每日平均成交價 (元/公斤) 與交易量 (公斤), 本文將該網站中的台北、新北、台中、高雄鳳山、高雄梓官 5 個市場每日批發價, 以當日的交易量爲權數做加權平均, 得到日頻率的全台家禽批發價格, 而全台交易量則爲 5 個市場的總和。[8] 毛豬與家禽批發價量歷史資料皆起始自 1996 年。而該網站中的肉牛批發價爲周頻率資料, 且資料起始自 2010 年 5 月 24 日, 由於資料起始點較晚, 本文未考慮肉牛批發價格資料。

漁產品每日批發價格來自漁產品全球資訊網, 其根據批發市場所在地分爲消費地市場與生產地市場,[9] 以及根據消費地與生產地市場根交易量

[6]規格豬係指重量介於 75–155 公斤間的豬隻。

[7]在毛豬的每日批發價量資料中, 有部分時點當日的平均價格與平均重量皆爲 0, 由於成交價格與數量不可能爲 0, 故本文將此情況視爲無成交資訊的缺漏值。

[8]本文發現, 台北市場 (台北畜產運銷股份有限公司) 有 4 日的平均價格高於或低於前一日平均價格達 4 倍以上 (分別爲 2013 年 7 月 10 日、2013 年 8 月 15 日、2014 年 4 月 18 日與 2018 年 7 月 26 日), 該日平均價格偏離過去水準過多, 推測可能係資料登記錯誤所致, 因此, 本文將此 4 日資料視爲缺漏值。

[9]消費地市場包含台北、三重、新竹、桃園、苗栗、台中、彰化、埔心、埔里、嘉義、斗南、佳里、新營、岡山, 生產地市場包含基隆、頭城、蘇澳、台南、興達港、高雄、梓官、澎湖、東港、新港、花蓮。

臺灣大學學術期刊資料庫

爲權數加權平均之全部市場的漁產品平均批發價格 (元/公斤) 與交易量 (公斤)。其中生產地漁產品價格波動相當大, 與 CPI 項目中的水產品價格年增率差異甚大, 致生產地與消費地加權平均之全部市場之漁產品批發價格年增率與水產品 CPI 年增率的相關係數亦不高, 因此本文僅使用消費地市場的漁產品批發價量資料進行通膨率的預測, 漁產品批發資料起始自2000年1月。

須特別說明的是, 因各縣市的批發市場皆有休市日, 且各批發市場休市日並不相同, 此外, 如遇國定假日與春節期間亦會休市。若當日全台市場皆休市, 則無該日批發價量資料, 若當日多數批發市場休市, 則仍有當日批發價, 惟全台交易量會明顯較少。因此, 日頻率蔬果、畜產及漁產品批發價格在少數時點會因休市而出現缺漏值, 其中, 蔬果每日批發價量資料缺漏情況較少, 而漁產品與畜產品價量資料缺漏情況相對較多。[10]

3.3 即時價格資料與 CPI 項目之關係

本小節檢視上述的即時價格資料與 CPI 對應項目的相關程度。將日頻率的即時價格資料, 取整月的簡單平均, 並對去年同月計算年增率後, 與 CPI 對應項目之物價年增率做比較。圖 4 係轉換爲月頻率的即時價格年增率與 CPI 對應項目年增率的時間數列。

從圖 4 觀察, 整月平均後的即時價格年增率與 CPI 各項目年增率的相關係數皆相當高, 但相關程度仍有差異, 蔬菜批發價年增率與蔬菜 CPI 年增率的相關係數最高, 達 0.946; 水果批發價年增率與水果 CPI 年增率相關係數亦有 0.826, 惟水果批發價格年增率的波動程度明顯較大。肉類項目方面, 毛豬價格與生鮮家畜 CPI 年增率相關係數爲 0.694, 家禽批發價格與生鮮家禽 CPI 年增率相關係數爲 0.704, 兩個平均批發價格年增率波動都明顯較 CPI 項目年增率大, 若將毛豬與家禽批發價年增率以 CPI 項目生鮮家畜與生鮮家禽權數作加權平均, 則與肉類 CPI 年增率的相關係數

[10] 毛豬批發市場主要在周日休市, 因此周日多無毛豬批發價量資料, 或是交易量很少。消費地漁產品市場休市日多爲周一, 是故消費地漁產品批發價格缺漏值多發生在周一。蔬菜、水果批發價格資料缺漏情況較少, 但周一交易量多較低, 主要係蔬果批發市場休市日多爲周一, 惟各縣市休市日並不完全相同。

臺灣大學學術期刊資料庫

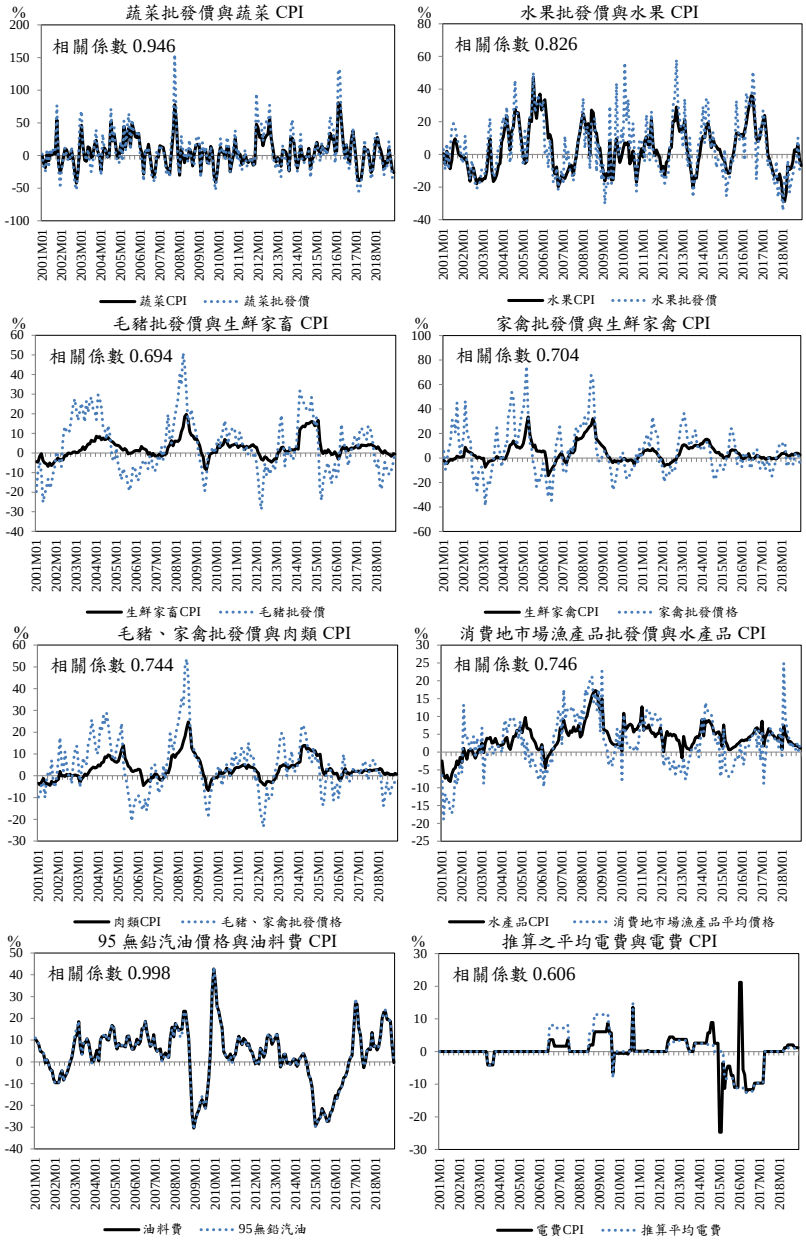


圖 4: 即時價格年增率與 CPI 對應項目之年增率

註: 本文將日頻率價格資料依月份取簡單平均, 轉換爲月頻率後, 對去年同月計算年增率, 最後再與 CPI 對應項目的物價指數年增率計算相關係數, 本文推算之平均電費則爲月頻率資料, 相關係數計算期間爲 2001 年 1 月至 2018 年 12 月。

臺灣大學學術期刊資料庫

上升至0.744。消費地市場漁產品價格年增率與水產品 CPI 年增率相關係數亦有0.746, 惟前者在少數月份有明顯較大的波動。

能源類方面, 中油公司95無鉛價格年增率與油料費 CPI 年增率相關係數達0.998,[11] 兩者變化幾乎一致; 本文自行推算之每月平均電費年增率大致與電費 CPI 年增率的升降相符, 但在2015年1至2月因台電電價回饋方案, 電費 CPI 下跌24.72%, 而本文根據電價表推算之平均電費未能考慮此情況, 故在2015年1至2月與隔年同期, 兩者年增率有較大的差異, 相關係數則爲0.606。

綜而言之, 本文考慮之各種即時價格年增率與 CPI 對應項目年增率間的相關程度並不全然一致, 惟皆具相當程度的正相關, 顯示本文考慮之即時價格資料應蘊含 CPI 部分項目價格變化之訊息, 應用上述即時價格資料應可提升對整體 CPI 年增率的即時預報能力。

4 預測模型設定

本文的預測目標爲 CPI 通膨率, 定義爲本月 CPI 對去年同月計算之年增率, $\pi_t = (\mathrm{CPI}_t/\mathrm{CPI}_{t-12} - 1) \times 100$, 並考慮以下幾種預測模型:

(1) 隨機漫步模型

隨機漫步模型的樣本外預測爲過去 P 個月通膨率的平均值:

$$\pi_t = \frac{1}{P}\sum_{p=1}^{P}\pi_{t-p} + e_t,$$

本文設定 $P = 1$, 本月預測數爲上個月實際的通膨率。

(2) AR 模型

AR 模型設定如下:

$$\pi_t = \alpha + \sum_{p=1}^{P}\beta_p\pi_{t-p} + e_t,$$

[11] 中油公司92無鉛汽油、98無鉛汽油與柴油價格年增率與 CPI 油料費年增率相關係數分別爲0.996、0.997與0.985。

臺灣大學學術期刊資料庫

落後期數 P 根據貝氏資訊準則 (Bayesian information criterion, BIC) 選取, AR 模型雖未考慮其他預測指標或即時價格資料, 惟文獻發現, 簡單的 AR 模型預測通膨率的表現很難被其他複雜的預測模型打敗 (Ang, Bekaert, and Wei, 2007; Faust and Wright, 2013), Kotchoni, Leroux, and Stevanovic (2019) 的研究結果顯示, 即使運用數種考量大量總體變數資訊的計量模型, 其預測通膨率的能力仍未優於 ARMA(1,1) 模型。張慈恬 (2011) 應用台灣的資料亦有類似的發現, ARIMA 模型預測台灣 CPI 年增率的表現優於菲利浦曲線模型、貨幣模型、成本加成模型、利率期限結構模型與 VAR 模型。

(3) 分解預測 (disaggregate forecasts) 通膨率的 AR 模型

將 CPI 項目分爲食物類、商品類與服務類 CPI, 分別預測此三種商品性質的 CPI 年增率, 再乘上各項目所占權數, 加總爲整體通膨率預測值 ($\hat{\pi}_t$):

$$\pi_{c,t} = \alpha_c + \sum_{p=1}^{P_c} \beta_{c,p}\pi_{c,t-p} + e_{c,t},$$

$$\hat{\pi}_t = \sum_{c} \omega_{c,t}\hat{\pi}_{c,t},$$

$c = f, g, s$, 分別代表食物類、商品類與服務類。三種商品性質 CPI 年增率的預測模型皆分別根據 BIC 選取適當的落後期數, $\omega_{c,t}$ 爲此三種商品性質的 CPI 的權數, 並依據各基期年的權數結構做調整, 詳細說明見附錄3。

(4) 在預測整體通膨率的 AR 模型中加入其他預測指標

過去文獻常運用橋梁方程式 (bridge equation) 的混頻模型, 以高頻變數預測低頻變數 (如 Baffigi, Golinelli, and Parigi (2004); Diron (2008))。以日與月頻率資料爲例, 由於高頻資料可能因尚未實現或未發布, 僅部分可得, 故需先將已取得的日頻率數據, 預測該月其餘天期的日資料, 再將該月每日的實現值與預測值取平均或加總, 得到該變數對應當月的推估數值, 最後將此變數套入月頻率的橋樑方程式中, 惟可能的缺點是高頻變數在平均或加總的過程可能會損失有用的資訊。自 Ghysels, Santa-Clara, and Valkanov (2004) 發展的 MIDAS 模型則是藉由落後分配多項式 (distributed lag polynomials) 的形式直接建構混頻變數間的關係, 且高頻變數

臺灣大學學術期刊資料庫

對低頻變數的關係僅需少數參數即可捕捉。[12] 相關討論可參考 Foroni and Marcellino (2013)。

本文考慮之預測指標包含月頻率與日頻率的資料, 在混頻資料的處理上, 將每月前 J 日的價格取平均值後, 再代入月頻率的 AR 模型, 上述作法可視爲橋樑方程式在混頻模型上的變形。[13] 未採用 MIDAS 模型的原因是, MIDAS 模型多設定每月取固定幾個工作天的資料進行即時預報, 然而日頻率的蔬果、畜產及漁產品的批發價格存在缺漏值, 且各批發價格資料缺漏情況並不相同, 每月擁有的日頻率資料筆數不同, 無法如同 MIDAS 模型直接設定每月取固定天數的資料進行預測。此外, 交易量亦或隱含部分訊息, 若當日交易量小, 則當日批發價格對整月價格的重要性可能相對較小, 僅考慮價格資料可能忽略量的資訊, 爲此, 本文考慮以下列兩種方法計算該月前 J 日的平均價格:

(a) 根據每月初前 J 日的資料作簡單平均 (simple average), 得到每月前 J 日的月頻率價格數列。令 $p_{j,t}^D$ 爲日頻率價格資料, t 爲月頻率時間指標, j 爲 t 月的第幾日, 而 t 月的總天數爲 N^t, 因此 $j = 1, \cdots, N^t$。每月前 J 日的簡單平均價格爲

$$p_t^{sa}(J) = \frac{1}{J}\sum_{j=1}^{J} p_{j,t}^D。$$

若該月前 J 日因休市而有缺漏值, 則排除缺漏值後再做簡單平均。

(b) 以每日的交易量爲權數, 將該月前 J 日的批發價格作加權平均 (weighted average)。令 $q_{j,t}^D$ 爲第 t 月第 j 日的交易量, 若當日全國批發市場皆休市, 交易量 $q_{j,t}^D = 0$。每月前 J 日加權平均價格爲

$$P_t^{wa}(J) = \sum_{j=1}^{J} q_{j,t}^D p_{j,t}^D \Big/ \sum_{j=1}^{J} q_{j,t}^D。$$

[12] MIDAS 模型並未限制日頻率資料對月頻率資料的關係在每日都是相同的, 愈接近月底的資訊其重要性可能大於月初的資訊, 而兩者的關係可由模型的參數捕捉。

[13] 此作法可視爲設定該月未實現的各天期價格年增率預測值等於該月前 J 日平均值。由於生鮮食物的日頻率價格年增率不易預測, 且批發價格資料會因休市而存在不定期的缺漏值, 增加預測的複雜性, 因此本文採取此較爲簡易的作法。

臺灣大學學術期刊資料庫

以下將第一種作法稱爲簡單平均, 第二種作法稱爲加權平均, 數學符號則以上標 sa 與 wa 表示。再將該月前 J 日平均後的價格資料對去年同月的平均價格計算年增率,[14] 得到商品價格的年增率:

$$x_t^{ave}(J) = \left(P_t^{ave}(J)/P_{t-12}^{ave}\left(N^{t-12}\right) - 1\right) \times 100,$$

其中 $ave = sa$ 或 wa。由於油價只有價格資料, 故僅能做簡單平均。

加入其他預測指標的 AR 模型爲

$$\pi_t = \alpha + \sum_{p=1}^{P} \beta_p \pi_{t-p} + \sum_{i=1}^{K_1} \gamma_i x_{i,t} + \sum_{i=1}^{K_2} \delta_i x_{i,t}^{ave}(J) + e_t,$$

通膨率的落後期 P 同樣根據 BIC 選取, K_1 與 K_2 分別爲月頻率與日頻率指標的個數, $x_{i,t}$ 包含月頻率的失業率 (落後2個月)、內銷消費用品躉售物價指數年增率 (落後1個月)、每小時基本工資年增率、推算平均電費年增率與農曆春節因子等指標, $x_{i,t}^{ave}(J)$ 包含蔬菜、水果、毛豬、家禽、漁產品與95無鉛汽油第 t 月前 J 日的平均價格的年增率, 其中 $ave = sa$ 或 wa。此設定如 Hendry and Hubrich (2011) 的建議, 直接將對應於 CPI 子項目的高頻價格變化資訊對整體通膨率進行預測。[15]

(5) 將6種高頻價格年增率縮減爲單一指標

Hendry and Hubrich (2011) 指出, 若能事先將非加總資料的訊息整合成單一指標, 使模型更爲精簡, 或能降低估計的誤差 (estimation error), 有助提升預測表現。爲此, 本文將相關高頻價格資料每月前 J 日平均價格年增率根據對應之 CPI 項目權數, 事先做加權平均, 再代入 AR 模型進行預測:

$$\pi_t = \alpha + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \pi_{t-i} + \sum_{i=1}^{K_1} \gamma_i x_{i,t} + \delta X_t^{ave}(J) + e_t,$$

[14]本文以去年同月的整月平均價格爲基期計算年增率, 而非以去年同月前 J 日爲基期, 主要係因當天數過少, 平均價格會有較大的波動, 致年增率波動過大, 反而不利預測, 而整月平均的價格資料相對較爲穩定, 預測表現相對較好。

[15]Knotek and Zaman (2017) 亦在預測整體美國 CPI 與 PCE 通膨率的模型中加入食物與能源價格變動資料, 作爲重要的非加總價格資訊。

臺灣大學學術期刊資料庫

其中 $X_t^{ave}(J) = \sum_{i=1}^{K_2} w_{i,t} x_{i,t}^{ave}(J) / \sum_{i=1}^{K_2} w_{i,t}$, $x_{i,t}^{ave}(J)$ 爲蔬菜、水果、毛豬、家禽、漁產品及95無鉛汽油每月前 J 天平均價格計算之年增率, $w_{i,t}$ 爲對應於 CPI 項目的蔬菜、水果、生鮮家畜、生鮮家禽、水產品與油料費之權數, 而 $ave = sa$ 或 wa。[16]

(6) 完整子集合迴歸 (complete subset regressions, CSR) 之組合預測模型

當各個預測指標對通膨率的預測能力皆不大, 若排除特定指標於預測模型之外, 會產生忽略變數的偏誤 (omitted-variable bias), 而加入預測能力弱的指標, 則可能增加估計的誤差。Elliott, Gargano, and Timmermann (2013, 2015) 建議, 面對所有可能的 K 個預測指標, 可設定一個相對小的模型變數個數 k, 自 K 個所有可能預測指標中, 選取 k 個指標組成預測模型, 則共有 $n_{k,K} = K!/k!(K-k)!$ 種模型變數組合, 所有可能組合之模型預測值以相同權重平均, 可得到更準確的預測結果, 此方法稱爲 CSR 組合預測方法。

除常數項與通膨率落後期外, 本文共有 $K = K_1 + K_2 = 11$ 個預測指標, CSR 模型可表示成

$$\pi_t = \alpha_n + \sum_{p=1}^{P_n} \beta_{pn} \pi_{t-p} + (x_t S_n)\, \gamma_n + e_{t,n},$$

其中 x_t 爲本文考慮之11個預測指標組成之矩陣, S_n 爲對角選擇矩陣 (diagonal selector matrix), 其對角線上的元素爲0或1, 用以決定選擇哪些變數進入第 n 個模型, 每個子集合模型的通膨率落後期數 P_n 同樣根據 BIC 選取。在固定模型變數個數 k 之下, 將 $n_{k,K}$ 個預測模型之預測值取相同權重的簡單平均, 即爲 CSR 模型的預測值,

$$\hat{\pi}_t = \frac{1}{n_{k,K}} \sum_{n=1}^{n_{k,K}} \left(\hat{\alpha}_n + \sum_{p=1}^{P_n} \hat{\beta}_{pn} \pi_{t-p} + x_t' S_n \hat{\gamma}_n \right) \quad \text{s.t.} \quad \text{tr}\,(S_n) = k,$$

其中 tr(·) 爲矩陣對角線上元素的總和 (trace operator)。本文設定 $k = 8$,

[16]由於汽油僅有價格資料, 無交易量資料, 因此95無鉛汽油年增率皆以簡單平均價格的年增率計算。

臺灣大學學術期刊資料庫

因此共有 $n_{8,11} = 165$ 個模型組合,[17] 將此165個模型預測值取簡單平均即爲 CSR 模型的預測值。

(7) 在分解預測的 AR 模型中加入對應的預測指標

在分解預測三種商品性質 CPI 年增率的 AR 模型中加入對應的總體變數與即時價格資料:

$$\pi_{c,t} = \alpha_c + \sum_{p=1}^{P_c} \beta_{c,p}\pi_{c,t-p} + \sum_i \gamma_i x_{i,t} + \sum_i \delta_i x_{i,t}^{ave}(J) + e_{i,t},$$

$$\hat{\pi}_t = \sum_c \omega_c \hat{\pi}_{c,t},$$

$c = f, g, s$. 分別代表食物、商品與服務類。根據不同的 CPI 項目年增率, 考慮各自的預測指標, 在預測食物類 CPI 年增率的模型中 ($c = f$), 預測指標包含蔬菜、水果、毛豬、家禽與漁產品每月前 J 日平均批發價格年增率, 以及農曆春節因子; 在預測商品類 CPI 年增率的模型中 ($c = g$), 考慮每月前 J 日中油95無鉛汽油平均價格年增率、推算之平均電費年增率、落後1期的內銷消費用品薹售物價指數年增率及農曆春節因子; 預測服務類 CPI 年增率的模型 ($c = s$), 考慮每小時基本工資年增率、落後2期的失業率及農曆春節因子,[18] 惟無相關即時價格資料。

(8) 將食物類高頻價格年增率縮減爲單一指標, 用以預測食物類 CPI 之年增率

將蔬菜、水果、毛豬、家禽與漁產品平均批發價格年增率依 CPI 權重作

[17]有關 CSR 模型參數 k 的選擇, Elliott, Gargano, and Timmermann (2013, 2015) 指出可選擇使預測表現最佳的參數 k, 例如在每次遞迴估計時, 重新根據當前資料選擇使預測誤差最小的參數 k; 亦可事先設定一個固定的參數 k, 在樣本外模擬時不改變此參數 (如 Garcia, Medeiros, and Vasconcelos (2017); Kotchoni, Leroux, and Stevanovic (2019))。本文參考 Garcia, Medeiros, and Vasconcelos (2017) 與 Kotchoni, Leroux, and Stevanovic (2019) 的作法設定固定的參數值 k。Elliott, Gargano, and Timmermann (2013, 2015) 實證研究發現, 較小的 k (但不接近於 1) 的預測表現往往較考慮所有預測指標 (即設定 $k = K$) 爲佳, 但預測表現最佳的 k 則因預測目標與預測指標數量的不同而不同。

[18]此設定同 Peach, Rich, and Linder (2013) 的建議, 該文將核心 CPI 通膨率分爲商品類與服務類, 商品類通膨率反映上游原物料價格的上漲, 以進口物價指數年增率作爲預測指標, 服務類通膨率與勞動市場狀況有較密切的關聯, 因此以失業率缺口爲預測指標。

臺灣大學學術期刊資料庫

加權平均後, 再代入模型預測食物類 CPI 年增率進行預測,

$$X_{f,t}^{ave}(J) = \sum_{i=1}^{N} w_i x_{i,t}^{ave}(J) \Big/ \sum_{i=1}^{N} w_i,$$

$$\pi_{f,t} = \alpha_f + \sum_{p=1}^{P_f} \beta_{f,p}\pi_{f,t-p} + \gamma x_t + \delta X_{f,t}^{ave}(J) + e_{i,t},$$

其中 x_t 爲農曆春節因子, $X_{f,t}^{ave}(J)$ 爲 5 個生鮮食品批發價格年增率之加權平均數值。接著, 再與商品類、服務類 CPI 年增率預測值作加權平均 (商品類與服務類 CPI 年增率的預測模型不變), 得到 CPI 年增率預測值,

$$\hat{\pi}_t = \sum_c \omega_c \hat{\pi}_{c,t}。$$

(9) 食物類 CPI 年增率預測模型設定爲 CSR 組合預測模型

將食物類 CPI 預測模型的 6 個指標 (包含農曆春節因子), 以 CSR 組合預測方法預測食物類 CPI 年增率,

$$\hat{\pi}_{f,t} = \frac{1}{n_{k,K}} \sum_{n=1}^{n_{k,K}} \left(\hat{\alpha}_n + \sum_{p=1}^{P_n} \hat{\beta}_{pn}\pi_{f,t-p} + x'_{f,t} S_n \hat{\gamma}_n \right) \quad \text{s.t.} \quad \text{tr}(S_n) = k,$$

其中 $x'_{f,t}$ 爲預測食物類 CPI 年增率的 6 個指標, 因此 $K = 6$, 本文設定 $k = 5$。再將食物類與商品類、服務類 CPI 年增率預測值作加權平均,

$$\hat{\pi}_t = \sum_c \omega_c \hat{\pi}_{c,t}。$$

本文的預測模型整理如表 2, 其中 RW 爲隨機漫步模型, AR^{agg} 爲直接預測整體通膨率的 AR 模型, AR^{dis} 爲分解預測三種商品性質 CPI 年增率的 AR 模型。在加入總體變數與即時價格資料的預測模型方面, DPs 表示直接將各個預測指標代入模型, DPI 則爲事先將 6 種高頻價格或 5 種食物類高頻價格的年增率, 依據 CPI 權數加權平均爲單一指標, 再代入模型進行預測; CSR 則爲直接對整體通膨率設定 CSR 預測模型 ($\text{AR}^{\text{agg}} + \text{CSR}$), 或針對食物類 CPI 年增率設定 CSR 預測模型 ($\text{AR}^{\text{dis}} + \text{CSR}$)。

臺灣大學學術期刊資料庫

臺灣大學學術期刊資料庫

表 2: 各模型的預測值

模型縮寫	模型設定
RW	$\hat{\pi}_t = \pi_{t-1}$
AR^{agg}	$\hat{\pi}_t = \hat{\alpha} + \sum_{p=1}^{P} \hat{\beta}_p \pi_{t-p}$,
AR^{dis}	$\hat{\pi}_{c,t} = \hat{\alpha}_c + \sum_{p=1}^{P_c} \hat{\beta}_{c,p} \pi_{c,t-p}$, $\hat{\pi}_t = \sum_c w_{c,t} \hat{\pi}_{c,t}$, $c = f, g, s$
$\text{AR}^{\text{agg+DPs}}$	$\hat{\pi}_t = \hat{\alpha} + \sum_{p=1}^{P} \hat{\beta}_p \pi_{t-p} + \sum_{i=1}^{K_1} \hat{\gamma}_i x_{i,t} + \sum_{i=1}^{K_2} \hat{\delta}_i x_{i,t}^{ave}(J)$,
$\text{AR}^{\text{agg+DPI}}$	$\hat{\pi}_t = \hat{\alpha} + \sum_{p=1}^{P} \hat{\beta}_p \pi_{t-i} + \sum_{i=1}^{K_1} \hat{\gamma}_i x_{i,t} + \hat{\delta} X_t^{ave}(J)$, $X_t^{ave}(J) = \sum_{i=1}^{K_1} w_{i,t} x_{i,t}^{ave}(J) / \sum_{i=1}^{K_1} w_{i,t}$
$\text{AR}^{\text{agg+CSR}}$	$\hat{\pi}_t = 1/n_{k,K} \sum_{n=1}^{n_{k,K}} (\hat{\alpha}_n + \sum_{p=1}^{P_n} \hat{\beta}_{pn} \pi_{t-p} + x_t' S_n \hat{\gamma}_n)$ s.t. $\text{tr}(S_n) = k$。
$\text{AR}^{\text{dis+DPs}}$	$\hat{\pi}_{c,t} = \hat{\alpha}_c + \sum_{p=1}^{P_c} \hat{\beta}_{c,p} \pi_{i,t-p} + \sum_i \hat{\gamma}_i x_{i,t} + \sum_i \hat{\delta}_i x_{i,t}^{ave}(J)$, $\hat{\pi}_t = \sum_c \omega_c \hat{\pi}_{c,t}$, $c = f, g, s$。
$\text{AR}^{\text{dis+DPI}}$	$\hat{\pi}_{f,t} = \hat{\alpha}_f + \sum_{p=1}^{P_f} \hat{\beta}_{f,p} \pi_{f,t-p} + \hat{\gamma} x_t + \hat{\delta} X_{f,t}^{ave}(J)$, $\hat{\pi}_t = \sum_c \omega_c \hat{\pi}_{c,t}$, $c = f, g, s$。
$\text{AR}^{\text{dis+CSR}}$	$\hat{\pi}_{f,t} = 1/n_{k,K} \sum_{n=1}^{n_{k,K}} (\hat{\alpha}_n + \sum_{p=1}^{P_n} \hat{\beta}_{pn} \pi_{f,t-p} + x_{f,t}' S_n \hat{\gamma}_n)$ s.t. $\text{tr}(S_n) = k$, $\hat{\pi}_t = \sum_c \omega_c \hat{\pi}_{c,t}$, $c = f, g, s$。

註: 各模型被解釋變數的落後期數皆根據 BIC 選取。

由於蔬果、毛豬、家禽與漁產品的亦有批發市場的交易量資料, 本文以上標 sa 與 wa 區分, 每月前 J 日的平均價格係以每日價格做簡單平均, 或是以每日交易量爲權數做加權平均。日頻率的價格資料每日會新增前一日的資料, 隨時間愈接近月底, 該月的資料會愈趨完整。爲檢視月中隨著價格資料的更新, 是否會提升模型預測當月 CPI 年增率的表現, 本文設定 $J = 5, 10, 15, 20, 25, N^t$, 分別檢驗擁有當月前5天、前10天、前15天、前20天、前25天以及當月完整日資料時, 模型的預測表現。[19] 其中, 主計總處一般於每月5日下午4時發布上月物價統計, 若於次日早上進行預測, 可從相關網站取得當月前5日的即時價格資料, 因此應用前5日的日頻率價格資料可視爲, 模擬主計總處發布物價統計當下擁有之資訊所進行的預測。目前中央銀行經濟研究處每月亦在發布上月的物價統計資料的隔日上午, 更新對通膨率的預測。

5 預測結果

5.1 樣本外預測結果評估

樣本外的預測評估採遞迴估計方法 (recursive approach), 首先以2001年1月至2012年12月爲樣本內期間, 估計模型參數值, 再代入2013年1月前 J 日可取得之資料, 得到2013年1月的即時預報值; 再增加一個樣本點, 使用2001年1月至2013年1月的資料重新估計參數值, 代入2013年2月前 J 日的資料, 預測2013年2月通膨率, 重複此過程直到估計樣本內期間爲2001年1月至2018年11月, 並預測2018年12月通膨率爲止。[20] 本文以 RMSE 爲樣本外預測表現的評估指標, 並以各預測模型的 RMSE 與直接預測整體通膨率 AR 模型 (AR^{agg}) RMSE 之比率表示, 若數值大於1表示預測表現遜於單變量 AR 模型, 反之, 則預測表現優於 AR 模型。

首先檢視以簡單平均方法計算前 J 日高頻價格年增率的樣本外預測表現, 表3上半部列出各模型的 RMSE, 其中第1列爲 AR^{agg} 模型樣本外

[19] 在2003年2月的前5日所有毛豬、家禽與漁產品的批發市場皆休市, 而2012年8月的前5日亦無家禽的批發價量資料, 因此無法計算此兩個月前5日的平均批發價格, 本文以上月最後一日的批發價填補缺漏值。

[20] 樣本外預測期間包含2014–2015年國際油價大跌, 以及蔬果價格因颱風、寒流等因素大幅波動的時期。

臺灣大學學術期刊資料庫

的 RMSE, 其餘各列爲該模型樣本外 RMSE 相對 AR^{agg} 模型 RMSE 之比率。橫軸爲分別使用當月前5天、前10天、前15天、前20天、前25天以及當月完整的高頻價格資料, 即 $J = 5、10、15、20、25$ 與 N^t, 模型的樣本外預測表現。由表3第2列可知, 拆成三種商品性質的分解預測 AR^{dis} 模型的 RMSE 小於 AR^{agg} 模型, 此結果與陳佩玕 (2013) 相符, 而隨機漫步模型預測表現則略遜於 AR^{agg} 模型。

在直接預測整體通膨率的 AR 模型中, 加入本文考慮之11個總體變數與即時價格資料可明顯提高預測表現 ($AR^{agg} + DPs^{sa}$ 模型), 使用前5日高頻價格資料的 RMSE 相對於 AR^{agg} 模型降低34.1%, 且隨著當月資料亦趨完整, 預測誤差逐漸小, 使用整月的高頻價格資料, RMSE 相對 AR^{agg} 模型減少46.0%, 顯示本文考慮之高頻價格資料年增率確實有助預測通膨率。若將6個高頻價格年增率依據 CPI 的權數取加權平均後, 再代入預測通膨率的 AR 模型 ($AR^{agg} + DPI^{sa}$ 模型), 預測績效改善的幅度不明顯, 使用前15日的高頻價格資料, 可以進一步提高預測表現, 但使用20日以上的資料, 預測表現反而遜於直接代入各種高頻價格年增率的預測模型。而運用 CSR 模型組合方法可提高樣本外預測績效, 且以使用前15日資料的預測表現進步幅度較爲明顯, $AR^{agg} + CSR^{sa}$ 模型的 RMSE 約較 $AR^{agg} + DPs^{sa}$ 模型低10%, 但使用前20日以後的資料, 進步的幅度較小。

若將11個預測指標, 根據其性質拆分爲預測食物類、商品類與服務類 CPI 年增率的項目, 分別預測三種商品性質 CPI 年增率後, 再加總爲整體通膨率預測值, 其表現普遍優於直接對整體通膨率預測的模型。而 $AR^{dis} + DPI^{sa}$ 模型的 RMSE 大於 $AR^{dis} + DPs^{sa}$ 模型, 顯示將5種高頻食物類價格年增率加權平均成單一指標, 預測食物類 CPI 年增率, 預測表現反而較差。而將食物類 CPI 年增率的預測模型改以 CSR 方法預測, 可進一步提高預測表現, 使用前5日高頻價格資料, 的 RMSE 相對於 AR^{agg} 模型降低44.0%, 使用整月高頻價格資料, RMSE 相對 AR^{agg} 模型減少54.1%。整體而言, 結合分解預測與 CSR 方法, 可到最佳的預測結果。

由表3亦可發現, 隨當月的高頻價格資料愈趨完整, 各模型的 RMSE 多逐漸降低, 惟每增加5日的資訊, 樣本外 RMSE 下降的幅度並不相同, 從前5日資料擴增爲前10日資料時, RMSE 下降的幅度最爲明顯; 但從前

臺灣大學學術期刊資料庫

表 3: 各預測模型樣本外預測表現評估 — 前 J 日價格以簡單平均計算

模型	前 5 日	前 10 日	前 15 日	前 20 日	前 25 日	全月
(a) 各預測模型 RMSE 相對 AR^{agg} 模型的比率						
AR^{agg} (RMSE)	0.702	0.702	0.702	0.702	0.702	0.702
AR^{dis}	0.850	0.850	0.850	0.850	0.850	0.850
RW	1.045	1.045	1.045	1.045	1.045	1.045
$AR^{agg} + DPs^{sa}$	0.659	0.630	0.587	0.554	0.536	0.540
$AR^{agg} + DPI^{sa}$	0.651	0.611	0.586	0.580	0.583	0.602
$AR^{agg} + CSR^{sa}$	0.602	0.559	0.528	0.516	0.519	0.527
$AR^{dis} + DPs^{sa}$	0.584	0.539	0.497	0.476	0.471	0.472
$AR^{dis} + DPI^{sa}$	0.606	0.552	0.523	0.512	0.510	0.515
$AR^{dis} + CSR^{sa}$	0.560	0.513	0.473	0.456	0.453	0.459
(b) 各預測模型樣本外預測的成功率						
AR^{agg}	0.681	0.681	0.681	0.681	0.681	0.681
AR^{dis}	0.611	0.611	0.611	0.611	0.611	0.611
RW	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
$AR^{agg} + DPs^{sa}$	0.764	0.778	0.764	0.778	0.778	0.764
$AR^{agg} + DPI^{sa}$	0.778	0.819	0.833	0.792	0.806	0.792
$AR^{agg} + CSR^{sa}$	0.750	0.778	0.778	0.778	0.792	0.806
$AR^{dis} + DPs^{sa}$	0.764	0.806	0.833	0.819	0.819	0.833
$AR^{dis} + DPI^{sa}$	0.778	0.806	0.792	0.806	0.819	0.806
$AR^{dis} + CSR^{sa}$	0.764	0.806	0.833	0.792	0.819	0.792

註: 縱軸爲各種預測模型, 橫軸表示運用當月前幾日可取得之即時價格資料, 代入各模型得到之預測值。表格上半部爲各模型 RMSE, 其中第 1 列爲 AR^{agg} 模型樣本外的 RMSE, 其餘各列爲該模型樣本外 RMSE 相對 AR^{agg} 模型 RMSE 之比率; 表格下半部爲各模型正確預測本月通膨率較上月實際通膨率上升或下降的比率。AR^{agg}、AR^{dis} 與 RW 模型因僅使用月頻率資料, 預測值不會隨月中資料更新而調整。蔬菜、水果、毛豬、家禽、漁產品與 95 無鉛汽油之每月前 5 日、前 10 日、前 15 日、前 20 日、前 25 日與整月之日平均價格以簡單平均方法計算。

25 日資料增加爲全月的資料, 預測表現進步的幅度並不明顯, 預測模型的 RMSE 反而略微上升。此結果係因爲新增 5 日的資料量相對於模型已考慮

臺灣大學學術期刊資料庫

之資料量, 隨當月資料愈趨完整而下降, 因此, 愈接近月底, 模型預測表現提升的幅度逐漸減少。

通膨率的變動方向亦可能對決策當局有重要意義, 本文以成功率 (success rate) 衡量各模型正確預測本月通膨率較上月實際通膨率上升或下降的比率。表3下半部的評估結果顯示, 納入各種即時價格資訊的模型對通膨率變動方向的預測績效皆優於 AR 模型, 此外, 從前5日資料增加到前10日, 有助提升模型正確預測通膨率變動方向的比率, 但再進一步增加當月的資料, 則不必然能提高成功率。

進一步分析發現, 在2014年3月–2014年8月與2015年4月–2016年4月兩段期間變動方向誤判較爲頻繁。從各批發價格的變化觀察, 漁產品批發價格年增率在2015年4月–2016年4月波動幅度較大, 而同期間水產品 CPI 年增率卻相對穩定; 此外, 毛豬和家禽批發價格在此兩段期間年增率的變動, 與生鮮家畜 CPI 和生鮮家禽 CPI 年增率的變動有較明顯的差異。生鮮食品的批發價格波動程度較大的特性, 可能導致即時預報模型對通膨率的升降方向產生誤判。

接者, 改以交易量爲權數的加權平均方法計算蔬菜、水果、毛豬、家禽、漁產品之每月前 J 日平均價格, 重新對各預測模型進行樣本外預測評估。表4上半部列出各模型樣本外 RMSE 相對 $\mathrm{AR}^{\mathrm{agg}}$ 模型的比率, 結果顯示, 各模型預測表現的相對優劣並未改變, 分解預測的模型預測表現優於預測整體通膨率的模型, 且應用 CSR 方法可進一步提高模型的預測表現。比較表3與表4的預測績效可發現, 以簡單平均或加權平均計算前 J 日平均價格對樣本外預測績效的影響並不大, 但將高頻價格資料取簡單平均的預測表現普遍略優於加權平均方法。表4下半部列出對通膨率變動方向預測績效的評估, 各模型判斷通膨率變動方向的成功率與表4相近。

圖5繪示實際通膨率, 以及 RMSE 最小的 $\mathrm{AR}^{\mathrm{dis}} + \mathrm{CSR}^{\mathrm{sa}}$ 模型, 分別使用每月前5日 (長虛線) 與全月 (短虛線) 資訊的樣本外預測值。在通膨率明顯升降的時期, 本文的即時預報模型多能有效捕捉通膨率的短期變化, 惟在部分時期, 模型的預測值較實際值有較大的波動, 且使用前5日資料的預測值相對於以全月資料的預測值波動程度更大。此現象主要係因蔬果、毛豬、家禽與漁產品的每日批發價格有時會有較大的波動, 致模型的通

臺灣大學學術期刊資料庫

表 4: 各預測模型樣本外預測表現評估 — 前 J 日價格以加權平均計算

模型	前 5 日	前 10 日	前 15 日	前 20 日	前 25 日	全月
(a) 各預測模型 RMSE 相對 AR^{agg} 模型的比率						
AR^{agg} (RMSE)	0.702	0.702	0.702	0.702	0.702	0.702
$AR^{agg} + DPs^{wa}$	0.682	0.640	0.610	0.578	0.555	0.554
$AR^{agg} + DPI^{wa}$	0.663	0.624	0.598	0.585	0.585	0.605
$AR^{agg} + CSR^{wa}$	0.605	0.559	0.534	0.522	0.517	0.521
$AR^{dis} + DPs^{wa}$	0.598	0.549	0.505	0.482	0.474	0.481
$AR^{dis} + DPI^{wa}$	0.608	0.557	0.528	0.515	0.520	0.525
$AR^{dis} + CSR^{wa}$	0.572	0.520	0.481	0.463	0.458	0.467
(b) 各預測模型樣本外預測的成功率						
$AR^{agg} + DPs^{wa}$	0.764	0.806	0.778	0.792	0.792	0.764
$AR^{agg} + DPI^{wa}$	0.764	0.778	0.792	0.806	0.792	0.778
$AR^{agg} + CSR^{wa}$	0.778	0.778	0.750	0.792	0.778	0.806
$AR^{dis} + DPs^{wa}$	0.736	0.819	0.819	0.833	0.833	0.833
$AR^{dis} + DPI^{wa}$	0.764	0.806	0.778	0.833	0.847	0.806
$AR^{dis} + CSR^{wa}$	0.722	0.806	0.819	0.806	0.819	0.819

註: 縱軸爲各種預測模型, 橫軸表示運用當月前幾日可取得之即時價格資料, 代入各模型得到之預測值。表格上半部爲各模型 RMSE, 其中第 1 列爲 AR^{agg} 模型樣本外的 RMSE, 其餘各列爲該模型樣本外 RMSE 相對 AR^{agg} 模型 RMSE 之比率; 表格下半部爲各模型正確預測本月通膨率較上月實際通膨率上升或下降的比率。蔬菜、水果、毛豬、家禽與漁產品之每月前 5 日、前 10 日、前 15 日、前 20 日、前 25 日與整月之日平均價格以加權平均方法計算, 95 無鉛汽油則以簡單平均計算。

膨率預測值的波動程度較實際值大, 且每月前 5 日的平均價格其波動程度明顯大於全月的平均價格, 因此隨著當月資料愈趨完整, 預測值的波動程度略有減緩。

5.2 即時預測模型的敏感性分析

前小節發現 $AR^{dis} + CSR^{sa}$ 模型的樣本外 RMSE 最小, 本小節以進一步 $AR^{dis} + CSR^{sa}$ 模型爲基準, 檢視刪除其中一項預測指標, 對 RMSE 的影

臺灣大學學術期刊資料庫

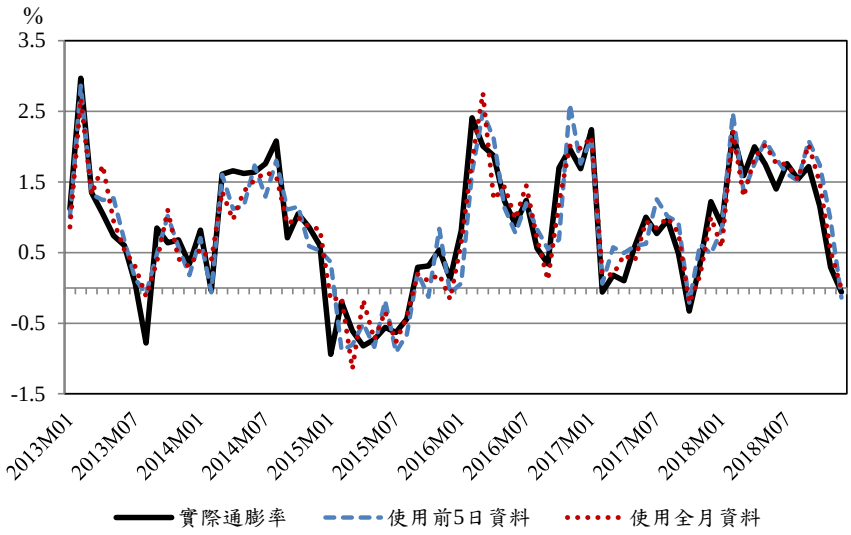


圖 5: 即時預報模型樣本外預測結果

註: 實線爲實際 CPI 通膨率, 長虛線爲使用每月前 5 日資料的樣本外預測值, 短虛線爲使用每月整月資料的樣本外預測值。

響幅度, 藉此探討哪些預測指標對預測表現有較大的影響。表 5 第 (1) 至 (11) 列爲逐一刪除某一預測指標的 RMSE 相對於 $AR^{dis} + CSR^{sa}$ 模型 RMSE 的比率, 數值大於 1, 表示刪除該項預測指標後的 RMSE 大於考慮 11 項預測指標的 $AR^{dis} + CSR^{sa}$ 模型, 數值愈大表示刪除該項預測指標後, 模型的預測誤差增加愈多。

月頻率的預測指標部分, 落後 2 期的失業率對通膨率的即時預報有部分影響, 刪除失業率後, 約使 RMSE 上升 2%, 然而其他月指標, 包含落後 1 期內銷消費用品躉售物價指數年增率、每小時基本工資年增率與推算之平均電費年增率對模型預測表現幾乎沒有影響。刪除農曆春節因子後, RMSE 約上升 25%, 顯示農曆春節對 1、2 月的通膨率變動有明顯影響, 妥適捕捉移動節日效果有助提高預測績效。

本文考慮之高頻價格資料提供了預測當月通膨率的重要信息, 其中以蔬菜平均批發價格年增率的影響最大, 刪除前 5 日蔬菜價格年增率資訊, 約使模型的 RMSE 增加 36%, 刪除全月資料, RMSE 增加 64%, 水果批發價格年增率與 95 無鉛汽油價格年增率亦提供部分重要訊息, 分別使 RMSE

臺灣大學學術期刊資料庫

表 5: 刪除部分資訊與調整模型設定的樣本外 RMSE 比較

調整模型設定	前5日	全月
(1) 刪除落後2期失業率	1.021	1.024
(2) 刪除落後1期內銷消費品躉售物價年增率	1.002	1.002
(3) 刪除每小時基本工資年增率	0.999	0.999
(4) 刪除推算平均電費年增率	1.006	1.009
(5) 刪除農曆春節因子	1.246	1.257
(6) 刪除蔬菜平均批發價年增率	1.355	1.642
(7) 刪除水果平均批發價年增率	1.076	1.047
(8) 刪除毛豬平均批發價年增率	1.028	1.024
(9) 刪除家禽平均批發價年增率	1.046	1.030
(10) 刪除漁產品平均批發價年增率	1.041	1.058
(11) 刪除 95 無鉛汽油平均價格年增率	1.049	1.202
(12) 改以滾動視窗估計	1.016	1.034

註: 此表作爲比較基準的模型係使用前5日或全月簡單平均價格年增率資料, 樣本內起始點爲 2001 年 1 月, 並以遞迴方法估計之 AR^{dis} + CSR^{sa} 模型。表中數值係模型 RMSE 相對於基準模型的比率。樣本外預測期間爲 2013 年 1 月至 2018 年 12 月。

增加約 5–8%與 5–20%, 而毛豬、家禽與漁產品平均批發價格年增率對即時預報的影響較小。

表 5 第 (12) 列將樣本內的估計從遞迴估計改爲滾動視窗 (rolling windows) 估計, 滾動視窗的樣本內長度固定爲 12 年。改以滾動視窗估計的對 RMSE 的影響不大, 滾動視窗估計的 RMSE 略高於遞迴估計方法, 且使用全月資料的預測結果差異較大。

部分國外的通膨率即時預報模型, 考慮了利率與匯率等金融變數, 如 Monteforte and Moretti (2013)。以下檢視在本文的即時預報模型中加入其他金融變數是否能進一步提升預測績效。考慮的金融變數有新台幣對美元匯率年變動率、1–30 天期商業本票次級市場利率、金融業隔夜拆款利率, 以及將 1–30 天期商業本票利率減金融業隔夜拆款利率作爲長短期利差。

以下仍以考慮 11 個預測指標的 AR^{dis} + CSR^{sa} 模型爲基準, 表 6 爲在 AR^{dis} + CSR^{sa} 模型加入各種金融變數的 RMSE 相對於表 3 考慮 11 個預

臺灣大學學術期刊資料庫

表 6: 增加其他金融變數的樣本外 RMSE 比較

調整模型設定	前5日	全月
(1) 加入新台幣對美元匯率年變動率	1.001	1.027
(2) 加入 1–30 天期商業本票利率	1.015	1.056
(3) 加入金融業隔夜拆款利率	1.021	1.057
(4) 加入長短期利差	0.990	1.025

註: 此表作爲比較基準的模型係使用前 5 日或全月簡單平均價格年增率資料, 樣本內起始點爲 2001 年 1 月, 並以遞迴方法估計之 $AR^{dis} + CSR^{sa}$ 模型。表中數值係模型 RMSE 相對於基準模型的比率。樣本外預測期間爲 2013 年 1 月至 2018 年 12 月。

測指標的 $AR^{dis} + CSR^{sa}$ 模型 RMSE 之比率。表 6 的結果顯示, 加入匯率或利率等金融變數, 會使模型樣本外的 RMSE 增加, 僅有在加入前 5 日的長短期利差, 模型的 RMSE 略爲下降, 但若考慮全月資料, 預測誤差仍會增加。實證結果顯示, 加入上述的金融變數並無法進一步提升本文即時預報模型的預測表現。[21]

5.3 與中央銀行之通膨率預測數比較

中央銀行經濟研究處每月於主計總處發布物價統計後, 即根據最新物價統計資料進行通膨率的預測 (目前爲主計總處發布物價統計的隔日上午), 預測方法有兩種: 以計量模型進行預測,[22] 以及物價專家分析 CPI 各組成項目的價格變化, 並考量季節性因素判斷。本小節將本文使用每月前 5 日資訊的即時預報模型與央行過去歷次的預測進行比較, 評估不同預測方法的優劣。

需注意的是, CPI 可能因受查者延誤或更正報價, 資料於發布後 3 個月

[21]本文亦嘗試在表 3 中的其他預測模型中加入金融變數, 仍無法進一步提升各模型的預測表現。

[22]計量模型爲包含通膨率落後項的疊代預測 (iterated forecasting) 模型, 模型的解釋變數爲金融變數與上游原物料價格之落後項, 包含產出缺口、單位產出勞動成本、進口物價 (剔除原油) 年增率、原油價格年增率、M2 移動平均差分、長短期利差、股價指數年增率、國產內銷躉售物價指數。在疊代預測未來各期通膨率時, 外生變數的未來各期先以 ARIMA 模型估算, 再將外生變數預測值代入模型。

臺灣大學學術期刊資料庫

表 7: 主計總處最初發布與最新修正的 CPI 年增率間的差異 (百分點)

	差距	差距的絕對值
平均數	−0.001	0.015
標準差	0.027	0.021

註: 表中數值爲主計總處最初發布與最新修正的 CPI 年增率, 兩者間差距 (或差距的絕對值) 的平均數與標準差。比較期間從 2004 年 1 月至 2018 年 12 月。CPI 通膨率初次發布數值來自主計總處網站歷次發布之物價新聞稿。

內仍可能修正, 央行每月的預測係根據主計總處初次發布的物價資料進行預測, 而本文則是根據最新發布修正後的物價資料進行模型預測表現的評估, 兩者使用的資料並不相同。然而由表 7 可以發現, 台灣 CPI 年增率的修正幅度相當小, 初次發布數值與最新修正後數值的差距甚微, 平均修正幅度的絕對值僅 0.015 個百分點, 標準差亦相當小。此外, 本文使用的 11 個預測指標中, 只有內銷消費用品躉售物價指數會因統計延誤或更正而修正, 其餘指標皆不隨時間修正, 爲即時資料 (real-time data)。因此, 將本文使用事後修正資料的預測結果與央行即時預報的預測結果比較, 應不致有太大的偏差。[23]

表 8 列出運用前 5 日價格資料的即時預報模型以遞迴估計得到之樣本外 RMSE (表 4 中的 $AR^{dis} + CSR^{sa}$ 模型), 以及經研處計量模型與專家判斷預測結果的 RMSE, 預測期間皆爲 2013–2018 年。圖 6 繪出本文預測模型以及經研處計量模型與專家判斷的預測值。

經研處計量模型預測值的 RMSE 與 AR 模型相近, 由圖 6 可以發現, 經研處計量模型的預測值受 CPI 年增率前期項影響大, 在 CPI 年增率大幅攀升或滑落時, 無法即時預報出當前 CPI 年增率的變化, 而本文的即時預報模型明顯較能預測當月 CPI 年增率的波動。短期 CPI 年增率的變化多

[23]本文使用最新修正的統計資料, 而非主計總處過去各月初次發布物價統計時的資料, 主要係因台灣尚未建置完整的即時資料庫, 僅能從主計總處歷次發布的物價新聞稿自行整理初次發布的統計資料, 惟主計總處新聞稿僅有紀錄 CPI 與食物類 CPI, 而未記載商品類 (不含食物) CPI、服務類 (不含外食) CPI 及內銷消費用品躉售物價指數等較特殊分類項目的統計值, 是以無法藉由新聞稿整理上述統計資料初次發布的數值。

臺灣大學學術期刊資料庫

表 8: 與中央銀行經研處過去通膨率預測值比較

	即時預報模型	經研處計量模型	經研處專家判斷
RMSE	0.393	0.686	0.377
RMSE 相對於 AR^{agg}	0.560	0.977	0.537
成功率	0.764	0.625	0.792

註: 即時預報模型以每月前 5 日之資料進行預測, 經研處計量模型與專家判斷的預測時點則是每月主計總處發布 CPI 統計當天或下個工作天。各方法的預測值皆與主計總處最新修正之 CPI 年增率歷史數列比較, 第一列爲各預測方法的樣本外 RMSE, 第二列爲各預測方法的 RMSE 相對於 AR^{agg} 模型的比率, 第三列爲正確預測本月通膨率較上月實際通膨率上升或下降的比率, 預測期間爲 2013–2018 年。

係反映食物與能源價格變化, 而本文考慮之即時價格資料能有助捕捉此部分的波動; 經研處專家判斷的預測表現則相當優異, 多數時點能有效捕捉 CPI 年增率的升降, 本文的即時預報模型仍略遜於專家判斷的預測表現。仔細比較本文即時預報模型與專家判斷的預測值可以發現, 兩者預測值大幅偏離實際值的時點並不相同, 專家判斷預測在 2015 年 1–2 月與 2016 年 2–4 月有較明顯的預測誤差, 而本文的預測模型在此兩段期間預測表現相對較好, 兩個預測方法捕捉物價變化的訊息並不完全相同。

預測模型應較能捕捉各種預測指標與 CPI 年增率間的關係, 惟專家判斷的預測有下列幾點特質, 因此在經濟預測上, 仍扮演相當重要的角色:

1. 資料判斷與主觀調整: 日頻率的食物類相關價格資料有時會有極大的波動, 本文的即時預報模型除極少數時點外 (見本文註解 8), 並不主動調整高頻價格資料的數值; 而專家可根據經驗判斷, 適時調整高頻價格資料的數值, 或能提高預測表現。
2. 納入模型以外的更多資訊: 計量模型需要將相關資料量化, 並編製成長天期的時間數列資料; 專家可根據預測當下最新的政策或事件, 如調整香菸稅捐對香菸價格的影響, 或行動通訊費價格促銷等, 判斷對整體通膨率的影響幅度, 無須過去長期間的資料。
3. 滾動修正預測: 計量模型在設定模型與外生變數後, 即不再調整預測方法; 而即使在價格變化當月未能立即考量其對通膨率的影響, 在

臺灣大學學術期刊資料庫

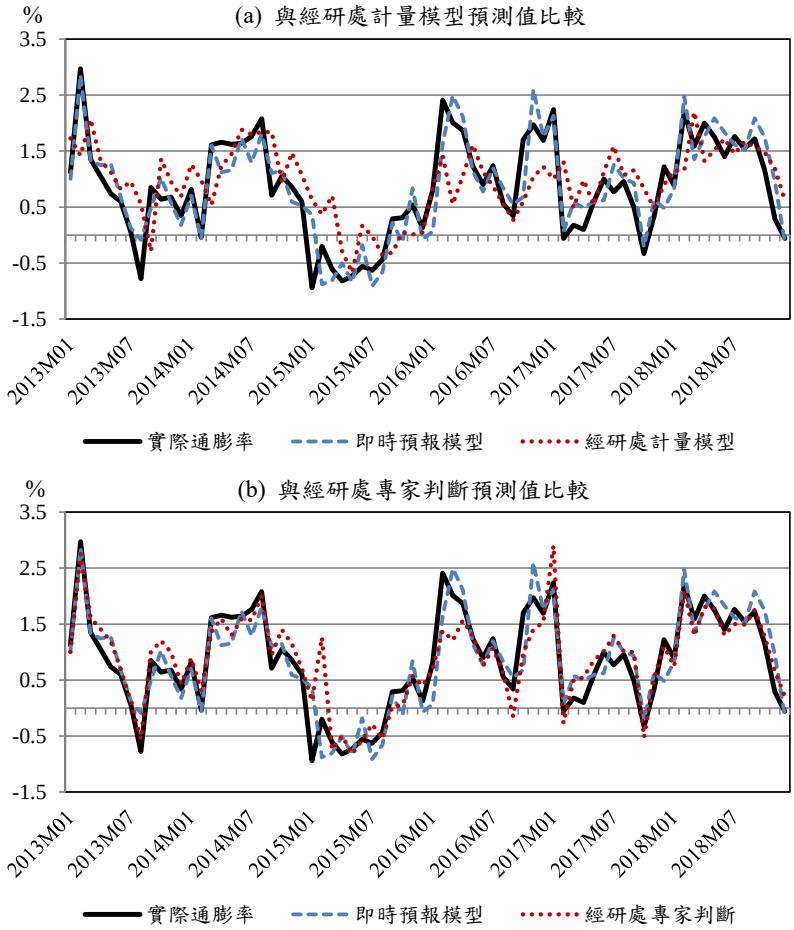


圖 6: 即時預報模型與中央銀行通膨率預測值

註: 經研處計量模型與專家判斷預測值來自歷次央行經研處物價會議報告。

下個月預測時, 專家仍可根據通膨率係以去年同月爲基期計算年增率的特性, 推算對未來一年各月的影響。[24]

4. 對預測指標與通膨率關係的變化更爲敏感: 計量模型透過樣本內期間捕捉預測指標與通膨率間的關係, 當指標與通膨率關係改變, 模

[24]例如, 台電電價回饋方案, 使 2015 年 1 至 2 月電費 CPI 年增率大幅下滑, 亦會使 2016 年同期間電費 CPI 年增率大增; 而調升香菸稅捐對香菸價格年增率的影響將持續一年。

臺灣大學學術期刊資料庫

型往往難以即時做出調整, 而專家或較能根據最新數據判斷, 適時調整。[25]

另一方面, 專家判斷的預測方法雖可能有較好的預測績效, 卻難以科學的方式記錄其預測方法, 以供他人了解; 計量模型則相對透明, 並能夠重製預測結果。

本文實證發現, 預測模型仍難以打敗專家判斷的預測, 惟若能應用專家預測的資訊, 或可進一步得到較佳的預測, 可能的作法有二: 一是結合即時預測模型與專家判斷兩種方法的預測值, 對預測結果進行組合, 最簡單的作法即是將兩個預測值取平均, Aiolfi, Capistrán, and Timmermann (2011) 與 Chikamatsu et al. (2018) 發現, 結合預測模型與專家判斷可得到更佳的預測表現;[26] 二是參考陳宜廷等 (2011) 的研究, 檢視專家判斷的預測誤差是否具序列相關, 或是其他經濟指標能否預測此預測誤差, 進而針對專家判斷的預測值建立預測更新模型。上述作法可做爲未來進一步研究的方向。

6 結論

食物與能源價格是影響台灣 CPI 年增率波動的重要因素, 若能善用反映此兩類價格變化的即時資料, 應能有助提升即時預報通膨率的表現。本文自中油公司油品行銷事業部、農產品批發市場交易行情站、畜產行情資訊網、漁產品全球資訊網等相關網站, 擷取汽油、蔬菜、水果、毛豬、家禽及漁產品之每日 (批發) 價格, 並運用此高頻資料對台灣 CPI 年增率進行即時預報。

實證發現, 運用主計總處發布上月物價統計時可取得的資料組成之即時預報模型, 其樣本外 RMSE 較 AR 模型低 34–44%, 且隨月中資料的更新, 預測誤差亦持續減少。在本文使用的即時價格資料中, 以蔬菜批發價、中油汽油價格與水果批發價的年增率對 CPI 年增率預測的改善幅度最爲明顯。在預測方法上, 將 CPI 分解爲食物類、商品類與服務類, 並在此三種

[25] Ang, Bekaert, and Wei (2007) 指出, 美國通膨率在 1985 年後波動趨於平緩, 專家預測對通膨率波動改變的反應亦快於計量模型。

[26] 若將本文考慮前 5 日價格資料的即時預報模型與專家判斷預測取簡單平均, RMSE 進一步降爲 0.313。

臺灣大學學術期刊資料庫

商品性質的 CPI 年增率預測模型中加入適當的預測指標, 分別預測個別的年增率後, 再根據其 CPI 的權數, 加總爲整體通膨率預測值, 其樣本外預測表現較直接對 CPI 年增率設定預測模型爲佳; 此外, 應用 Elliott, Gargano, and Timmermann (2013, 2015) 的 CSR 方法將所有預測指標可能組合的預測模型預測值取平均, 亦能提高預測表現; 而結合分解預測與 CSR 方法, 可進一步降低樣本外的 RMSE。

實務上, 央行須考量各種長短期預測模型及專家判斷, 始能對通膨情勢作完整的判斷, 而通膨即時預報模型仍可提供下列幫助: 首先, 許多事件 (如寒害, 豬瘟疫情, 豪大雨等) 對物價的影響可能會持續一段期間,[27] 即時預報模型有助決策單位及早了解相關事件對當月整體物價的影響幅度, 進一步可採專家判斷或運用向前預測模型, 分析該事件可能將持續多久, 對未來數個月物價的影響爲何。此外, 即使央行政策無須對上述事件作出反應, 仍須及時掌握該事件對物價的影響幅度, 以利政策決策的判斷及對外的說明; 且若能釐清此波動是否爲短期干擾, 應有助降低政策誤判的可能性。最後, 央行的其他模型 (如貨幣需求方程式), 亦會以 CPI 或 CPI 年增率作爲模型的外生變數, 若能較合理的設定模型外生變數數值, 亦有助其他模型的估計與預測, 而通膨即時預報模型可提供一些幫助。

[27] 例如, 2016 年 1 月發生的寒害, 至同年 4 月仍對蔬果、水果價格造成影響 (見主計總處物價新聞稿之說明), 主因蔬果從復耕至收成須數個月; 而 2014 年在台灣爆發豬下痢疫情, 使 2014 年 3 月至 2015 年 2 月生鮮家畜 CPI 年增率維持在 12.88%–16.64%, 遠高於疫情發生前的水準。

臺灣大學學術期刊資料庫

臺灣大學學術期刊資料庫

附錄 1: 資料來源

資料名稱	來源	網址	資料頻率
蔬菜批發價	農產品批發市場交易行情網	http://amis.afa.gov.tw/veg/VegChartProdTransPriceVolumeTrend.aspx	日
水果批發價	農產品批發市場交易行情網	http://amis.afa.gov.tw/fruit/FruitChartProdTransPriceVolumeTrend.aspx	日
毛豬批發價	農委會畜產行情資訊網	http://ppg.naif.org.tw/naif/MarketInformation/Pig/TranStatistics.aspx	日
家禽批發價	農委會畜產行情資訊網	http://ppg.naif.org.tw/naif/MarketInformation/Poultry/TranStatistics.aspx	日
消費地市場漁產品批發價	漁產品全球資訊網	https://efish.fa.gov.tw/efish/statistics/trendchart.htm	日
中油 95 無鉛汽油價格	中油公司 — 油品行銷事業部	https://web.cpc.com.tw/division/mb/oil-more4.aspx	每周一調整價格
台電電價表	臺灣電力公司	https://www.taipower.com.tw/tc/page.aspx?mid=238	每年 4 月與 10 月調整
	經濟部能源局	https://data.gov.tw/dataset/11769	
失業率	主計總處		月
基本工資	勞動部		每年審議
內銷消費用品躉售物價指數	主計總處		月
春節因子	Genhol 軟體		月
新台幣對美元匯率	中央銀行		日
金融業隔夜拆款利率	中央銀行		日
1–30 天期商業本票次級市場利率	中央銀行		日

附表: 住宅用電度數之占比與2018年7月每度電價

用電級距	售電量占比	向上累積比率	每度電價
每月用電120度以內	29%	100%	1.63元/每度
每月用電121–330度	38%	71%	2.38元/每度
每月用電331–500度	17%	33%	3.52元/每度
每月用電501–700度	9%	16%	4.80元/每度
每月用電701度以上	7%	7%	5.66元/每度

註: 每度電價係根據2018年4月公布之表燈非營業用夏月電價。
資料來源: 各級距售電量占比資料來自經濟部 (2012), 每度電價資料來自經濟部能源局。

附錄2: 平均電費推算說明

本文根據台電各時期電價表推算過去住宅用電的平均電費, 歷史的電價表資料來自經濟部能源局, 最新的電價表可自台電網站取得。根據台電的表燈非營業用電價表, 以及經濟部 (2012) 公布之住宅用電度數各級距的分配比率, 推算各月住宅用電的平均電費。

推算方法係將台電表燈非營業用各級距的電價, 以每月住宅用電度數各級距向上累積比率爲權數, 作加權平均。以2018年7月爲例, 2018年7月適用2018年4月公布之表燈非營業用夏月電價表 (見附表), 則2018年7月的平均電費爲[28]

$$\begin{aligned} &120 \times 1.63 \times 100\% + (330 - 120) \times 2.38 \times 71\% \\ &\quad + (500 - 330) \times 3.52 \times 33\% + (700 - 500) \times 4.80 \times 16\% \\ &\quad + (1000 - 700) \times 5.66 \times 7\% = 1020.39。 \end{aligned}$$

根據各月適用的電價表與每月住宅用電度數之比率 (本文假設各級距售電量占比不隨時間改變), 可推算出各月的平均電費, 再將本文推算之平均電費對去年同月計算年增率, 作爲即時預報模型的預測指標之一。

[28] 6至9月適用夏月電價, 其餘月份採非夏月電價。爲簡化計算, 本文以各用電級距的上限推算電費, 且設定最高用電量的級距上限爲1,000度。

臺灣大學學術期刊資料庫

附錄3: 分解預測加權平均的權數計算方式

本附錄根據主計總處對 CPI 年增率貢獻度的計算方式 (參見陳巧芸與許榮洲 (2018)), 說明分解預測三大項目 CPI 年增率, 再加權平均爲 CPI 總指數年增率預測值, 加權平均的權數計算方式。

CPI 分別於2013年與2018年變更基期與權數結構, 2008–2012年基期爲2006年, 2013–2017年基期爲2011年, 2018年起基期爲2016年。本文樣本外預測期間爲2013–2018年, 2014–2017年基期權數與上年相同, 但2013年與2018年前後年的基期權數並不相同。

在2014–2017年前後年權數結構相同 (基期年爲2011年) 的情況下, CPI 年增率可表示爲:

$$\begin{aligned}\pi_t &= \sum_c w_c^{2011} \times \frac{\mathrm{CPI}_{c,t}^{2011} - \mathrm{CPI}_{c,t-12}^{2011}}{\mathrm{CPI}_{t-12}^{2011}} \times 100 \\ &= \sum_c w_c^{2011} \times \frac{\mathrm{CPI}_{c,t-12}^{2011}}{\mathrm{CPI}_{t-12}^{2011}} \times \frac{\mathrm{CPI}_{c,t}^{2011} - \mathrm{CPI}_{c,t-12}^{2011}}{\mathrm{CPI}_{c,t-12}^{2011}} \times 100 \\ &= \sum_c w_c^{2011} \times \frac{\mathrm{CPI}_{c,t-12}^{2011}}{\mathrm{CPI}_{t-12}^{2011}} \times \pi_{c,t}, \end{aligned} \tag{A1}$$

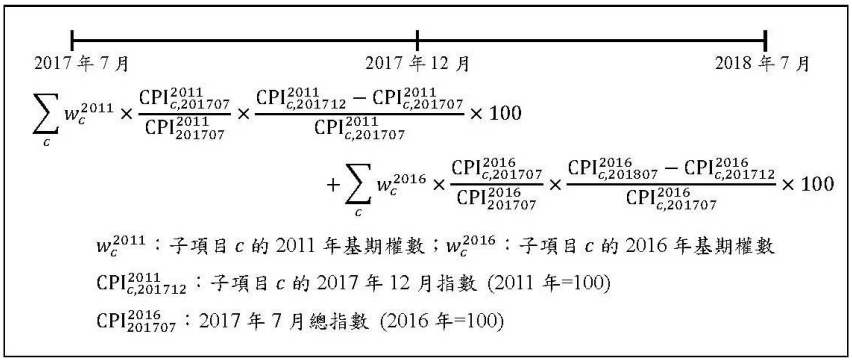
其中 $c = f, g, s$, 分別表示食物類、商品類與服務類 CPI 指數或年增率, 上標2011表示以2011年爲基期編製之物價指數, w_c^{2011} 爲基期年爲2011年子項目 c 的 CPI 權數。

由於 CPI 已於2018年變更基期爲2016年, 自主計總處取得的 CPI 數列基期爲2016年, 爲計算上述權數, 須將2014–2017年各子項目 CPI 變更基期爲2011年。因此上式進一步改寫爲:

$$\pi_t = \Sigma_c w_c^{2011} \times \frac{\mathrm{CPI}_{c,t-12}^{2016} / \overline{\mathrm{CPI}}_{c,2011}^{2016}}{\mathrm{CPI}_{t-12}^{2016} / \overline{\mathrm{CPI}}_{2011}^{2016}} \times \pi_{c,t},$$

其中 $\overline{\mathrm{CPI}}_{c,2011}^{2016}$ 係以2016年爲基期之2011年1–12月 CPI (或 CPI 子項目 c) 的平均值, $\mathrm{CPI}_{c,t-12}^{2016} / \overline{\mathrm{CPI}}_{c,2011}^{2016}$ 爲轉換基期年爲2011年之 $t-12$ 期的食物類、商品類或服務類 CPI。因此, 在2014–2017年, 分解預測後再加權平均的權數爲 $\omega_{c,t} = w_c^{2011} \times (\mathrm{CPI}_{c,t-12}^{2016} / \overline{\mathrm{CPI}}_{c,2011}^{2016}) / (\mathrm{CPI}_{t-12}^{2016} / \overline{\mathrm{CPI}}_{2011}^{2016})$。

臺灣大學學術期刊資料庫



附圖: 對 CPI 年增率貢獻之兩階對拆解實例

資料來源: 陳巧芸與許榮洲 (2018)。

在2013年與2018年, 因變更基期, 致前後年的權數結構不同, 前述的可加性不存在, 主計總處改以銜接點方式, 計算兩階段對總指數的影響, 再予以加總。以2018年7月爲例, 2017年12月爲銜接點, 分爲2017年7月–12月及2017年12月–2018年7月兩階段, 階段間權數結構不同, 但階段內權數結構相同, 各階段均以式 (A1) 推算後再加總, 見附圖說明。

爲簡化計算, 本文根據各月的預測值, 有幾月使用本年基期權數, 有幾月使用上年的基期權數, 爲權數作加權平均。以2018年7月 CPI 年增率預測值爲例, 使用2011年的基期權數有5個月, 使用2016年的基期權數有7個月, 則將分解預測作加權平均的算式爲:

$$\sum_c \left(w_c^{2011} \times \frac{\mathrm{CPI}_{c,201707}^{2011}}{\mathrm{CPI}_{201707}^{2011}} \times \frac{5}{12} + w_c^{2016} \times \frac{\mathrm{CPI}_{c,201707}^{2016}}{\mathrm{CPI}_{201707}^{2016}} \times \frac{7}{12} \right) \times \hat{\pi}_{c,201807},$$

而 $(\mathrm{CPI}_{c,201707}^{2011}/\mathrm{CPI}_{201707}^{2011})$ 須以換基的方法計算, 即 $(\mathrm{CPI}_{c,201707}^{2011}/\mathrm{CPI}_{201707}^{2011}) = (\mathrm{CPI}_{c,201707}^{2016}/\overline{\mathrm{CPI}}_{c,2011}^{2016})/(\mathrm{CPI}_{201707}^{2016}/\overline{\mathrm{CPI}}_{2011}^{2016})$, 因此, $\omega_{c,201807} = w_c^{2011} \times (\mathrm{CPI}_{c,201707}^{2016}/\overline{\mathrm{CPI}}_{c,2011}^{2016})/(\mathrm{CPI}_{201707}^{2016}/\overline{\mathrm{CPI}}_{2011}^{2016}) \times (5/12) + w_c^{2016} \times (\mathrm{CPI}_{c,201707}^{2016}/\mathrm{CPI}_{201707}^{2016}) \times (7/12)$。

臺灣大學學術期刊資料庫

參考文獻

張慈恬 (2011), “台灣消費者物價指數的預測評估與比較,” 碩士論文, 國立政治大學。(Chang, Ci-Tian (2011), “The Evaluations and Comparisons of Consumer Price Index’s Forecasts in Taiwan,” MA thesis, National Chengchi Univerity.)

陳巧芸與許榮洲 (2018), “物價指數統計作業之變革與精進,” 《主計月刊》, 751, 10–16。(Chen, Chiao-Yun and Jung-Chou Hsu (2018), “Reform and Improvement of Price Index Statistical Operations,” *Monthly Bulletin of Budget, Accounting and Statistics*, 751, 10–16.)

陳佩玗 (2013), “台灣地區短期通貨膨脹率之預測,” 《中央銀行季刊》, 35(1), 63–90。(Chen, Pei-Yu (2013), “Forecasting Short-term Inflation Rate in Taiwan,” *Quarterly Bulletin, Central Bank of the Republic of China (Taiwan)*, 35(1), 63–90.)

陳宜廷, 徐士勛, 劉瑞文, 與莊額嘉 (2011), “經濟成長率預測之評估與更新,” 《經濟論文叢刊》, 39(1), 1–44。(Chen, Yi-Ting, Shih-Hsun Hsu, Ruey-Wan Liou, and O-Chia Chuang (2011), “Evaluating and Updating Economic Growth Rate Forecasts,” *Taiwan Economic Review*, 39(1), 1–44.)

經濟部 (2012), “電價合理化方案 — 合理價格、節能減碳、照顧民生,” **URL**: `https://www.tpvia.org.tw/upload/1010412%20`。(Ministry of Economic Affairs (2012), “Electricity Price Rationalization Scheme - Fair Pricing, Energy Conservation and Caring for People,” **URL**: `http://www.tpvia.org.tw/upload/1010412\%20.`)

葉盛 (2019), “應用官方網站資料預測台灣短期通膨率,” 未出版論文, 中央銀行經濟研究處。(Yeh, Sheng (2019), “Using Official Website Data to Predict Taiwan’s Short-term Inflation Rate,” Working Paper, Department of Economic Research, Central Bank of the Republic of China (Taiwan).)

Aiolfi, Marco, Carlos Capistrán, and Allan Timmermann (2011), “Forecast Combination,” in Michael P. Clements and David F. Hendry (eds.), *Ox-*

臺灣大學學術期刊資料庫

ford Handbook of Economic Forecasting, Oxford: Oxford University Press, 355–388.

Ang, Andrew, Geert Bekaert, and Min Wei (2007), "Do Macro Variables, Asset Markets, or Surveys Forecast Inflation Better?" *Journal of Monetary Economics*, 54(4), 1163–1212.

Aparicio, Diego and Manuel I. Bertolotto (2020), "Forecasting Inflation with Online Prices," *International Journal of Forecasting*, 36(2), 232–247.

Baffigi, Alberto, Roberto Golinelli, and Giuseppe Parigi (2004), "Bridge Models to Forecast the Euro Area GDP," *International Journal of Forecasting*, 20(3), 447–460.

Bańbura, Marta, Domenico Giannone, Michele Modugno, and Lucrezia Reichlin (2013), "Now-Casting and the Real-Time Data Flow," in Graham Elliott and Allan Timmermann (eds.), *Handbook of Economic Forecasting*, vol. 2, Amsterdam: North Holland, 195–237.

Benalal, Nicholai, Juan Luis Diaz del Hoyo, Bettina Landau, Moreno Roma, and Frauke Skudelny (2004), "To Aggregate or Not to Aggregate? Euro Area Inflation Forecasting," ECB Working Paper, No. 374.

Bermingham, Colin and Antonello D'Agostino (2011), "Understanding and Forecasting Aggregate and Disaggregate Price Dynamics," ECB Working Paper, No. 1365.

Breitung, JÖrg and Christoph Roling (2015), "Forecasting Inflation Rates Using Daily Data: A Nonparametric MIDAS Approach," *Journal of Forecasting*, 34(7), 588–603.

Bruneau, Catherine, Olivier De Bandt, Alexis Flageollet, and Emmanuel Michaux (2007), "Forecasting Inflation Using Economic Indicators: The Case of France," *Journal of Forecasting*, 26(1), 1–22.

Cavallo, Alberto (2017), "Are Online and Offline Prices Similar? Evidence from Large Multi-channel Retailers," *American Economic Review*, 107(1), 283–303.

Cavallo, Alberto and Roberto Rigobon (2016), "The Billion Prices Project: Using Online Prices for Measurement and Research," *Journal of Economic Perspectives*, 30(2), 151–178.

Chikamatsu, Kyosuke, Naohisa Hirakata, Yosuke Kido, and Kazuki Otaka (2018), "Nowcasting Japanese GDPs," Bank of Japan Working Paper Series, No. 18-E-18.

臺灣大學學術期刊資料庫

Diron, Marie (2008), "Short-term Forecasts of Euro Area real GDP Growth. An Assessment of Real-time Performance Based on Vintage Data," *Journal of Forecasting*, 27(5), 371–390.

Elliott, Graham, Antonio Gargano, and Allan Timmermann (2013), "Complete Subset Regressions," *Journal of Econometrics*, 177(2), 357–373.

——— (2015), "Complete Subset Regressions with Large-dimensional Sets of Predictors," *Journal of Economic Dynamics and Control*, 54, 86–110.

Espasa, Antoni, Eva Senra, and Rebeca Albacete (2002), "Forecasting Inflation in the European Monetary Union: A Disaggregated Approach by Countries and by Sectors," *European Journal of Finance*, 8(4), 402–421.

Faust, Jon and Jonathan H. Wright (2013), "Forecasting Inflation," in Graham Elliott and Allan Timmermann (eds.), *Handbook of Economic Forecasting*, vol. 2, Amsterdam: North Holland, 3–56.

Foroni, Claudia and Massimiliano Marcellino (2013), "A Survey of Econometric Methods for Mixed-Frequency Data," Norges Bank Working Paper.

Funke, Michael, Aaron Mehrotra, and Hao Yu (2015), "Tracking Chinese CPI Inflation in Real Time," *Empirical Economics*, 48(4), 1619–1641.

Garcia, Márcio G. P., Marcelo C. Medeiros, and Gabriel F. R. Vasconcelos (2017), "Real-time Inflation Forecasting with High-dimensional Models: The Case of Brazil," *International Journal of Forecasting*, 33(3), 679–693.

Ghysels, Eric, Pedro Santa-Clara, and Rossen Valkanov (2004), "The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models," Working Paper, University of North Carolina.

Hendry, David F. and Kirstin Hubrich (2011), "Combining Disaggregate Forecasts or Combining Disaggregate Information to Forecast an Aggregate," *Journal of Business and Economic Statistics*, 29(2), 216–227.

Hoekstra, Rutger, Olav Ten Bosch, and Frank Harteveld (2012), "Automated Data Collection from Web Sources for Official Statistics: First Experiences," *Journal of the International Association for Official Statistics*, 28(3–4), 99–111.

Hubrich, Kirstin (2005), "Forecasting Euro Area Inflation: Does Aggregating Forecasts by HICP Component Improve Forecast Accuracy?" *International Journal of Forecasting*, 21(1), 119–136.

Hull, Isaiah, Marten Löf, and Markus Tibblin (2017), "Price Information Collected Online and Short-term Inflation Forecasts," IFC-Bank In-

臺灣大學學術期刊資料庫

donesia Satellite Seminar on "Big Data" at the ISI Regional Statistics Conference 2017.

Knotek, Edward S. and Saeed Zaman (2017), "Nowcasting U.S. Headline and Core Inflation," *Journal of Money, Credit and Banking*, 49(5), 931–968.

Kotchoni, Rachidi, Maxime Leroux, and Dalibor Stevanovic (2019), "Macroeconomic Forecast Accuracy in a Data-rich Environment," *Journal of Applied Econometrics*, 34(7), 1050–1072.

Lütkepohl, Helmut (1987), *Forecasting Aggregated Vector ARMA Processes*, Berlin: Springer.

Marcellino, Massimiliano, James H. Stock, and Mark W. Watson (2003), "Macroeconomic Forecasting in the Euro Area: Country Specific versus Area-wide Information," *European Economic Review,* 47(1), 1–18.

Modugno, Michele (2013), "Now-Casting Inflation Using High Frequency Data," *International Journal of Forecasting*, 29(4), 664–675.

Monteforte, Libero and Gianluca Moretti (2013), "Real-Time Forecasts of Inflation: The Role of Financial Variables," *Journal of Forecasting*, 32(1), 51–61.

Moser, Gabriel, Fabio Rumler, and Johann Scharler (2007), "Forecasting Austrian Inflation," *Economic Modelling*, 24(3), 470–480.

Peach, Richard, Robert Rich, and M. Henry Linder (2013), "The Parts Are More Than the Whole: Separating Goods and Services to Predict Core Inflation," *Current Issues in Economics and Finance, Federal Reserve Bank of New York*, 19(7), 1–8.

Powell, Ben, Guy Nason, Duncan Elliott, Matthew Mayhew, Jennifer Davies, and Joe Winton (2018), "Tracking and Modelling Prices using Web-scraped Price Microdata: towards Automated Daily Consumer Price Index Forecasting," *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 181(3), 737–756.

Zeng, Jing (2017), "Forecasting Aggregates with Disaggregate Variables: Does Boosting Help to Select the Most Informative Predictors?" *Journal of Forecasting*, 36(1), 74–90.

投稿日期: 2019年11月18日, 接受日期: 2020年4月10日

臺灣大學學術期刊資料庫

Inflation Nowcasting Using High Frequency Price Data

Yu-Hsiang Hsiao

Department of Economic Research, Central Bank of the Republic of China (Taiwan)

Evan Weicheng Miao

Department of Economic Research, Central Bank of the Republic of China (Taiwan)

Food and energy prices are the most important determinants of inflation fluctuations in Taiwan, and their high frequency data are anticipated to be effective predictors for real time CPI. We collect the online, daily, retail and wholesale prices of vegetables, fruit, pork, poultry, fish, and gasoline from official websites. Empirical results demonstrate that with the high frequency price data available on the DGBAS release day for the last month's CPI, the Root Mean Square Error (RMSE) of the nowcasting models are lower than the AR model by 34–44%. Moreover, with the updating of the data through the month, the nowcasting errors decline further. Incorporating food and energy high frequency price data would enable policymakers to predict the real time CPI change amid unusual weather conditions (e.g., typhoons, heaven rain) or amid an unusual international crude oil price fluctuation.

Keywords: nowcasting, inflation forecasting, disaggregate forecasts, combining forecasts

JEL classification: E31, E37

臺灣大學學術期刊資料庫