

行政院所屬各機關因公出國人員出國報告書
(出國類別：實習)

參加法國央行舉辦之「總體經濟預測」研
討會

服務機關：中央銀行

姓名職稱：羅久峯/四等專員

派赴國家：法國

出國期間：114年6月21日至6月27日

報告日期：114年8月

摘要

近年隨著重大事件如 Covid-19 及地緣政治風險升溫(如俄烏戰爭、以巴衝突)等對全球經濟帶來衝擊，使得舊有的總體經濟預測模型之表現易不如以往。同時，隨總體經濟資料可取得性日益增加，惟部分資料對總體經濟之預測能力提升有限，為篩選適合的資料及提升總體經濟數據預測之準確性及即時性，近年各國央行均持續調整及發展總體經濟預測模型。此外，隨世界各地極端氣候事件發生的頻率與嚴重性逐漸增加，氣候風險可能不利經濟成長及物價之穩定，亦進一步增加總體經濟預測之挑戰。

本次研討會深入介紹法國央行(Banque de France，以下簡稱 BdF)經濟預測之步驟，包括進行即時與中長期經濟預測(如 GDP 及通膨率)使用之資料、模型，以及預測誤差結果之比較，並說明 BdF 如何透過事後分析計算 GDP 成長率預測誤差之來源。此外，BdF 亦重視氣候變遷帶來的風險，BdF 介紹其透過氣候政策情境分析，模擬不同氣候情境對總體經濟產生之影響，並強調「有序轉型」對總體經濟與金融穩定的重要性。

未來本行可仿效 BdF 之作法，持續優化模型預測能力，並探索頻率較高且較為合適的即時經濟指標，將有助迅速掌握當前經濟情勢，此外，亦可參考 BdF 透過事後分析，藉此識別模型的弱點，進而優化預測流程。

目錄

壹、前言	1
貳、BdF 之總體經濟預測流程	1
參、即時經濟預測	3
一、對法國經濟之即時預測	3
二、對全球經濟之即時預測	5
肆、BdF 中長期經濟預測	9
一、FR-BDF 模型	9
二、財政收支預測	12
三、事後分析	13
伍、BdF 的通膨率預測	15
陸、BdF 對於氣候相關風險的評估	19
柒、心得與建議事項	22
一、心得	22
二、建議	22
參考文獻	24

圖目錄

圖 1、BdF 總體經濟預測模型架構.....	3
圖 2、疫情發生初期主要機構對全球 GDP 成長率預測值變化	6
圖 3、不同模型即時預測誤差之比較	8
圖 4、變數預選及因子萃取對機器學習模型準確度之影響	9
圖 5、FR-BDF 模型區塊架構	10
圖 6、國外需求增加對法國總體經濟之影響	11
圖 7、永久性生產效率增加對法國總體經濟之影響	12
圖 8、BdF 事後分析流程圖.....	14
圖 9、BdF 提供法國通膨率預測時程表.....	16
圖 10、私人服務 HICP 年增率之貢獻組成	17
圖 11、扣除藥品之 NEIG 的 HICP 年增率之貢獻組成.....	18
圖 12、BdF 氣候情境分析.....	20
圖 13、無序的碳稅對法國通膨率及 GDP 之影響	21
圖 14、環境規範突然趨嚴對法國通膨率及 GDP 之影響	21

表目錄

表 1、BdF 編制總體經濟預測之流程(以 2025 年 6 月預測為例).....	2
表 2、BdF 企業調查內容.....	4
表 3、BdF 即時預測模型對法國 GDP 成長率之預測誤差比較	5
表 4、不同變數選擇方式之全球 GDP 成長率預測誤差比較	7
表 5、變數頻率對全球 GDP 成長率預測誤差比較	7
表 6、預測誤差-依來源區分	14
表 7、預測誤差-依部門別區分	15

壹、前言

近年隨著重大事件如 Covid-19 及地緣政治風險升溫(如俄烏戰爭、以巴衝突)等對全球經濟帶來衝擊，使得舊有的總體經濟預測模型之表現易不如以往。此外隨總體經濟資料可取得性日益增加，惟部分資料對總體經濟之預測能力提升有限，為篩選適合的資料及提升總體經濟數據預測之準確性及即時性，近年各國央行均持續調整及發展總體經濟預測模型。

本次參加法國央行(Banque de France，以下簡稱 BdF)舉辦之「總體經濟預測(Macroeconomic Forecasting)」研討會，為期 3 日，與會者除本行外，尚有來自沙烏地阿拉伯、波士尼亞與赫塞哥維納、南韓、吉布地、埃及、芬蘭、喬治亞、印度、印尼、牙買加、奈及利亞、肯亞、科威特、賴比瑞亞、馬格里布等國，共 25 位學員，並由 BdF、ECB、義大利央行(Macroeconomic Analysis and Forecasting Directorate)之主管與專家擔任講師。

本次研討會內容豐富，聚焦於 BdF 對於短期及中長期之總體經濟預測之流程，包括探討如何利用高頻數據及企業調查提高即時經濟預測的精準性，並利用半結構化預測模型進行中長期經濟預測等，及如何預測通膨率及財政支出以作為半結構化模型的參數，並透過事後分析以檢討 GDP 成長率預測誤差之來源，可瞭解模型的弱點及錯誤判斷；最後係 BdF 亦評估氣候風險對經濟可能產生之衝擊。

章節內容依序為，第貳章說明 BdF 的總體經濟預測流程，第參章闡述 BdF 即時經濟預測，第肆章闡述 BdF 中長期經濟預測，第伍章介紹 BdF 預測通膨率之方法，第陸章則介紹 BdF 對於氣候相關風險的評估，第柒章為結論與建議。

貳、BdF 之總體經濟預測流程

每季 BdF 都會對外提供法國主要總體經濟數據的預測值，惟其於每年第 1、3 季(3、9 月)與第 2、4 季(6、12 月)之預測產出流程不同。於每年的第 2、4 季(6、12 月)，歐元區央行體系(national central banks of Eurosystem，下稱 NCBs)及 ECB 會共同完成廣泛的總體經濟預測(Broad Macroeconomic Projection Exercise，下稱 BMPE)，BMPE 除提供歐元區整體的總體經濟預測數據之外，尚提供歐元區各國的總體經濟數據預測，且係基於共同的外生變數假設(如利率、石油和天然氣價格、匯率等)以及歐元區國家貿易流量的一致性(如法國出口至德國

數值需與德國自法國進口數值相同)，詳細流程請見表 1。

而每年的第 1、3 季(3、9 月)，ECB 發布之歐元區整體預測，主要係由 ECB 部門完成。此時，NCBs 參與程度有限，僅提供部分資料或配合預測假設，而不主導整體歐元區之預測；法國的總體經濟預測則由 BdF 獨立進行，稱為「期中預測(interim projection)」，惟該預測仍使用歐元區體系的技術假設及來自 ECB 預測的法國需求面數據，以確保預測結果之一致性。這些期中預測自 2024 年 3 月起以簡化形式發布，主要係更新上一季度的經濟預測。

表 1、BdF 編制總體經濟預測之流程(以 2025 年 6 月預測為例)

4 月	1 日：ECB 向 NCBs 提供第一版外生變數假設(如油價、匯率、利率等)
	4、7 日：第一次歐元體系技術會議，各國央行間初步交流
	11 日：BdF 內部召開 BMPE 準備會議，安排各部門預測工作
	29 日：NCBs 向 ECB 提交第一次預測初稿
	30 日：法國國家統計局(INSEE)發布 2025 年第 1 季 GDP 及 4 月 HICP 初估值
5 月	12 日：ECB 與 NCBs 就預測值進行互評與討論
	13 日：BdF 進行 2025 年第 2 季短期預測初估
	14~15 日：第二次歐元體系技術會議，整合意見
	15 日：ECB 向 NCBs 提供最終版外部變數假設
	21 日：NCBs 向 ECB 提交最終版預測數據
	28 日：法國國家統計局發布 2025 年第 1 季 GDP 組成細項
6 月	28 日(5 月)~10 日：BdF 進行預測報告內容編撰工作
	11 日：BdF 發布總體經濟預測

資料來源：研討會攜回資料（2025）。

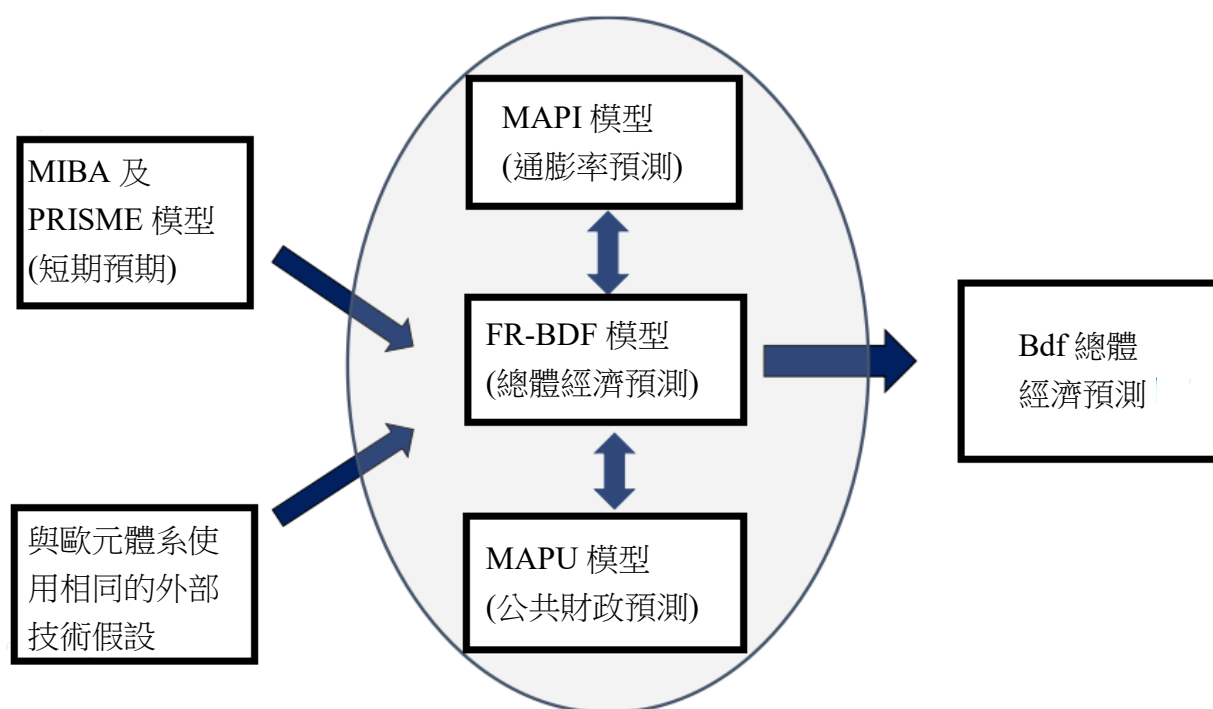
BdF 係透過 MIBA¹、PRISME²、MF-3PRF 等模型進行即時經濟預測(nowcasting)，並將該結果及與歐元區一致的外生變數假設，帶入中長期經濟預測中，如預測總體經濟之 FR-BDF 模型、預測通膨率之 MAPI 模型、預測財政支出之 MAPU 模型等，並於模型計算的基礎上，加入專家判斷(expert judgements)，對於不同變數(如消費、投資)，專家會進行逐項調整，觀

¹ 該模型係混頻模型，透過上季 GDP 成長率及 BdF 企業調查中當季已公布交貨量(deliveries)實際值月資料及當季未公布交貨量(deliveries)預測值月資料，預測當季 GDP 成長率，係 BdF 於 Covid-19 前表現最好的即時經濟預測模型。

² 該模型彙總六個部門(市場服務業、製造業、營建業、能源、非市場服務業及農業)的附加價值預測，以即時預測法國 GDP 成長率，該模型之表現雖不如 MIBA，惟有助瞭解各部門對 GDP 成長率的貢獻。

察總體經濟實際近況是否與模型預測有所偏離，以產製 BdF 之總體經濟預測報告(圖 1)。

圖 1、BdF 總體經濟預測模型架構



資料來源：研討會攜回資料（2025）。

參、即時經濟預測

一、對法國經濟之即時預測

(一)資料來源

為取得即時經濟預測(nowcasting)所需之數據，BdF 每月進行企業調查，該調查涵蓋 3,500 間製造業公司、3,500 間服務業公司、1,500 間營建業公司，其調查各部門之指標如表 2，受訪者之回覆係採用 7 級評分³，BdF 再將受訪者之回覆進行量化。此外，受訪者可於作答時添加文字評論，以解釋其回覆，BdF 會利用文字探勘技術分析受訪者提供的文字評論，以獲取關鍵詞、主題、情感傾向等有價值的資訊。

BdF 使用之數據相當多元，除使用可衡量且可驗證的硬數據(hard data)外，亦使用更為主觀且難以精確衡量的軟數據(soft data)，由於軟數據更側重於當前感受及預期，收集及發布時間通常較硬數據快，有助於提高即時預測的即時性。除了 BdF 的企業調查數據外，BdF 亦

³ 包括大幅增加、增加、輕微增加、穩定、輕微減少、減少、大幅減少等。

使用法國國家統計局的數據，此外，亦使用其餘公部門及民間部門的產業、金融、物價、貨幣、利率及國際資料(如歐洲委員會(European Commission)發布用來衡量歐元區消費者及企業經濟信心程度的經濟情緒指數(Economic Sentiment Index))等資料。

表 2、BdF 企業調查內容

	製造業	服務業	營建業
樣本數量	3,500 間	3,500 間	1,500 間
月變動指標	產量(包括實際值及預測值)、出貨量、訂單、員工人數、成品及原料價格	活動水準(包括實際值及預測值)、需求、員工人數、售價	活動水準(包括實際值及預測值)、員工人數、售價
水準值指標	待處理訂單、存貨、現金部位、設備使用率	現金部位	待處理訂單

資料來源：研討會攜回資料(2025)。

(二)模型運用

過去 BdF 使用 MIBA 模型、PRISME 模型進行預測，惟 Covid-19 期間這兩種模型預測表現不佳，突顯採取不同型態數據以預測 GDP 成長率之必要性，爰 BdF 嘗試建立新模型，使其能同時具備 MIBA 模型及 PRISME 模型的優點，預測能力佳且可分解各部門別對於 GDP 成長率之貢獻，該模型為採用混合頻率、三步驟之迴歸濾波器(Mixed-Frequency Three-Pass Regression Filter, MF-3PRF)的因子模型，先選出與 GDP 最相關的月資料，再萃取共同因子，最後透過 U-MIDAS 迴歸進行 GDP 預測，能在大量的數據中挑選對 GDP 成長率具實際預測能力的潛在因子，以提高預測的效率及精確度，該模型於各月份對於當季 GDP 成長率的預測均表現良好。

MF-3PRF 模型採用 60 個即時指標，其中 24 個於當月底前公布(如 BdF 企業調查的數據)，31 個(如工業生產指數)於次月公布，5 個(如服務業生產指數)則落後兩個月公布。其中，BdF 企業調查之營建業數據由於波動較大，為減少這種波動並更能捕捉其趨勢，會進行 3 個月移動平均的平滑處理；而服務業及製造業部門由於趨勢較為平滑，其使用的移動平均階數等於預測所處的月份，如於該季的第 2 個月進行預測，該些變數會使用 2 個月移動平均來平滑。此外，變數均會進行標準化處理，有助消除不同變數尺度差異的影響，並改善模型性能。

而針對缺失值之處理，該模型使用期望最大法(Expectation Maximization)處理樣本期初缺失值，並利用 AR(p)模型預測樣本期末的缺失值。

表 3 係評估 AR(p)、MIBA、MF3PRF，以及取 MIBA 與 MF3PRF 模型預測值之平均值(以 COMB 表示)等模型於每季第 M1~M3 個月之對法國 GDP 成長率預測準確度，以均方根誤差(root mean squared error，下稱 RMSE)及平均絕對誤差(mean absolute error，下稱 MAE)為評估準則，並將樣本期間分為整體期間(2010 年 Q1~2023 年 Q4)、疫情前(2010Q1~2019Q4)、疫情後(2022Q1~2023Q4)。由表 3 可看出無論係以 RMSE 及 MAE 作為評估準則，MF3PRF 於 M1~M3 時點的 RMSE 大多低於 BdF 過去使用之 MIBA 模型，此外，兩種評估準則下，COMB 於 M3 的預測誤差值均低於其他方法。疫情後(2022Q1~2023Q4)的預測難度明顯上升，整體誤差水準普遍提高，特別係 AR(p)模型，其 RMSE 與 MAE 均明顯高於其他模型，顯示其不適合於高度不確定性環境下進行短期預測。而 MF3PRF 及 COMB 模型的誤差水準仍相對較低，顯示採用混合頻率三步驟迴歸濾波器的因子模型，於面對結構性轉變或外部衝擊時更能維持預測穩定性。

表 3、BdF 即時預測模型對法國 GDP 成長率之預測誤差比較

RMSE				MAE		
2010Q1-2023Q4						
	M1	M2	M3	M1	M2	M3
AR(p)	0.3080	0.3080	0.3080	0.2340	0.2340	0.2340
MIBA	0.2131	0.1843	0.1695	0.1630	0.1534	0.1374
MF3PRF	0.1790	0.1742	0.1720	0.1493	0.1314*	0.1376
COMB	0.1860*	0.1730*	0.1656	0.1499*	0.1396**	0.1344
2010Q1-2019Q4						
	M1	M2	M3	M1	M2	M3
AR(p)	0.2602	0.2602	0.2602	0.2138	0.2138	0.2138
MIBA	0.1856	0.1856	0.1628	0.1434	0.1552	0.1321
MF3PRF	0.1739	0.1648*	0.1654	0.1471	0.1297*	0.1334
COMB	0.1703*	0.1692**	0.1588	0.1377	0.1392**	0.1307
2022Q1-2023Q4						
	M1	M2	M3	M1	M2	M3
AR(p)	0.4804	0.4804	0.4804	0.3349	0.3349	0.3349
MIBA	0.3164	0.1775	0.1995	0.2606	0.1447	0.1642
MF3PRF	0.2026*	0.2151	0.2016	0.1608*	0.1398	0.1591
COMB	0.2501*	0.1908	0.1960	0.2107*	0.1418	0.1530

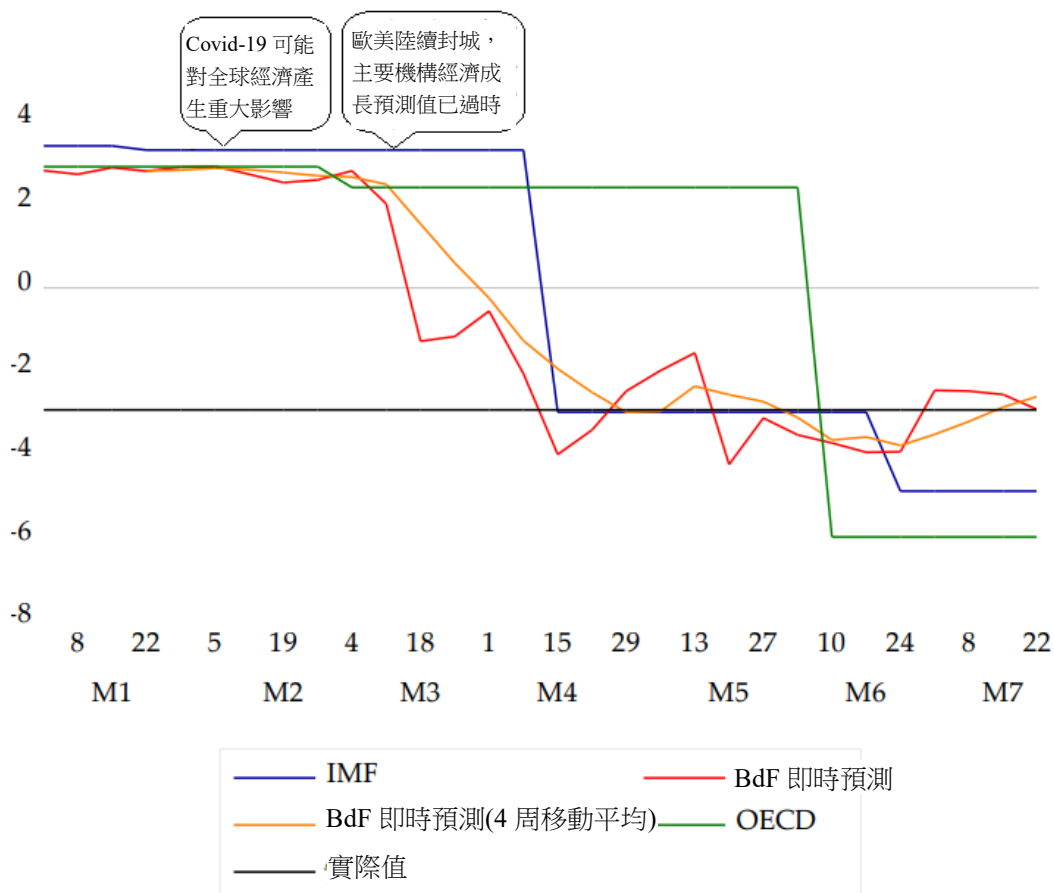
註：*及**係表示依據 Coroneo 及 Iacone(2020)的單尾檢定，該模型於 5%及 10%的顯著水準下，顯著優於 MIBA 模型。

資料來源：研討會攜回資料(2025)。

二、對全球經濟之即時預測

法國 GDP 成長率易受全球 GDP 成長率影響，惟因國際機構(如 IMF、OECD)對於經濟數據預測值之更新頻率固定，故於面對突發事件或重大衝擊時，過去的預測值尚未反映重大事件衝擊的影響，而無法提供即時的總體經濟預測，以 Covid-19 為例(圖 2)，2020 年 3 月部分國家陸續實施封城措施，對經濟活動產生重大衝擊，惟 IMF 及 OECD 尚未更新其預測值以反映 Covid-19 對經濟產生之影響，直到 4 月及 6 月，這兩個機構才陸續下調全球 GDP 成長率預測值。為能更即時獲取全球 GDP 成長率預測值，以作為法國預測 GDP 之變數，BdF 建立其全球經濟成長即時預測模型，利用高頻資料即時預測全球 GDP 成長率，資料涵蓋 37 個國家(佔全球 GDP 的 8 成)的經濟數據，包括 700 個以上的月資料變數(如 PMI、工業生產指數、零售業銷售額、家計單位信心、物價等)及 250 個以上之週資料變數，包括金融指標(如股價指數、NEER、VIX、企業信用利差)、全球動態(如波羅地海乾散貨指數、能源及原物料價格、Harpex Shipping)、美國經濟(如初領失業金人數、鋼鐵產量、鋼鐵產能利用率、商業景氣指數)等，並透過季節性調整去除節慶及周期性因素。

圖 2、疫情發生初期主要機構對全球 GDP 成長率預測值變化



資料來源：研討會攜回資料（2025）。

BdF 以 2001 年第 1 季~2021 年第 1 季資料進行實證分析發現，FA-MIDAS 結合 LARS 預選變數的方法，對於全球 GDP 成長率即時預測之表現較佳(相對其他變數預選(Pre-selection)方式及 LASSO-MIDAS)，且於當季第一~三個月之預測均係如此(表 4)。此外，BdF 亦分析高頻資料是否能降低預測誤差，表 5 為分析結果(以 AR 模型為基準)，模型 1 係同時包括週資料(反映短期市場波動)及月資料因子(反映實體經濟趨勢)進行預測；模型 2 係將週資料以平均方式轉為月資料後，與月資料因子合併使用；模型 3 則係僅保有月資料因子。由表 5 可看出同時保有月資料及週資料因子的模型 1，表現多優於另外兩個模型，主要係因週資料因子保有高頻資料原貌，特別是在危機期間表現明顯較佳。

表 4、不同變數選擇方式之全球 GDP 成長率預測誤差比較

		第一個月	第二個月	第三個月	平均
FA-MIDAS	No pre-selection	0.973	1.350	1.635	1.319
	LARS	0.913	1.107	1.365	1.147
	SIS	1.108	1.279	1.440	1.275
	t-stat	1.264	1.269	1.386	1.307
LASSO-MIDAS		1.585	1.532	1.556	1.558

資料來源：研討會攜回資料（2025）。

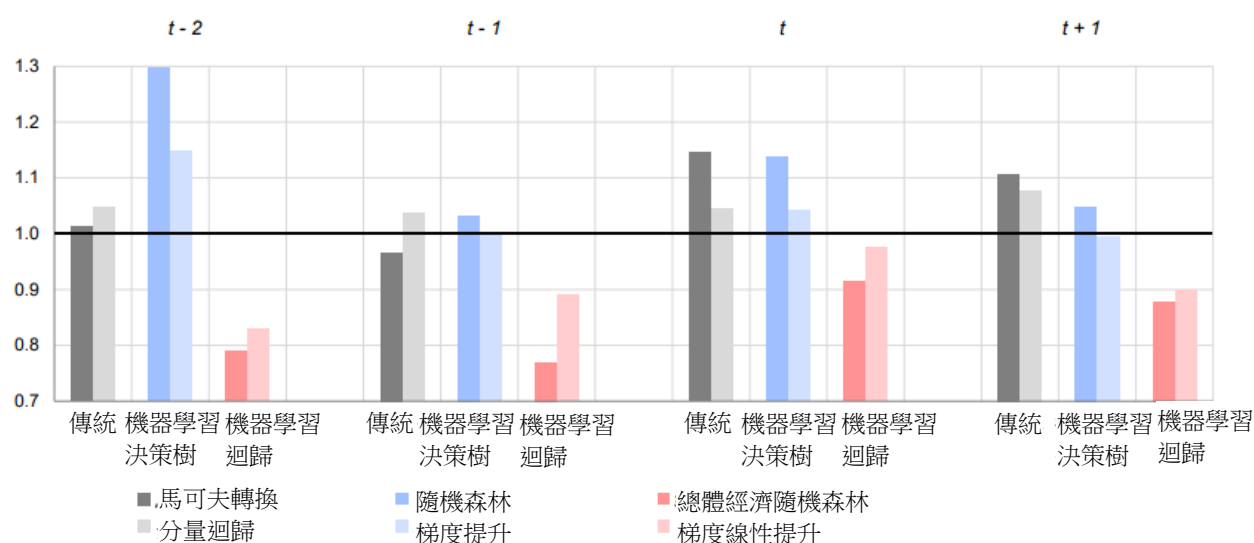
表 5、變數頻率對全球 GDP 成長率預測誤差比較

	FA-MIDAS			AR 模型
	模型 1	模型 2	模型 3	
樣本內				
第 1 個月	0.291	0.341	0.350	1.000
第 2 個月	0.215	0.299	0.352	1.000
第 3 個月	0.195	0.334	0.260	1.000
樣本外				
第 1 個月	0.521	0.467	0.483	1.000
第 2 個月	0.631	0.677	0.771	1.000
第 3 個月	0.601	0.631	0.633	1.000

資料來源：研討會攜回資料（2025）。

此外，ECB 針對全球貿易之即時預測，則提出一套結合機器學習的三步驟方法，該方法首先透過變數預選技術(如 LARS)自 200 個貿易指標(如 PMI、港口交通量、海關貿易數據)、300 個總體經濟展望指標(如工業生產指數、零售業營業額、商業信心)、100 個金融指標(如股市、匯率)等 600 個高頻經濟指標中篩選具預測力者；其次運用主成分分析(PCA)萃取因子 (Factor Extraction)，最後以模型進行即時預測。如圖 3 所示，ECB 以 OLS 的預測誤差作為基準，其均方根預測誤差(root mean squared forecasting error，下稱 RMSFE)設定為 1，分析結果顯示，對於四個不同的預測時點，包括： $t-2$ (預測期前兩個月)、 $t-1$ (前一個月)、 t (即時預測)，以及 $t+1$ (對未來一期的預測)，機器學習迴歸模型(如總體經濟隨機森林、梯度線性提升)之預測誤差低於傳統模型(如 OLS)及機器學習決策樹模型。這項結果突顯機器學習方法，特別係結合梯度提升技術與線性回歸的模型，於高頻經濟數據的即時預測應用中具有明顯優勢，因此於政策分析與經濟預測中具有高度應用價值。

圖 3、不同模型即時預測誤差之比較

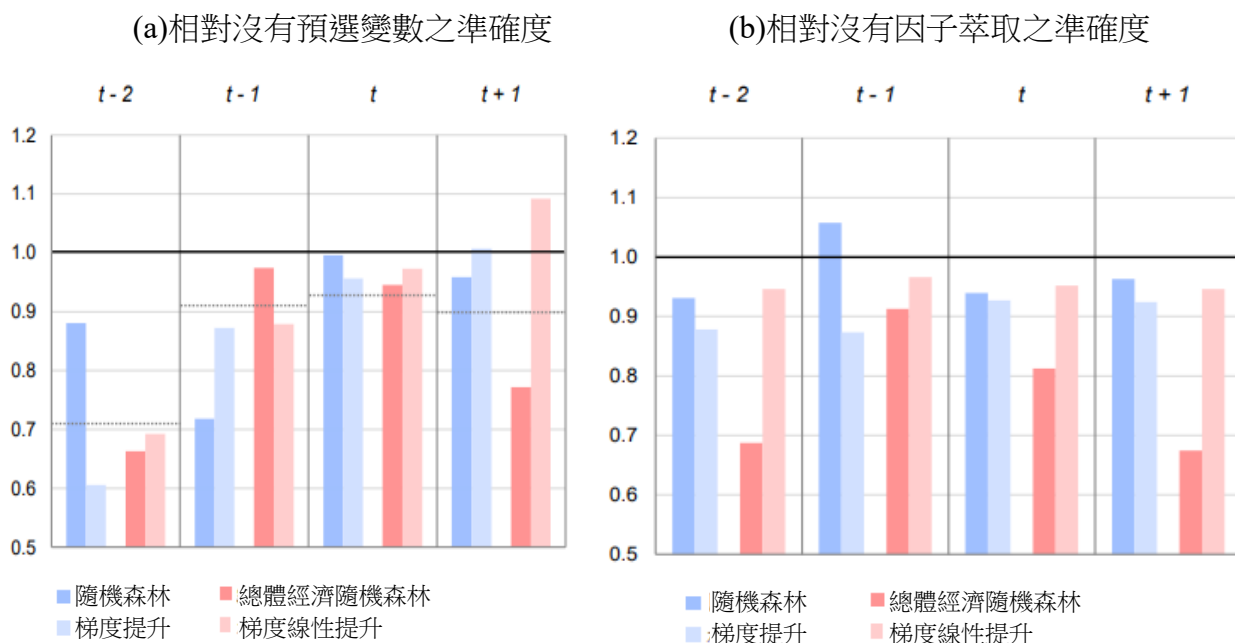


註：上述模型均係先於 LARS 進行變數預選及 PCA 進行因子萃取的情形下進行分析。

資料來源：研討會攜回資料（2025）。

變數預選與因子萃取等兩階段處理對提升模型預測準確度具有關鍵作用，圖 4 係衡量不同機器學習模型相對於沒有預選變數及因子萃取情境下的 RMSFE，對於四個不同的預測時點，均得降低預測誤差。顯示透過變數預選及因子萃取，得提升機器學習模型的表現，增加全球貿易即時預測的準確性，提供政策制定者更即時且可信的資訊。

圖 4、變數預選及因子萃取對機器學習模型準確度之影響



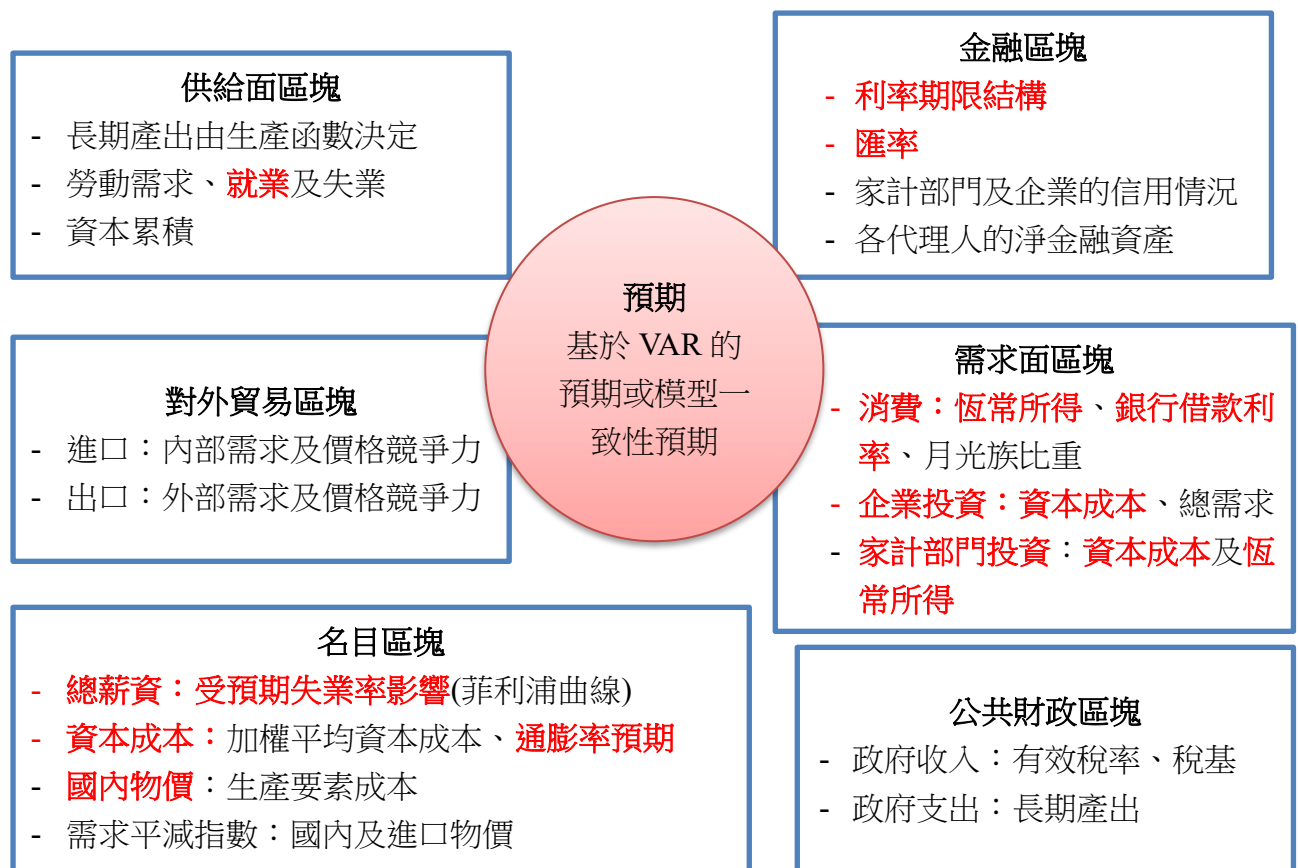
肆、BdF 中長期經濟預測

一、FR-BDF 模型

由於 BdF 舊有的 Mascotte 模型於分析貨幣政策傳遞及金融衝擊等方面表現不佳，且難以捕捉前瞻指引(forward guidance)或量化寬鬆等非傳統貨幣政策之效果，BdF 建立新的 FR-BDF 模型進行總體經濟預測及政策分析。該模型與美國 Fed 的預測模型相似，旨在實現傳統半結構化模型(重視數據配適度)及 DSGE 模型(與理論具有一致性)間的平衡。

FR-BDF 模型採用誤差修正方程式，並特別強調預期心理於經濟行為的作用。該模型可透過基於 VAR 的預期(VAR-based expectations)或模型一致性預期(Model-consistent expectations)以估計其六大核心區塊(圖 5)，分別為對外貿易區塊(如進出口)、供給面區塊(如失業與就業、資本累積、長期產出)、金融區塊(如利率期限結構、匯率、家計單位及廠商的信用情況、各代理人的金融淨資產)、需求面區塊(如消費、企業及家計單位投資)、名目區塊(如薪資、物價、加權平均資本成本)、公共財政區塊(如政府稅收與支出)。

圖 5、FR-BDF 模型區塊架構



註：紅字表示變數直接受到預期影響。

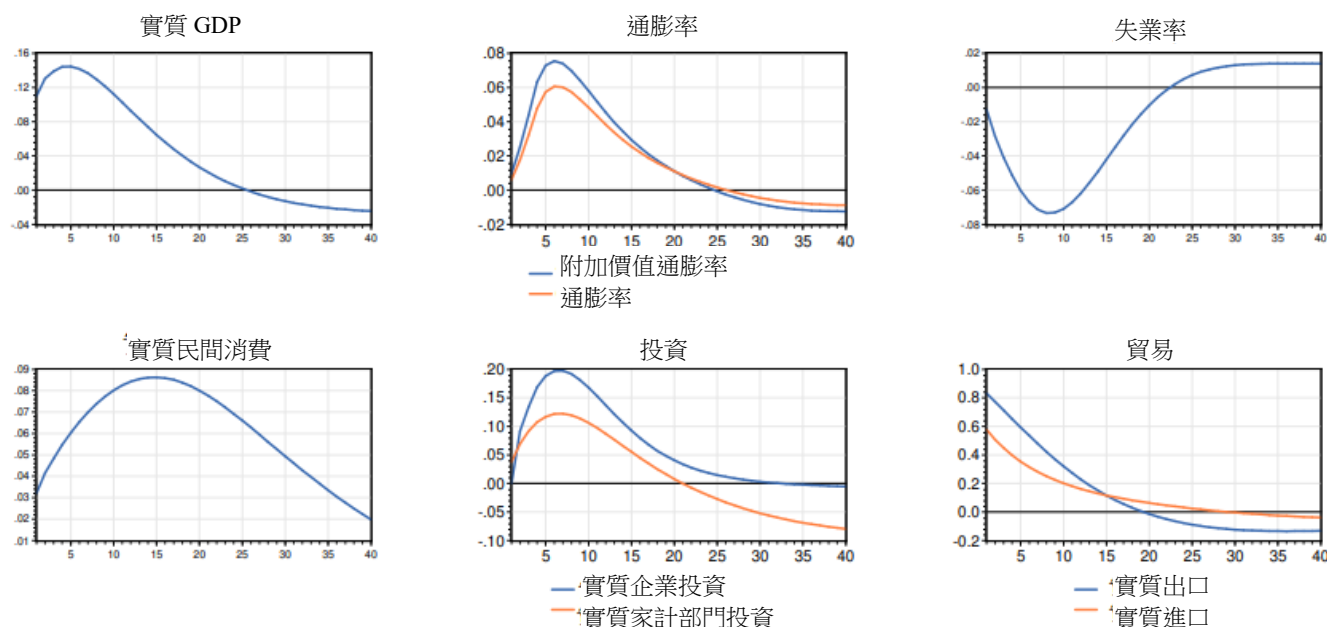
資料來源：研討會攜回資料（2025）。

這些區塊中的許多關鍵變數(如就業、薪資、物價、利率期限結構、匯率、消費、企業及家計單位投資等)都直接受到預期心理的影響，反映預期形成於經濟傳遞機制的重要性。模型於估計階段主要利用基於 VAR 模型的預期來簡化計算，而在進行政策分析與情境模擬時，則可以靈活運用模型一致性預期(model-consistent expectations, MCE)或混合預期(MCE 及 VAR)，以更深入地評估不同政策或衝擊在理性預期下的影響。公共財政區塊的變數則來自 BdF 透過 MAPU 模型預測的政策稅收及支出。

BdF 透過 FR-BDF 模型模擬分析國外需求增加 1%時(正向的需求面衝擊)對總體經濟之影響，由圖 6 可看出在衝擊發生後的短期內，法國的實質 GDP 明顯增加，最高增幅約為 0.14%，反映外需對總體經濟的正面拉抬效果；隨著出口的增加，國內生產上升，進一步帶動失業率下降與民間消費增加，投資也因而同步擴張。惟景氣擴張亦帶動法國通膨壓力升溫，導致法國相對於其他國家的物價上升，削弱法國出口商品於國際之價格競爭力。當競爭力下滑後，出口開始減少，而進口因國內需求仍高而持續增加，使得淨出口惡化。此將拉

低實質 GDP 與就業，失業率在初期改善後又開始回升。整體而言，國外需求增加對 GDP 提升係短期性的，無法帶來持久性的成長。

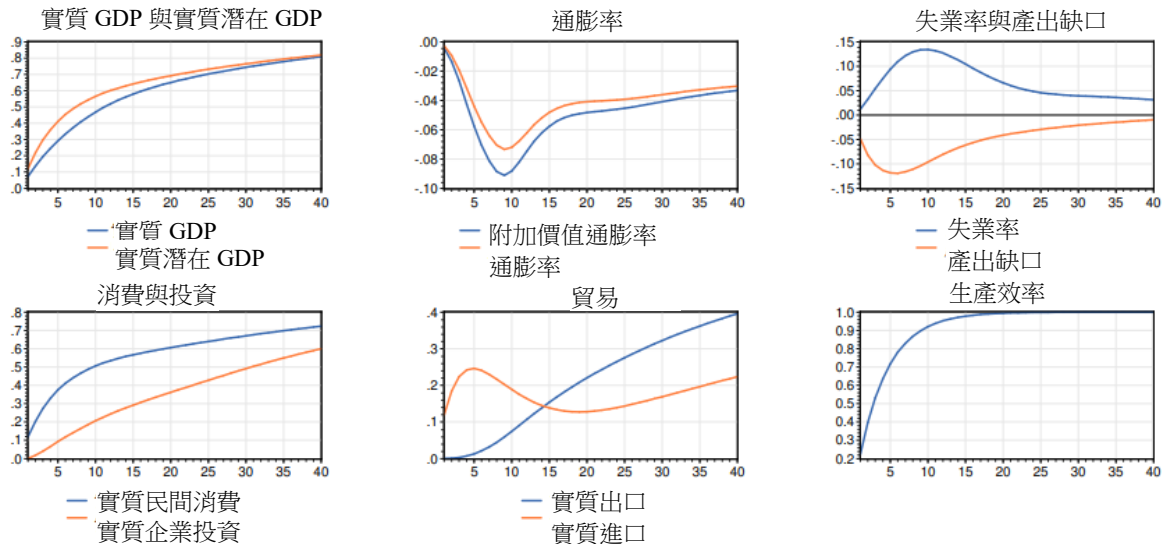
圖 6、國外需求增加對法國總體經濟之影響



資料來源：研討會攜回資料（2025）。

BdF 亦透過 FR-BDF 模型模擬分析效率衝擊(正向的供給面衝擊)對總體經濟之影響，模型假設生產效率水準逐步且永久性提升 1%，此類衝擊主要係生產力的結構性改善，如技術進步或生產流程優化。由圖 7 可看出，實質 GDP 與長期 GDP 均穩定上升，反映效率提升對總體經濟的正面影響，此外，由於民眾預期未來所得提高，消費也隨之上升，企業亦因而增加投資，形成內需增長的支撐力量。惟效率提升短期內會導致就業市場出現調整壓力。由於同樣的產出可以用更少的勞動完成，企業對勞動的需求會下降，導致失業率上升，中長期因產品生產成本下降，提升國際競爭力，帶動出口成長，有助改善失業率惡化及產出缺口為負值之情形。整體而言，效率衝擊若能配合勞工轉型政策，將為經濟帶來長期穩定的利益。

圖 7、永久性生產效率增加對法國總體經濟之影響



資料來源：研討會攜回資料（2025）。

自 2019 年 6 月以來，FR-BDF 模型已投入 BdF 的實際預測工作，並用於評估非傳統貨幣政策工具(如資產購買計劃)對經濟的影響，顯著提升預測的準確性及政策分析的深度。

二、財政收支預測

BdF 使用 MAPU 模型進行法國中長期財政收支預測，該模型遵循法國國民帳戶體系規則，並與歐盟財政框架(如公共赤字的上限)及國家統計資料(如法國國家統計局的季度與年度國民所得帳目)密切接軌。其核心方法為由下而上的預測，即先針對每項政府收入與支出項目進行獨立預測，並彙總計算整體財政收支的走勢。預測期間通常涵蓋 3~4 年，會考量政策變化、經濟趨勢與裁量性措施等影響。於收入面，模型區分稅收與非稅收來源，並針對稅收進一步細分為增值稅、公司所得稅、個人所得稅等。稅收之預測包括四大要素：稅基(如消費、企業盈餘等主要係來自總體經濟預測)、稅收彈性、裁量性財政措施(政府主動調整政府收入如減稅或基礎建設投資，該變動納入外生處理)，以及用以補足模型無法捕捉的技術細節或制度改革之專家判斷調整等。以增值稅為例，其為比例稅，並假設無徵收延遲之情況，稅基估算係直接來自總體經濟預測；公司稅則因稅基難以觀測，須透過過去企業盈餘資料估算，並納入 1~2 期徵收滯後的計算處理。此精細預測過程，使 MAPU 模型得增加模擬不同稅收來源對財政收入的貢獻之準確性。

於支出面，MAPU 模型之政府支出分為現金性支出(如公部門薪資、社福津貼、利息等)

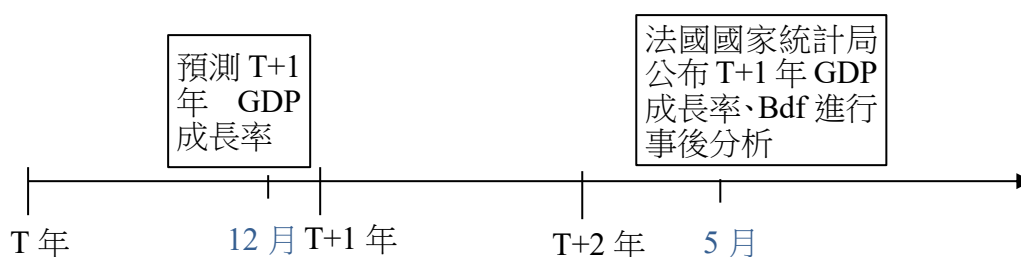
與實物性支出(如移轉性實物支出、公共投資等)，各與不同總體經濟變數連結。例如，政府利息支出預測需考慮短天期與長天期債務利率、債務期限結構及通膨等因素。對於短天期債務支出，模型將利率變化乘上前期短天期債務餘額，作為當期支出變化。長天期債務之預測則拆解為既有債務、到期債務、新發行債務等三部分，並須考慮發債結構與市場利率的遞延效應。此外，社會福利支出(如養老金、家庭補助、失業給付)與通膨及失業率密切相關，其中退休金與健康支出係根據法律規定之支出上限進行預測；公共投資方面，地方投資支出會受到六年選舉週期影響，因此模型會納入與選舉相關的週期性假設(如第三至第五年支出顯著上升)。最終，所有支出項目合併為政府總支出，再與收入項目相減，以計算收支盈餘(赤字)，進而推算政府債務變化。若赤字擴大，模型會將新債務納入下一期的債務總量，再根據利率期限結構推導下一期的利息支出，形成一個動態的財政收支遞迴關係。

整體而言，MAPU 模型提供一套嚴謹且可擴展的政府財政預測框架。實務上，該模型不僅可用來進行年度財政預測，亦得配合歐洲系統風險進行評估工作，如債務可持續性分析與壓力測試模擬。此外，該模型可配合各種情境(如無政策變化、總體經濟變數均值回歸、利率衝擊等)，甚至透過隨機模擬(如拔靴法(bootstrap method)加上 VAR 之方法)推估債務風險分布，為政策制定者提供多面向的決策依據。

三、事後分析

事後分析(Post Mortem)係事後針對預測表現進行分析，其主要目的係檢視過去的預測與實際結果間的差異或誤差，並試圖釐清這些差異的來源。BdF 會於每年 5 月進行事後分析，BdF 事後分析係透過 FR-BMEs 模型將該年(假設為第 $T+2$ 年)5 月法國國家統計局發布的第 $T+1$ 年實際數據，與 BMPE 於第 T 年 12 月對於第 $T+1$ 的預測結果進行比較(圖 8)，旨在計算三種主要預測誤差來源對於預測誤差的貢獻，此三種預測誤差來源包括數據修正造成的誤差、外部假設不準確造成的誤差、專家判斷誤差(即模型的殘差)。事後分析有助 BdF 增進對意外事件衝擊及經濟行為發生結構性轉變的瞭解，並可瞭解模型的弱點及錯誤判斷，此外，事後分析工作可用來訓練預測部門的新進人員，因有助其深入理解預測模型的運作原理，以及變數間的傳遞機制。

圖 8、BdF 事後分析流程圖



資料來源：研討會攜回資料（2025）。

事後分析係透過 3 個步驟來捕捉三種誤差來源，首先，改變內生及外生變數的過去實際值(如將初估數替換為修正數)，以重新計算由數據修正所造成的預測誤差，於該步驟的外部假設均維持與第 T 年預測時同樣的假設；其次，改變未來的外生變數(例如，將油價預測值替換為油價實際值)，並重新計算由此導致未來內生變數之變化，以量化由外部假設(如油價、財政政策等)不準確所造成的預測誤差；最後，改變未來的內生變數(如將模型預測 GDP 成長率替換為實際觀察到的 GDP 成長率)，並反向計算由此導致未來殘差的變化，以量化由於專家判斷所造成的預測誤差。

本次講師以 2022 年 12 月對於 2023 年 GDP 成長率預測值為例，此與 2024 年 5 月公布之 2023 年實際值相差 0.8 個百分點，就誤差來源來看，主要係源自於專家判斷誤差，影響 0.4 個百分點，其次則係外部假設不準確造成的誤差，影響 0.3 個百分點，進一步觀察外部假設的誤差來源，主要係公共財政假設影響 0.4 個百分點(表 6)。

表 6、預測誤差-依來源區分

	GDP
預測誤差	0.8
預測誤差的組成	
1. 數據修正造成的誤差	0.1
2. 外部假設不準確造成的誤差	0.3
(1)ECB 假設	-0.1
(2)公共財政假設	0.4
(3)其他	0.0
3. 專家判斷誤差	0.4

資料來源：研討會攜回資料（2025）。

表 7 係以部門別區分預測誤差，可看出政府部門投資及消費之實際值較預測值分別高出 7.3 及 2.7 個百分點較多，主要係反映法國政府於 2023 年增加交通基礎建設之投資，以及產業之補助，此亦反映表 6 中公共財政假設影響誤差高達 0.4 個百分點；家計單位投資支出之實際值則較預測值低了 7.0 個百分點，主要係因受 ECB 於 2023 年持續緊縮貨幣政策影響，使民間部門投資需求減少；而總進口及總出口之實際值均低於預測值則反映 2023 年全球需求下降、消費疲軟，廠商持續去化庫存所致。

表 7、預測誤差-依部門別區分

	GDP 組成 (2024/5)	BMPE 預測 (2022/12)	預測值與實際 值差異
實質 GDP	1.1	0.3	0.8
家計單位消費	0.9	0.3	0.7
政府部門消費	0.8	-1.8	2.7
總投資	0.6	0.8	-0.2
企業投資	2.5	1.8	0.7
家計單位投資	-8.2	-1.3	-7.0
政府部門投資	7.1	-0.3	7.3
總出口	2.5	4.8	-2.2
總進口	0.7	4.1	-3.3
國內需求(扣除存貨 變動)	0.8	-0.1	0.9
淨出口	0.5	0.1	0.4
存貨變動	-0.2	0.3	-0.5

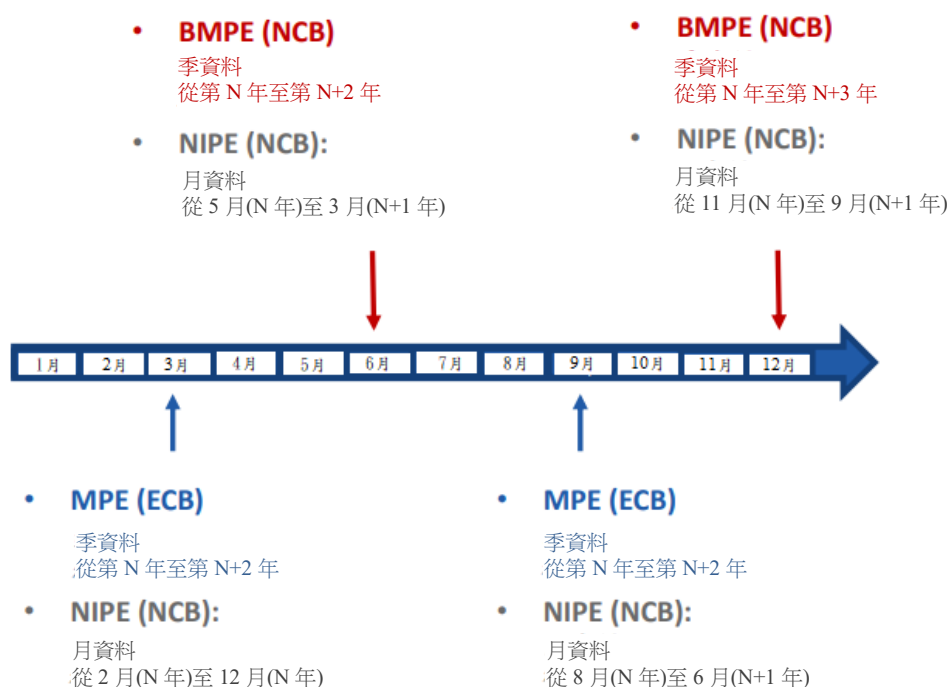
資料來源：研討會攜回資料（2025）。

伍、BdF 的通膨率預測

歐元區有兩種物價指數，包括 CPI 及 HICP(Harmonized Index of Consumer Prices)，由於 CPI 的計算方式因國家而異，惟歐盟國家適用相同的 HICP 計算規則，為確保歐盟各國之間通膨數據的可比性，HICP 成為評估歐元區通膨走勢及擬定貨幣政策的指標。歐盟的通膨率採取兩階段發布，於次月第一個工作日發布初步估計(flash estimate)，該階段提供較為總括的數據，包括整體 HICP 及扣除食物及能源的核心 HICP，以及 5 個主要組成部分，包括扣除食物及能源、食物類、能源類、服務類以及非能源的工業產品，並於次月月中發布通膨率的最終估計，此階段提供更詳細及精確的數據。與 GDP 成長率之預測相同，歐元區通膨率之

預測同樣由 NCB 及 ECB 完成，對於中長期通膨率之預測(季資料)，3 月及 9 月係由 ECB 完成第 N(當年)年至第 N+2 年的預測值；而於 6 月及 12 月時，則由 NCB 完成通膨率之預測(揭露於 BMPE 報告中)，於 6 月時 BMPE 會提供第 N(當年)年至第 N+2 年的預測值，第 4 季則會提供第 N(當年)年至第 N+3 年的預測值，至於短期通膨率(Narrow Inflation Projection Exercise，下稱 NIPE)之預測則均由 NCB 完成，預測期間為發佈月之上月起之 11 個月(圖 9)，主要作為內部決策及分析之參考依據，不會對外公布。

圖 9、BdF 提供法國通膨率預測時程表



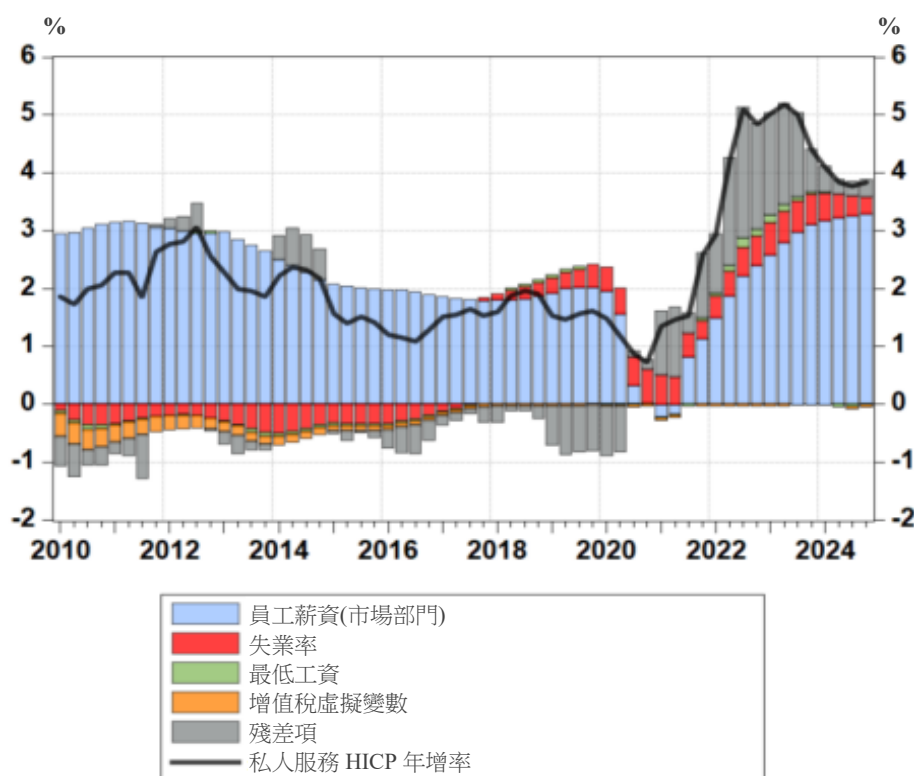
資料來源：研討會攜回資料 (2025)。

法國之 CPI 及 HICP 均由法國國家統計局以拉氏指數(laspeyres indices)方式編製，於每年 12 月依消費結構更新商品權重，HICP 的變化通常高於 CPI(2000~2024 年間平均多出 0.2 個百分點)，此差異特別與近年能源及食品類通膨率較高及該項目於 HICP 中的權重高於 CPI 有關。而針對通膨率之預測，BdF 採用 MAPI 模型進行通膨率預測，該預測可分為極短期(預測當季)、短期及中長期(預測未來 2~3 年)。MAPI 模型計算出的 HICP 預測值會做為 FR-BDF 模型的變數，而 FR-BDF 模型估算的預測值(特別係薪資，因 FR-BDF 模型薪資遵循 Phillips 曲線)亦會帶入至 MAPI 模型中，此意味兩個模型間存在數據的相互作用及一致性。

針對極短期預測，主要係採用單變量時間序列方法並輔以專家判斷，會分析過去資料的季節性模式，並納入近期資訊如天氣、外部衝擊(如全球供應鏈問題)、財政政策變化等；短期及中期預測係透過誤差修正模型或 AR 模型對 88%的一籃子商品進行預測，其餘部分則透過隨機漫步模型並輔以專家判斷。

BdF 分析過去不同變數(包括薪資、失業率、最低工資、增值稅等)對通膨率之貢獻變化，圖 10 係私人服務 HICP 年增率的貢獻分解，員工薪資(藍色區塊)長期以來多為最主要的貢獻來源，且 2021 年起，由於疫後勞動市場的結構變化，如遠距工作增加及 AI 人力需求增加，造成部分工作對於數位能力要求提升，以及部分勞動力離開餐飲業部門後不願再重返餐飲業等，均造成缺工問題，導致薪資上漲，藍色貢獻顯著擴大，帶動私人服務通膨走高；同時，灰色區塊的殘差部分亦於 2022 年起大幅上升，顯示模型無法完全解釋的短期因素影響增強，例如能源價格間接影響、需求快速反彈等因素。

圖 10、私人服務 HICP 年增率之貢獻組成

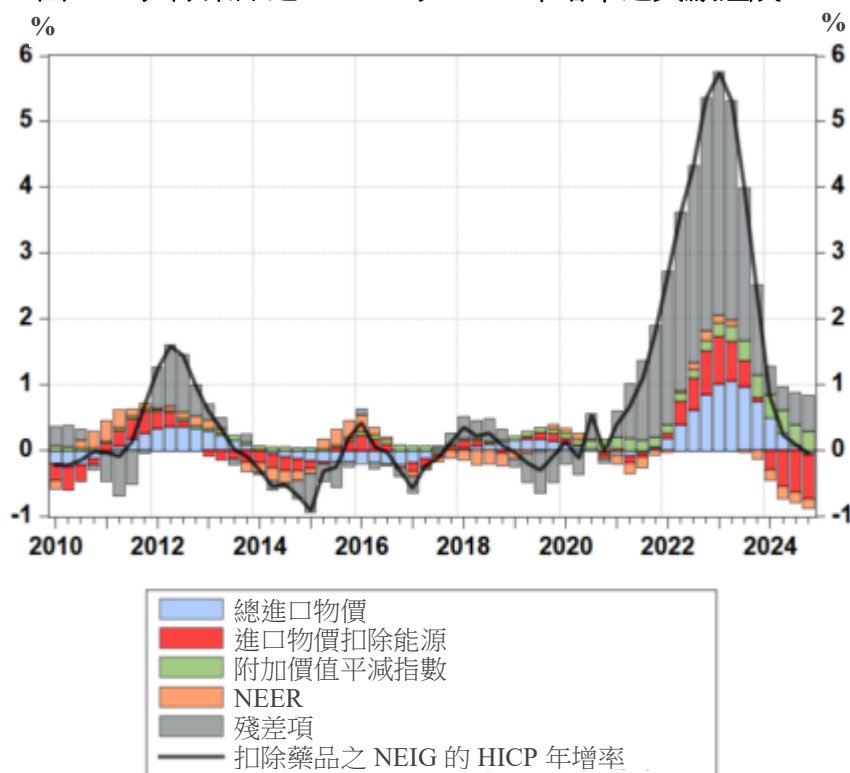


資料來源：研討會攜回資料（2025）。

圖 11 係非能源工業產品(non-energy industrial goods，下稱 NEIG)扣除藥品的 HICP 年增率之貢獻組成，其中進口價格(包括藍色與紅色區塊)長期解釋通膨變化，特別係於 2021~2022

年因疫情及俄烏戰爭造成供應鏈瓶頸及國際物價飆漲時期，這兩項的貢獻明顯增加。灰色區塊代表模型殘差項，於疫情期間特別明顯，顯示這段期間有很多非典型或臨時性因素(如運費、供應瓶頸等)影響價格，惟未被模型完全捕捉。整體而言，NEIG 商品價格變動在模型中具有高度的國際傳導性，反映其對進口與匯率變化的高度敏感性，此亦說明該類 CPI 係觀察進口商品通膨壓力的重要指標之一。

圖 11、扣除藥品之 NEIG 的 HICP 年增率之貢獻組成



資料來源：研討會攜回資料（2025）。

長期來說，由於原油及農產品的價格於長期趨於平穩，HICP 主要受核心 HICP 走勢影響，而薪資於長期通膨率中扮演重要角色，依據 BdF 模型估算，當工資上漲 1% 會使核心 HICP 年增率及整體 HICP 年增率於 3 個季度後增加約 0.1 個百分點，且於 3 年後，對核心 HICP 及整體 HICP 年增率的影響分別為 0.4 及 0.3 個百分點⁴。模型亦估計出當歐元升值 10% 時，將導致整體 HICP 年增率下降約 0.3 個百分點，此反映匯率升值會降低進口商品和服務的成本，有助抑制國內通膨。

⁴ 上述影響係第一輪效應，不包括物價-薪資螺旋(price-wage loop)的迭代效應。

陸、BdF 對於氣候相關風險的評估

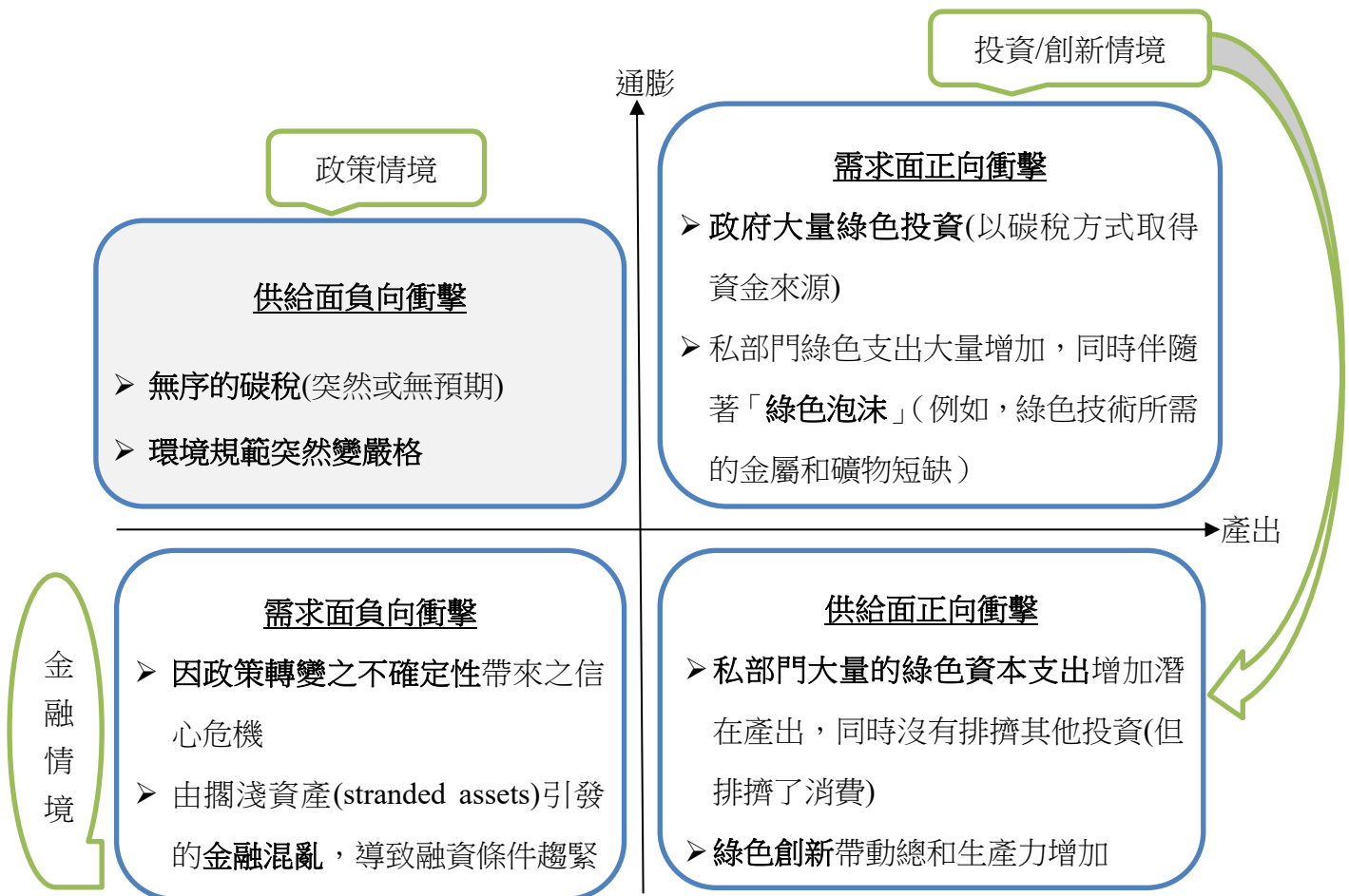
氣候情境(climate scenario)係基於特定假設所描繪出未來的可能發展路徑，結合量化與質化元素，透過提供合理的敘述連結目前的條件及未來可能的結果，並評估不同決策、事件或政策下造成的後果，氣候情境強調未來可能會如何發展，而非準確預測未來。隨著世界各地極端氣候事件發生的頻率與嚴重性漸趨增加，且基於氣候變遷及氣候轉型將影響金融風險與總體經濟，主要國家央行建構氣候情境評估與氣候相關的金融風險(如資產貶值)，並探索氣候風險如何經由能源價格、投資行為、消費選擇等傳遞至經濟與金融體系，並透過建構一致性情境包括基準情境(如既有政策架構下的路徑)及不利情境(如延後轉型、發生極端氣候事件)進行氣候變遷與轉型之壓力測試，評估銀行、保險等金融機構於不同氣候風險下的經營穩健性與風險承受能力。

BdF 參考綠色金融體系網絡⁵(Network of Central Banks and Supervisors for Greening the Financial System，以下簡稱 NGFS)的氣候情境，建構其短期氣候情境，以協助法國金融監理機構進行金融建構韌性評估，並瞭解氣候風險如何影響法國 GDP、就業、利率等總體經濟變數，以及評估氣候轉型對通膨的影響。

如圖 12 所示，BdF 將氣候情境分為政策情境、金融情境、投資及創新情境，並於此三種情境下產生 8 種情況，包括無序的碳稅、突然緊縮環境規範、政府大量綠色投資、綠色泡沫、政策轉變之不確定性、金融混亂、私部門大量的綠色資本支出、綠色創新等，並將這 8 種情況歸類為需求面(正/負)衝擊及供給面(正/負)衝擊，藉此評估該情況下對於法國產出及通膨可能造成的影響。值得注意的是，這 8 種情況並非互斥，可以同時發生或接續發生，此外，由於這些氣候衝擊攸關難以預測的因素(如政策、市場情緒、技術創新)，爰無法準確評估單一情況發生的機率，惟供給面的負向衝擊發生的機率略高於其他衝擊。

⁵ NGFS 係由央行與監理機構組成的聯盟，目的係促進金融體系對氣候變遷相關風險的認識與管理，協助各國金融機構支援低碳經濟轉型。NGFS 已有 145 個會員及 23 個觀察員，其發布的氣候情境框架成為全球金融監理與央行部門進行氣候壓力測試的主要依據。

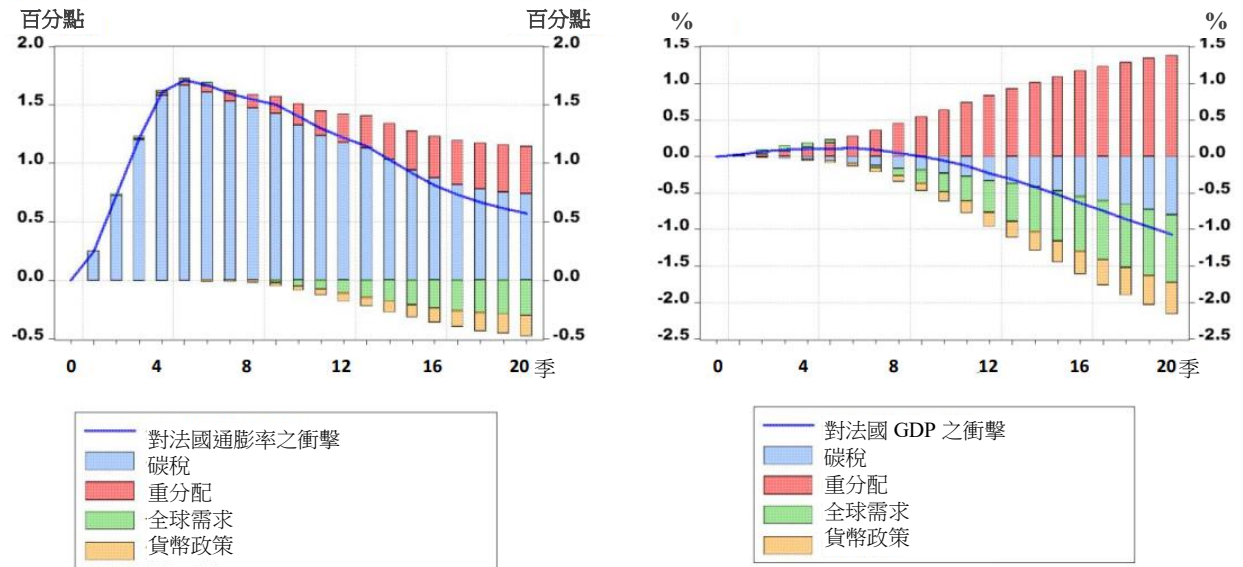
圖 12、BdF 氣候情境分析



資料來源：研討會攜回資料（2025）。

接著 BdF 利用 NiGEM 模型來評估各種情境下的氣候衝擊對金融及總體經濟之影響，以下說明政策情境下，供給面負向衝擊對總體經濟之影響及傳遞機制。首先係分析無序(disorderly)的碳稅，該情況下碳稅的水準係基於 NGFS 的無序情境，惟具有更突然的動態變化，而能源價格衝擊方面則預計天然氣及石油的價格將上漲約 300%，煤炭價格則將上漲 1500%，並假設稅收將以移轉性支出的形式給家庭，且 BdF 將採取貨幣政策以因應通膨情況。結果如圖 13 所示，於無序的碳稅情況下，碳稅將使通膨率增加，重分配效果(政府移轉支出)隨時間推移而更加明顯，將於一段時期後同時使通膨率及 GDP 增加；而全球能源成本增加，可能使企業投資需求減少，致全球需求下降，並於一段時期後同時使通膨率及 GDP 減少；最後，由於 BdF 採取緊縮性貨幣政策以因應通膨率增加，於一段時期後同時使通膨率及 GDP 減少，整體而言，該情況下可能產生停滯性通膨(stagflationary)的經濟後果。

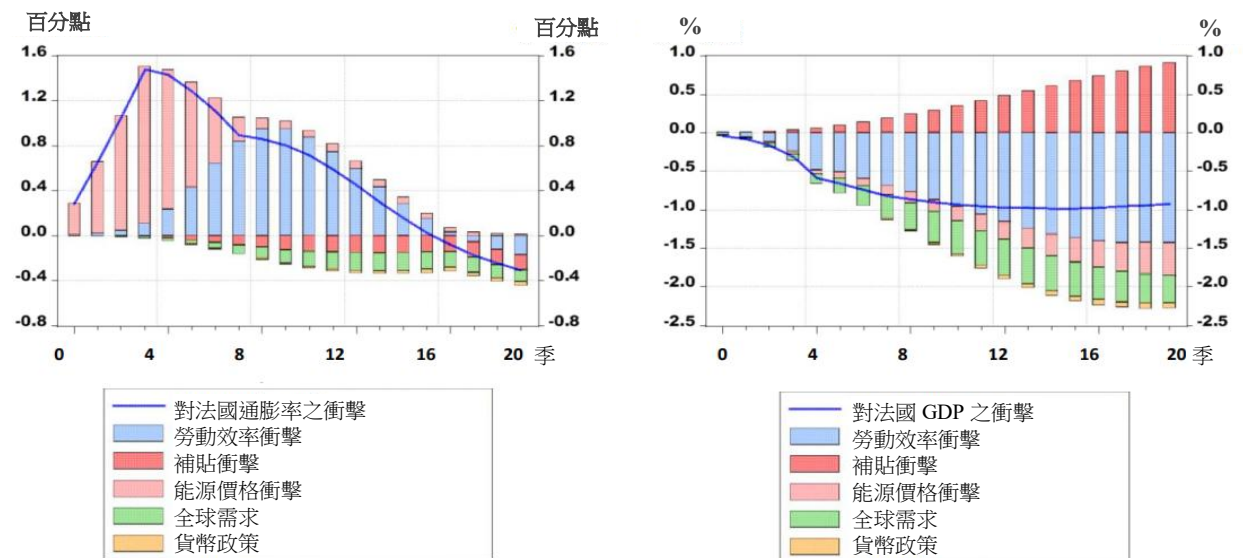
圖 13、無序的碳稅對法國通膨率及 GDP 之影響



資料來源：研討會攜回資料（2025）。

圖 14 分析環境規範突然變嚴格對通膨率及 GDP 之影響，由於環境法規變嚴，可能限制化石燃料供應或提高其使用成本，導致能源價格上漲，會增加企業的生產成本，導致企業減少投資及生產，使通膨率增加及 GDP 下降；嚴格的环境法規亦可能使企業調整生產流程、投資新技術，短期內可能降低勞動生產力，將推升價格及減少 GDP；而政府對可再生能源的補貼會降低其生產成本及售價，有助抑制通膨壓力，並可能刺激相關產業的投資和發展，有助於提升 GDP；全球需求及貨幣政策的傳遞機制則與無序的碳稅相同。相較於無序的碳稅之情況，該情況下 GDP 下降得更快，且對通膨率增加之影響為短暫性的。

圖 14、環境規範突然趨嚴對法國通膨率及 GDP 之影響



資料來源：研討會攜回資料（2025）。

其餘情境下氣候風險亦可能危及金融及物價的穩定性，為減少氣候轉型成本，民間及公部門的投資及對家計單位的支持至關重要，且如果轉型未能被充分預期，可能導致價格波動度增加，使通膨預期脫錨，將對央行實施貨幣政策構成重大挑戰。此突顯政策制定者須採取早期、協調及可預期的氣候政策，以引導有序轉型，減少總體經濟的不確定性。

柒、心得與建議事項

一、心得

BdF 每月蒐集製造業、服務業與營建業的企業調查數據，有效掌握當前經濟動態及企業對於未來經濟之預期，為提升預測之準確性，BdF 近年進一步開發 MF-3PRF 模型，預測能力佳且可分解各部門別對於 GDP 成長率之貢獻，展現高度靈活性與實用性。此外，BdF 透過 FR-BDF 模型進行中長期經濟預測，且該模型可用於評估非傳統貨幣政策工具(如資產購買計劃)對經濟的影響，顯著提升預測的準確性及政策分析的深度；此外，BdF 尚透過每年一次的事後分析以增進對意外事件衝擊及經濟行為結構性轉變的瞭解，並識別模型的弱點及預測誤差來源。

BdF 亦重視氣候變遷帶來的風險，由於氣候變遷對全球各國的影響深遠，其可能導致經濟損失、物價波動，甚至衍生金融穩定的問題，BdF 已運用 NiGEM 模型納入氣候政策情境分析，並強調「有序轉型」對總體經濟與金融穩定的重要性，此一分析視角已成為預測與政策模擬不可忽略的要素。

本次課程講師均為相關領域之專家，學識及經驗均極為豐富，授課內容充實且深入；對其他國家預測實務之瞭解頗有助益。因此，參與本次研習課程，當有助提升總體經濟預測方面之研究及分析能力。此外，透過與其他國家學員交流，亦有助瞭解其他國家央行運作及預測之實務。

二、建議

未來本行可持續探索頻率較高且較為合適的即時經濟指標，有助迅速掌握當前的經濟情勢，且持續優化本行即時預測模型，並透過變數預選及因子萃取等步驟，提高模型預測能力。本行亦應持續強化中長期經濟預測模型，涵蓋不同區塊(如金融，貿易，需求面)之變數，以

納入各種預期對總體經濟之影響，並可參考 BdF 透過事後分析，將預測誤差分解為數據修正、外部假設誤差與模型殘差(即專家判斷帶來之誤差)，藉此識別模型弱點、優化預測流程。

在因應氣候變遷上，央行宜持續瞭解氣候風險的潛在危機，建議本行可逐步建立氣候風險評估模型，參考 BdF 運用模型將能源轉型成本、碳價、綠色投資等情境納入總體經濟預測與政策評估，估算氣候變遷及政策對經濟成長及物價穩定的影響。

此次研討會顯示跨國經驗交流對強化預測實務具有實質助益，建議持續鼓勵本行人員參與國際機構訓練課程，拓展宏觀視野，並建立與其他央行實務預測人員之聯繫，有助日後合作與知識交流。

參考文獻

- Chinn, Menzie, Baptiste Meunier and Sebastian Stumpner (2023), “Nowcasting world trade with machine learning: a three-step approach” *ECB Working Paper Series*, No 2836.
- André, Julien and Marie Bessec (2024), “A Mixed-Frequency Factor Model for Nowcasting French GDP” *BdF Working Paper*, WP#975.
- Ulgazi, Youssef and Paul Vertier (2022), “Forecasting Inflation in France: an Update of MAPI” *BdF Working Paper*, WP#869.
- Lemoine, Matthieu, Harri Turunen, Mohammed Chahad, Antoine Lepetit, Anastasia Zhutova, Pierre Aldama, Pierrick Clerc and Jean-Pierre Laffargue (2019), “The FR-BDF Model and an Assessment of Monetary Policy Transmission in France” *BdF Working Paper*, WP#736.
- Allen, Thomas, Mathieu Boullot, Stéphane Dées, Annabelle de Gaye, Noémie Lisack, Camille Thubin and Oriane Wegner (2023), “Using Short-Term Scenarios to Assess the Macroeconomic Impacts of Climate Transition” *BdF Working Paper*, WP#922.