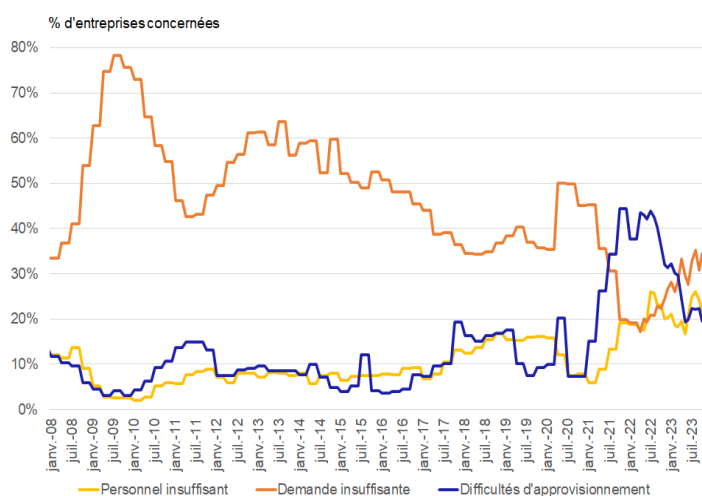


Prévoir la croissance française à court terme en période exceptionnelle

Lina BOURASSI, Antoine CLAISSE, Louise PHUNG

- La prévision de l'activité économique à court terme (*nowcasting*) est cruciale pour informer sur les grandes évolutions de l'économie et identifier les retournements de cycle économique. Elle forme aussi la première étape des prévisions économiques à horizon de 2 ans élaborées par la direction générale du Trésor pour la préparation des lois financières et des programmes de stabilité.
- Dans la période allant de 2020 à 2023, les difficultés d'approvisionnement – conséquences de la crise sanitaire et de la guerre d'agression russe en Ukraine – ont davantage limité l'activité économique que la demande adressée aux entreprises (cf. Graphique). De ce fait, l'évolution de l'économie française a surtout été influencée par des facteurs d'offre, alors que les facteurs de demande sont généralement prépondérants.
- Ainsi, pendant cette période, l'efficacité des modèles économiques reposant, explicitement ou non, sur des variables de demande a été affaiblie. C'est le cas des modèles de prévision à court terme de la croissance du PIB français qui s'appuient sur les indicateurs synthétiques de climat des affaires.
- Des modèles alternatifs avec sélection automatisée de variables permettent d'identifier, parmi un grand nombre de données, celles qui améliorent le plus la prévision. Ces modèles sont simples à interpréter et économétriquement proches des modèles traditionnels.
- Pour la période récente, une estimation *a posteriori* montre que ce sont des variables telles que les contraintes d'offre dans l'industrie, généralement absentes des modèles traditionnels, qui auraient contribué le plus utilement à la prévision de croissance à court terme pour la France.

Contraintes d'offre et de demande dans l'industrie



Source : Insee.

1. Les crises sanitaires et énergétique ont fortement perturbé l'analyse conjoncturelle

La crise sanitaire a engendré des bouleversements sans précédent pour l'économie française. Les indicateurs économiques utilisés traditionnellement pour la prévision n'ont pas été à même de rendre compte de l'ampleur du choc. Cette perturbation du fonctionnement des indicateurs économiques traditionnels a persisté lorsque sont apparus de nouveaux conflits géopolitiques, tels que l'invasion de l'Ukraine par la Russie. Ainsi les indicateurs synthétiques issus des enquêtes de conjoncture¹, connus sous le terme de « climats des affaires », ont montré leurs limites depuis 2020. Les enquêtes de conjoncture ont été perturbées par trois facteurs : i) le caractère qualitatif des enquêtes n'a pas permis de capter l'ampleur des chocs ; ii) la transformation du comportement de réponse des enquêtés a rendu plus compliqué la comparabilité des climats sur longue période ; iii) l'interprétation économique de certaines variables a changé, ce qui a biaisé les indicateurs synthétiques (e.g le solde relatif aux délais de livraison dans les enquêtes PMI de S&P, cf. *infra*).

1.1 La crise sanitaire : une ampleur exceptionnelle non captée par les enquêtes de conjoncture

Lors de la « Grande Récession », le climat des affaires de l'Insee a atteint 73 en moyenne au 1^{er} trimestre 2009 contre 95 au 3^e trimestre 2008, soit une baisse de -22 points (pt). Lors du premier confinement mis en place pour endiguer l'épidémie de la Covid-19, les enquêtes de conjoncture ont enregistré une baisse de -42 pt entre le 4^e trimestre 2019 (climat à 106) et le 2^e trimestre 2020 (à 64) ; la chute du climat des affaires a donc été 1,9 fois plus forte. La même approche donne un ratio de 1,2 pour le climat Banque de France et 2,6 pour l'indicateur S&P Global. Pourtant, la baisse du PIB a été près de 6 fois plus importante entre le 4^e trimestre 2019 et le 2^e trimestre 2020 (-17,7 % en cumul) qu'entre le 3^e trimestre 2008 et le 1^{er} trimestre 2009 (-3,2 %).

Cela s'explique par la construction des indicateurs synthétiques, qui se fondent sur l'agrégation des réponses qualitatives des chefs d'entreprises enquêtés

(Phung, 2023)². Les réponses individuelles sont agrégées en les pondérant par le poids de l'entreprise dans le secteur, pour obtenir un pourcentage total de réponses qui évoque la hausse, la baisse ou la stabilité, et de construire des soldes d'opinion³. Par exemple, dans l'enquête Banque de France, la question relative à la production passée dans l'industrie est : « Quelle a été l'évolution de votre production au cours du dernier mois par rapport au mois précédent ? », ce qui ne dit rien de l'ampleur des baisses et des hausses : si 90 % des entreprises répondent que leur activité est en baisse, cela ne donne pas d'information sur l'ampleur de la baisse, qui peut, en réalité, être faible ou forte. En période de crise, cette caractéristique des enquêtes de conjoncture constitue une limite pour les modèles de prévision qui les utilisent comme données principales.

1.2 Transformation du comportement de réponse des entreprises

Une autre limite des enquêtes de conjoncture pour capter le choc économique provient de la modification des comportements de réponse des entreprises interrogées. Ce phénomène s'était déjà manifesté lors des années 2010⁴. Depuis les crises traversées par la zone euro en 2008-2009 et en 2011-2013 et la reprise lente qui les a suivies, les consommateurs et les chefs d'entreprise avaient semblé ajuster leurs attentes économiques à une « nouvelle norme » moins élevée. Cela a impliqué une rupture entre l'avant et l'après-crise dans la relation entre les données qualitatives d'enquêtes et les données quantitatives. Cela a été visible de façon encore plus marquée lors de la crise de 2020 : les enquêtés ont alors eu tendance à adopter une approche en niveau (activité plus basse ou plus haute qu'avant crise), et non plus en évolution, qui restait pourtant la question posée dans les enquêtes (baisse ou hausse de l'activité sur la période récente).

Le manque de cohérence entre la question posée et la réponse des entreprises a été particulièrement frappant pour la production manufacturière. Cette dernière a connu en France un très fort rebond au 3^e trimestre

(1) En France, il existe trois grandes enquêtes de conjoncture mensuelles auprès des entreprises qui permettent de suivre l'évolution de l'activité économique : les enquêtes de conjoncture de l'Insee et de la Banque de France et l'enquête PMI de S&P Global.

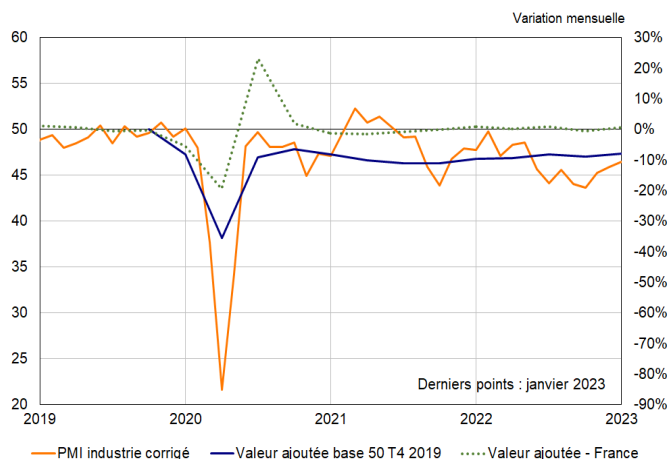
(2) Cf. Phung L. (2023), « Guide pratique des enquêtes de conjoncture & protocole de prévision en temps réel », *Document de travail de la DG Trésor*, N° 2023/2.

(3) Les réponses des enquêtés à chaque question du questionnaire d'une enquête de conjoncture sont résumées au cours du temps dans une unique série, appelée « solde d'opinion » (Phung, 2023, pp. 8-10).

(4) Cf. Gayer C. et Marc B. (2018), "A 'New Modesty'? Level Shifts in Survey Data and the Decreasing Trend of 'Normal' Growth", Commission européenne, *Discussion Paper* 083.

2020, en restant toutefois à un niveau inférieur à celui de la fin 2019. Pourtant, le PMI manufacturier n'est pas passé au-dessus du seuil de 50 qui aurait indiqué une croissance de la production : les entreprises interrogées par S&P Global ont fait état d'une situation toujours dégradée de leur activité plutôt que de retranscrire le rebond.

Graphique 1 : PMI Industrie et valeur ajoutée manufacturière



Source : Insee et S&P Global.

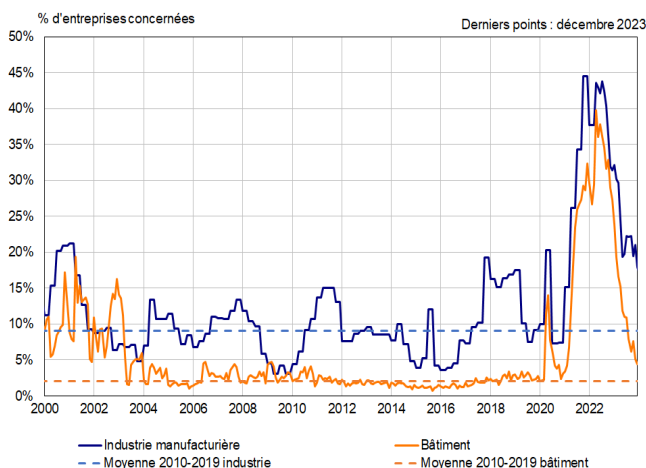
Note de lecture : La valeur ajoutée dans l'industrie manufacturière a connu une baisse de près de -20 % au T2 2020 puis un rebond de +22 % au T3 2020. Le PMI corrigé dans l'industrie, c'est-à-dire en corrigeant l'effet des délais de livraison (voir encadré 2), est en revanche resté inférieur au seuil de 50 jusqu'en mars 2021, témoignant d'une approche davantage en niveau de la part des entreprises.

1.3 Les tensions sur l'offre ont perturbé la lecture des climats des affaires

Après la période des premiers confinements instaurés dans le monde entier en 2020, la réouverture des économies a entraîné des goulets d'approvisionnement

d'une rare ampleur. Par exemple, dès janvier 2021, les chefs d'entreprise du secteur automobile français déclaraient dans les enquêtes de conjoncture de l'Insee faire face à de fortes difficultés d'approvisionnement, en lien notamment avec la pénurie de semi-conducteurs. Ces difficultés ont significativement contraint la production automobile, limitant la reprise du secteur (cf. Graphique 2). Aux difficultés d'approvisionnement, se sont ajoutées des difficultés de recrutement plus prégnantes qu'avant la crise, avec un renforcement des tensions préexistantes sur le marché du travail français (Grobon, Ramajo, & Roucher, 2021; Zuber & Himpens, 2023). L'invasion russe de l'Ukraine en février 2022 a renforcé ce choc d'offre via le renchérissement des prix de l'énergie, qui a particulièrement affecté les secteurs énérgo-intensifs tels que la chimie, la métallurgie, le bois-papier et le caoutchouc-plastique, ainsi que les secteurs dépendants de la pétrochimie, comme l'agriculture.

Graphique 2 : Difficultés d'approvisionnement dans l'industrie et le bâtiment



Source : Insee.

Encadré 1 : Équilibre entre simplicité et performance

Les modèles de prévision de croissance à court terme présentent des degrés de sophistication variés. Les modèles réalisés à partir des indicateurs synthétiques des enquêtes de conjoncture (climats des affaires Insee et Banque de France ou PMI de S&P Global) ont l'avantage d'être très simples, puisque construits à partir de la régression linéaire d'une seule série, et de présenter une performance très satisfaisante en période normale (Phung, 2023, p. 36). Ces « modèles traditionnels », utilisés depuis 2015 ont été estimés sur la période 1990-2015, sur laquelle la corrélation entre les indicateurs synthétiques des enquêtes de conjoncture et le glissement annuel du PIB est de 90 %^a.

D'autres modèles plus sophistiqués (modèles à facteurs dynamiques, réseaux de neurones, etc.) peuvent permettre d'obtenir des performances supérieures et de détecter de façon plus précoce des retournements conjoncturels. Mais ces modèles sont plus complexes à développer, demandent une puissance de calcul nettement plus importante et donnent des résultats plus difficiles à interpréter que ceux d'une modélisation par régression linéaire simple, car l'évolution d'une prévision dépend de celles d'un nombre très important de variables^b.

a. Cf. Rioust de Largentay T., Roucher D. (2015), « Comment traduire les climats des affaires en termes de croissance ? », *Trésor-Éco*, n° 151.

b. Cf. Blanchet M. et Coueffe M. (2020), « Améliorer l'estimation du PIB en temps réel grâce aux grands ensembles de données », *Trésor-Éco*, n° 254.

Ce choc a perturbé la lecture des enquêtes de conjoncture. Plusieurs variables économiques (délais de livraison, prix des matières premières, prix de vente, etc.), qui reflétaient traditionnellement une demande forte et donc une activité économique dynamique, sont alors devenues le reflet de difficultés

d'approvisionnement, contraignant la production et réduisant la croissance. Cela s'est traduit par une baisse de la performance des modèles dont les coefficients reflétaient l'interprétation traditionnelle de ces variables (cf. Encadré 2).

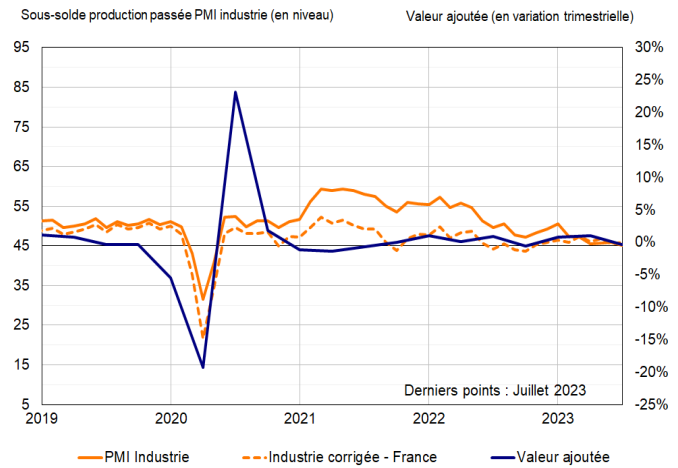
Encadré 2 : Les chocs d'offre affectent de manière inhabituelle les indicateurs synthétiques

Le PMI industrie de S&P Global, qui sert à suivre l'activité de l'industrie, est une moyenne pondérée des soldes d'opinion de la production passée (25 %), des nouvelles commandes (30 %), de l'emploi (20 %), des délais de livraison (15 %) et des stocks des achats (10 %). Avant la crise sanitaire, des délais de livraison en hausse étaient interprétés comme une indication d'une activité économique robuste, signalant une demande élevée des consommateurs se traduisant par une demande élevée des entreprises en consommations intermédiaires. Cela explique le fait qu'un allongement des délais de livraison joue positivement sur le niveau du PMI industrie.

Sur la période récente, l'allongement inhabituel de ces délais de livraison témoigne plutôt d'une contrainte sur l'activité économique. La règle de construction du PMI industrie étant fixe, cet allongement améliore le PMI industrie alors même que la production industrielle est contrainte : le PMI industrie ne reflète alors plus de manière adéquate l'évolution de l'activité. On peut corriger cet effet en attribuant une contribution négative aux délais d'approvisionnement dans un PMI corrigé (cf. Graphique 3).

Les « climats des affaires » de l'Insee et de la Banque de France sont également le résultat de modélisation d'agrégation de l'information des enquêtes (Phung, 2023, pp. 11-12) et peuvent faire face à des problèmes similaires. Ainsi, le niveau particulièrement élevé du climat des affaires dans la construction de l'Insee en 2021 et 2022 pouvait s'expliquer en partie par la hausse des prix, qui contribue positivement à l'indicateur synthétique.

Graphique 3 : PMI industrie et valeur ajoutée manufacturière



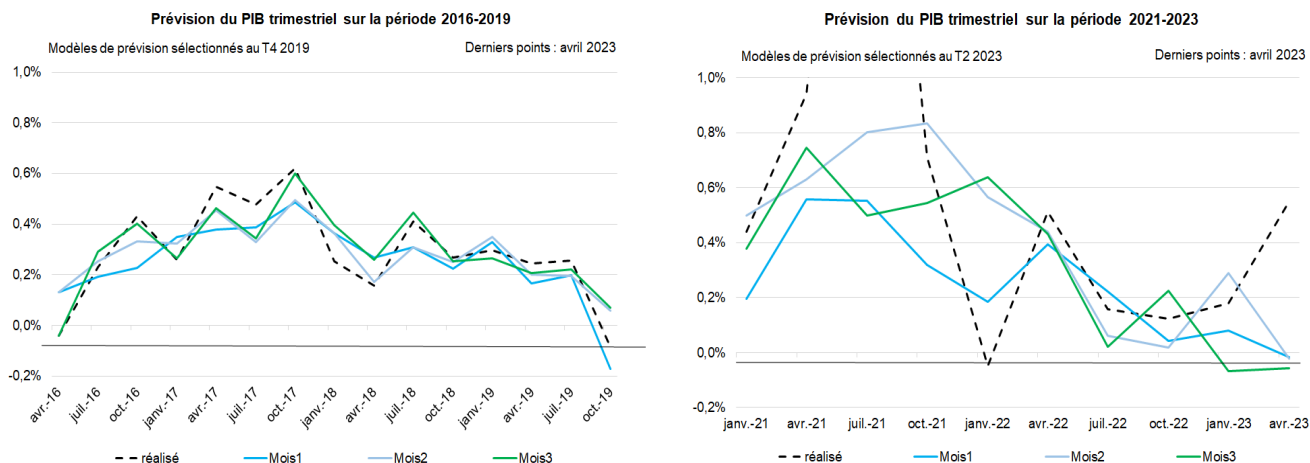
Ces contraintes d'offre ont affecté la performance des modèles utilisés traditionnellement (étalonnages⁵ sur les climats des affaires ou les PMI) pour la prévision de court terme de l'activité française (cf. Graphique 4) : sur la période 2016-2019, les performances de ce type (même estimés *a posteriori*) étaient bien meilleures que sur la période 2021-2023. Cette perte de performance se mesure par les erreurs de prévision (mesurées par la racine de l'erreur quadratique moyenne, en anglais RMSE⁶) plus élevées (cf. Tableau 1, *infra*). Par exemple, pour le modèle Mois1 (M1), le RMSE était bien inférieur sur la période 2016-2019 (à 0,17) que sur la période 2021-2023 (à 0,34). Si la dégradation des performances peut refléter en partie une hausse de la

volatilité de l'économie, elle reflète aussi la moindre capacité des modèles classiques à prendre en compte les contraintes d'offre.

Face à la forte perte de performance des modèles traditionnels, un exercice de refonte des modèles de prévision a été lancé à la fin de l'année 2022. Les modèles alternatifs issus de cet exercice restent de même nature que les modèles traditionnels (il s'agit de régressions linéaires dans les deux cas), mais reposent sur une procédure automatisée de sélection des variables retenues parmi un grand nombre de variables candidates.

(5) Un étalonnage fait référence à une modélisation simple, souvent une régression linéaire estimée par les moindres carrés ordinaires.
(6) Le RMSE (Root Mean Square Error) correspond à l'erreur quadratique moyenne : c'est l'écart type des résidus (erreurs de prévision). Il s'agit donc d'une mesure de la performance d'un modèle sur une période donnée.

Graphique 4 : Comparaison des performances des modèles traditionnels pour prévoir la croissance du PIB français, sur la période 2016-2019 et la période 2021-2023



Source : Insee, Banque de France, S&P Global ; calculs DG Trésor.

Note : On définit pour chaque trimestre trois moments de prévision de la croissance, définis selon la disponibilité des données utilisées. Ainsi, l'horizon Mois1 inclut les données disponibles à la fin du 1^{er} mois du trimestre étudié, l'horizon Mois2 inclut les données disponibles à la fin du 2^e mois etc.

2. De nouveaux modèles de période à court terme

2.1 Présentation des modèles alternatifs de prévision de court terme

Pour améliorer la performance de la prévision à court terme en période de crise, comme en 2021-2023, des modèles alternatifs à sélection automatisée de variables ont été développés pour essayer de mieux capter ces contraintes d'offre (cf. Encadré 3). Par rapport aux modèles traditionnels, ils intègrent des nouvelles variables, en particulier des données financières et des données fines d'enquêtes⁷, au-delà des climats des affaires. Dans la suite de ce document, on distinguera la période de contraintes d'offre (couvrant les années 2020 à 2023) et la période normale, qui correspond aux précédentes années, où ces contraintes n'étaient pas prédominantes.

Sur la période d'évaluation (qui s'étend du T1 2021 au T2 2023), on observe que les performances des modèles alternatifs à procédure automatisée de sélection de variables sont bien meilleures que celles des modèles traditionnels. Si on regarde à nouveau l'horizon Mois1 (M1), sur la période 2021-2023, les

modèles traditionnels (étalonnages) ont un RMSE de 0,34 ; contre un RMSE à 0,13 pour les modèles alternatifs.

Même s'ils sont plus performants que les modèles classiques en période de crise (2021-2023), les modèles alternatifs ont des erreurs moyennes (calculés avec le RMSE) plus élevées que ceux des modèles traditionnels sur la période normale (2016-2019) pour les prévisions à horizon très court. Cela peut être dû à la plus grande volatilité du PIB sur la période 2021-2023 et à la difficulté – non complètement dépassée – à capter les déterminants de l'évolution conjoncturelle (qui peuvent dépasser les contraintes d'offre). Il n'en demeure pas moins qu'une grande partie de la détérioration des performances des modèles traditionnels peut être compensée par l'approche alternative.

Le faible nombre d'observations (9 trimestres seulement) nécessite cependant de rester prudent dans l'interprétation des résultats, y compris la mesure des performances des modèles.

(7) Il s'agit par exemple des principaux indices boursiers européens, des cours des matières premières, de *spread* de taux d'intérêt à court terme et long terme ou du taux de change de l'euro par rapport au dollar américain, mais aussi, des données d'enquêtes, en particulier relatives à l'emploi. On notera que l'intégration des données de consommation des ménages et de l'indice de production industrielle (IPI) sur la période de janvier 2009 à juin 2023 n'a pas donné de résultats satisfaisants ; ces indicateurs ne sont pas inclus dans le jeu de données utilisés pour réaliser les résultats présentés.

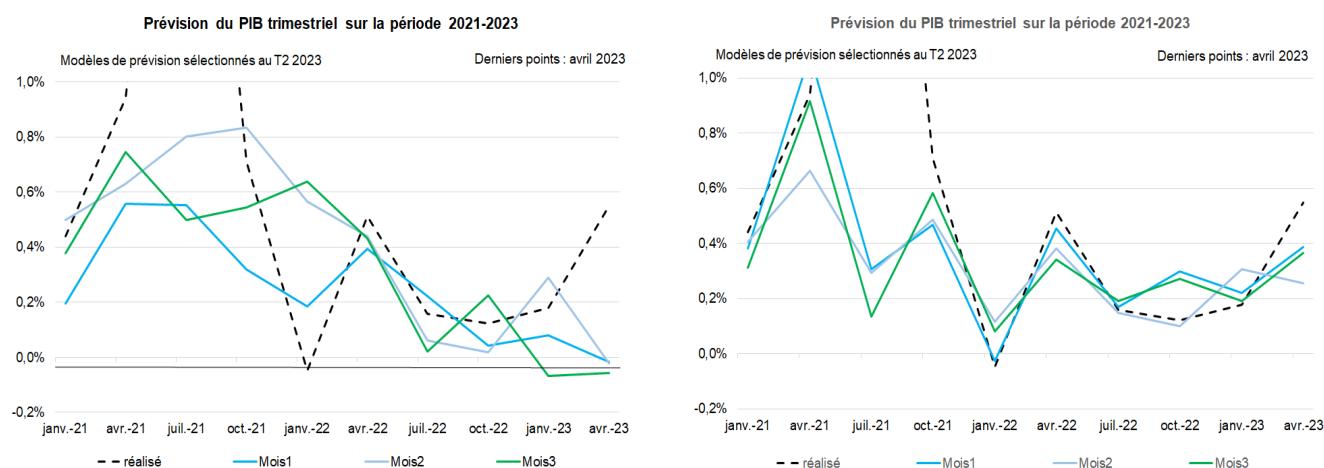
Tableau 1 : RMSE des modèles traditionnels et des modèles alternatifs sur la période 2016-2019 et sur la période 2021-2023

Horizon	Benchmark	RMSE	
		Performance sur la période normale (T2 2016-T4 2019)	Performance sur la période crise (T1 2021-T2 2023)
Flash M1	Modèle traditionnel	-	-
	Modèle alternatif	-	0,170
M1	Modèle traditionnel	0,174	0,341
	Modèle alternatif	-	0,128
M2	Modèle traditionnel	0,146	0,347
	Modèle alternatif	-	0,175
M3	Modèle traditionnel	0,142	0,311
	Modèle alternatif	-	0,123
Lead1	Modèle traditionnel	0,135	0,275
	Modèle alternatif	-	0,072

Source : DG Trésor.

Note de lecture : Au Mois1 (M1), le RMSE des modèles traditionnels (étalonnages) s'établit à 0,17 pour la période normale de 2016-2019 et à 0,34 pour la période de crise de 2021-2023.

Graphique 5 : Comparaison des performances des modèles traditionnels et des modèles alternatifs pour prévoir la croissance du PIB français, sur la période 2021-2023



Source : Insee, Banque de France, S&P Global ; calculs DG Trésor.

Note de lecture : Comme dans les graphiques précédents, on illustre les performances des modèles à différents horizons (Mois1, Mois2...) selon la disponibilité des données.

La supériorité des modèles alternatifs à procédure automatisée de sélection de variables en période de crise de l'offre (2021-2023) se lit sur le Graphique 5. À gauche, on retrouve le graphique précédemment exposé qui montre que la dégradation des

performances limite fortement l'utilité des modèles traditionnels en prévision. À droite, on voit que les modèles alternatifs permettent de gagner fortement en performance, donnant des prévisions bien plus proches de l'observé.

Encadré 3 : Cadre méthodologique de la modélisation

Les modèles alternatifs présentés ont été sélectionnés, parmi une famille de modèles candidats, sur la base d'une évaluation hors échantillon (*out of sample*) de façon itérative (cf. Phung, 2023, p.30 et 33). L'échantillon disponible pour l'estimation des modèles commence au 4^e trimestre 2007^a et se termine au 4^e trimestre 2019 ; et les points aberrants relatifs aux crises économiques sont exclus des échantillons^b.

Dans ces modèles alternatifs, les coefficients des variables sont estimés à l'aide d'une méthode de régression linéaire robuste, par les moindres carrés itérés repondérés (IWLS). Cette méthode est robuste aux valeurs extrêmes et erreurs, et à l'hétéroscédasticité. Le choix des variables retenues repose sur la procédure de *forward stepwise selection*, qui construit les modèles variable par variable. Avec un jeu de données contenant n

a. Les millésimes du PIB trimestriel en volume aux prix chaînés de l'année précédente ne sont disponibles qu'à partir de cette date.

b. Cela concerne les périodes suivantes : T4 2008 – T1 2009, T1 2020 – T4 2020 et le T3 2021.

prédicteurs, on estime n modèles contenant chacun 1 des n prédicteurs, puis on sélectionne les k modèles – soit à ce stade, les k prédicteurs – avec les meilleures performances en termes de RMSE. On génère ensuite (sans duplication) toutes les combinaisons possibles avec un premier prédicteur parmi ces k sélectionnés, et un deuxième parmi l'ensemble des prédicteurs ; parmi ces modèles on sélectionne à nouveau les k meilleurs à 2 prédicteurs. On génère ensuite, et en l'occurrence enfin, toutes les combinaisons possibles à 3 prédicteurs en partant de ces k combinaisons. Cela permet notamment de réduire le nombre de combinaisons à tester de plusieurs millions à environ 28 000.

In fine, on retient trois modèles à chaque horizon, chacun reposant sur trois prédicteurs, en considérant principalement leur moyenne (pondérée par leur performance) comme la meilleure prévision trimestrielle du PIB, mais aussi la pertinence des variables retenues par la méthode de sélection automatique, pour éviter de retenir un modèle qui refléterait avant tout un bruit particulier sur le trimestre de prévision.

Pour identifier les variables les plus pertinentes pour prévoir l'évolution de la croissance économique française en période de choc d'offre (2021-2023), on étudie les 100 modèles ayant le plus petit RMSE pour chaque horizon de prévision, classés par ordre décroissant en fonction du RMSE. On s'intéresse ensuite à toutes les variables prédictives qui apparaissent dans 5 ou plus des cent meilleurs modèles testés, et on observe dans quel modèle elles apparaissent pour la première fois ; que l'on définit comme le rang de la première estimation. Cela permet de dégager deux métriques pour mesurer la pertinence des variables : le rang de la première estimation et le taux d'apparition^c.

Une fois retenues les variables les plus pertinentes, les modèles sont *évalués* en temps réel, c'est-à-dire avec l'information disponible à date, et donc en particulier sans intégrer les éventuelles révisions ultérieures des séries utilisées, mais ils ne sont pas *sélectionnés* en temps réel. Pour chaque trimestre T , on calcule la prévision que les modèles auraient fournie en utilisant les données disponibles. La performance de chaque modèle est mesurée sur la base de ces prévisions hors échantillon, puis on sélectionne les modèles selon leur performance. Cette méthode permet d'identifier *ex post* les modèles qui auraient été les plus performants en période de crise (ici 2021-2023), mais pas de connaître *ex ante* les meilleurs modèles à utiliser au moment du déclenchement de la crise^d.

- c. On notera toutefois que la prévision de court terme (*nowcasting*) ne permet pas d'inférer quels sont les déterminants qui *causent* la croissance, mais seulement de présenter les facteurs, ou les combinaisons de facteurs, dont l'évolution est la plus concomitante avec celle de la croissance économique.
- d. Une sélection des modèles en véritable temps réel, sur la période donnée, n'a pas donné des résultats satisfaisants. Par exemple, à l'horizon Mois1 (M1), des modèles dits adaptatifs (sélectionnés en temps réel) ont un RMSE de 0,51 contre 0,34 pour les modèles traditionnels. Ces résultats mettent en évidence la difficulté à adapter rapidement les modèles de prévision en cas de choc économique significatif.

2.2 Ces modèles alternatifs illustrent l'influence des contraintes d'offre sur l'activité économique pendant la période 2021-2023

Les prédicteurs relatifs aux facteurs d'offre ont une place nettement plus importante dans les modèles alternatifs que dans les modèles traditionnels, où les facteurs de demande sont largement prépondérants, comme on peut le voir aux deux horizons extrêmes « flash M1 » et « lead1 ». L'horizon « flash M1 » est le premier horizon qu'on étudie : il correspond au milieu du 1^{er} mois, qui comprend les toutes premières informations conjoncturelles. L'horizon lead1 est le dernier horizon qu'on regarde, où les informations conjoncturelles sont presque toutes disponibles (cf. Tableau 2).

Les modèles traditionnels se fondent surtout sur des facteurs de demande, comme les carnets de commande, la demande prévue, *etc.* alors que les modèles alternatifs à sélection automatisée de

variables vont en majorité retenir des facteurs d'offre, comme le nombre d'entreprises affectées par un manque de personnel, des difficultés d'approvisionnement, des difficultés financières ou des contraintes d'offre.

Certains soldes peuvent à la fois être considérés comme des indicateurs d'offre et de demande. En particulier, l'évolution de l'emploi peut autant être perçue comme l'anticipation par les entreprises de leur besoin de main-d'œuvre pour satisfaire la demande à venir que comme la capacité effective des entreprises à augmenter (ou non) leurs effectifs. De manière similaire, une hausse des stocks de produits finis correspondait en période normale à une demande moins dynamique qu'anticipée par les entreprises alors que, durant la période 2021-2022, elle signalait l'anticipation des entreprises face aux risques de pénurie, notamment en produits électroniques, et reflétait leur stratégie de production en période contrainte.

Tableau 2 : Présentation des prédicteurs les plus courants dans les modèles alternatifs à horizon lead1

Période 2000-2019		Période 2021-2023	
Prédicteur	Apparition	Prédicteur	Apparition
Délais de livraisons PMI industrie	87 %	Stocks de produits finis dans l'industrie (Insee)	100 %
Demande prévue dans les services (Insee)	43 %	Personnel insuffisant dans l'industrie (Insee)	52 %
Prix facturés passés (Insee)	22 %	Prix spot de l'or	19 %
Production passée dans l'industrie (Insee)	15 %	Climat commerce de détail (Insee)	10 %
Chômage	14 %	Contraintes financières dans l'industrie (Insee)	10 %
Évolution des carnets globaux (PMI)	12 %		
Nouvelles affaires dans les services (PMI).	10 %		
Contrainte de demande (Insee)	5 %		

En vert : les facteurs de demande

En orange : les facteurs d'offre

Source : DG Trésor.

Note de lecture : Le solde des délais de livraison de l'enquête PMI dans l'industrie sont retenus dans 87 % des modèles de prévision testés sur la période 2000-2019.

Ces modèles et cette analyse permettent de faire ressortir une sélection purement économétrique de variables. Pour autant, cette étape n'est pas l'étape finale du choix des spécifications des modèles retenus. Le conjoncturiste doit aussi considérer le lien économique qu'il peut établir entre les variables utilisées et la prévision effectuée. Lorsque ce lien semble trop difficilement interprétable, le modèle en question n'est pas retenu. Par exemple, l'indice boursier espagnol Ibex35 est identifié comme une variable pertinente dans certains des modèles les plus performants, mais si la valorisation des actions peut servir à mesurer la santé économique d'un pays, le lien avec la conjoncture française reste incertain, étant donné que l'Espagne n'est pas le partenaire commercial principal de la France (même s'il est important). Ce type d'analyse conduit parfois à

privilégier un modèle un peu moins performant, mais dont l'interprétation économique est plus facile.

Si la recherche de modèles alternatifs de prévision conjoncturelle à travers la sélection automatisée de variables a permis de remettre en avant l'importance des facteurs d'offre dans certains contextes économiques, ces contraintes d'offre se sont réduites aujourd'hui et c'est la demande qui semble à nouveau contraindre la production. Cela pose la question de savoir si les modèles traditionnels reprendront le dessus en termes de performance, ou si la succession de crises pourrait avoir donné durablement l'avantage à de nouvelles approches, plus ouvertes, permettant de rendre mieux compte de périodes éloignées des équilibres économiques traditionnels.

Éditeur :

Ministère de l'Économie,
des Finances
et de la Souveraineté
industrielle et numérique
Direction générale du Trésor
139, rue de Bercy
75575 Paris CEDEX 12

Directeur de la Publication :

Dorothée Rouzet

Rédacteur en chef :

Jean-Luc Schneider
(01 44 87 18 51)
tresor-eco@dgtresor.gouv.fr

Mise en page :

Maryse Dos Santos
ISSN 1777-8050
eISSN 2417-9620

Derniers numéros parus

Juillet 2024

N° 347 Peut-on répondre aux besoins en logements en mobilisant le parc existant ?

Maël Forcier

N° 346 La tarification du carbone dans les pays nordiques

Julien Grosjean, Olivier Cuny, Christian Gianella, Pauline Reyl

N° 345 Mésange vert : un outil pour évaluer les effets de chocs économiques sur les émissions de carbone françaises

Pierre-Louis Girard

<https://www.tresor.economie.gouv.fr/Articles/tags/Tresor-Eco>



Direction générale du Trésor



@DGTresor

Pour s'abonner à Trésor-Éco : bit.ly/Trésor-Eco

Ce document a été élaboré sous la responsabilité de la direction générale du Trésor et ne reflète pas nécessairement la position du ministère de l'Économie, des Finances et de la Souveraineté industrielle et numérique.