

Economie ET Statistique

Economics AND Statistics

Dossier
Évaluation des politiques publiques

Varia
Discriminations

Thematic Section
Evaluation of Public Policies

Varia
Discrimination

Economie Statistique ^{ET}

Economics AND Statistics

La revue est en accès libre sur le site **www.insee.fr**.
Il est possible de s'abonner aux avis de parution sur le site. La revue peut être achetée sur le site **www.insee.fr**, rubrique « Services / Acheter nos publications ».

The journal is available in open access on the Insee website **www.insee.fr**. Publication alerts can be subscribed online. The printed version of the journal (in French) can be purchased on the Insee website **www.insee.fr**.

Conseil scientifique / Scientific Committee

Jacques LE CACHEUX, président (Université de Pau et des pays de l'Adour)
Frédérique BEC (Thema, CY Cergy Paris Université et CREST-ENSAE)
Flora BELLONE (Université Côte d'Azur et GREDEG-CNRS)
Céline BESSIERE (Université Paris-Dauphine, IRISSO, PSL Research University)
Carole BONNET (Institut national d'études démographiques)
Jérôme BOURDIEU (École d'Économie de Paris)
Pierre CAHUC (Sciences Po)
Sandrine CAZES (OCDE)
Gilbert CETTE (NEOMA Business School)
Olivier GODECHOT (Sciences Po, CRIS, CNRS et AxPo)
Dominique GOUX (Insee)
Yannick L'HORTY (Université Gustave Eiffel - Erudite, TEPP)
Ivaylo PETEV (CREST, CNRS, ENSAE, Institut Polytechnique de Paris)
Katheline SCHUBERT (École d'Économie de Paris, Université Paris D)
François-Charles WOLFF (Université de Nantes)

Comité éditorial / Editorial Advisory Board

Luc ARRONDEL (École d'Économie de Paris)
Lucio BACCARO (Max Planck Institute for the Study of Societies et Département de Sociologie-Université de Genève)
Antoine BOZIO (Institut des politiques publiques/École d'Économie de Paris)
Clément CARBONNIER (Université Paris 8 Vincennes-Saint-Denis et LIEPP-Sciences Po)
Erwan GAUTIER (Banque de France)
Pauline GIVORD (Insee et CREST)
Florence JUSOT (Université Paris-Dauphine, Leda-Legos et Irdes)
François LEGENDRE (Erudite/Université Paris-Est)
Claire LOUPIAS (Université d'Evry Val d'Essonne)
Dominique MEURS (Université de Paris Nanterre)
Pierre PORA (Insee)
Ariell RESHEF (École d'Économie de Paris, Centre d'Économie de la Sorbonne et CEPID)
Thepthida SOPRASEUTH (Théma/Université de Cergy-Pontoise)

Directeur de la publication / Director of Publication:

Fabrice LENGART

Rédactrice en chef / Editor in Chief:

Dominique GOUX

Rédacteur en chef adjoint / Deputy Editor in Chief:

Riyad ABBAS

Assistante éditoriale / Editorial Assistant: Véronique EGLOFF

Traductions / Translations: FLUENT PLANET

Château Rouge Wood Parc bâtiment C-D 274 ter/3,
Avenue de la Marne, 59700 Marcq-en-Baroeul, France

Maquette PAO / CAP: LUMINESS

1, rue du Docteur-Sauvé, BP3, 53101 Mayenne, France

Impression / Printing: PARAGON TRANSACTION

39 rue des Rivières Saint-Agnan, 58200 Cosne-Cours-sur-Loire, France

Economie et Statistique / Economics and Statistics
Numéro 547 – 2025

DISCRIMINATIONS

**3 Prévenir les discriminations par une action de formation :
une évaluation**

Laetitia Challe, Sylvain Chareyron, Yannick L'Horty et Pascale Petit

ÉVALUATION DES POLITIQUES PUBLIQUES

**19 Introduction – L'évaluation des politiques publiques
Sélection d'articles présentés à la 9^e conférence sur l'évaluation
des politiques publiques organisée par l'AFSE et la Direction
générale du Trésor**

Étienne Lehmann

**23 Les effets macroéconomiques associés au bouclier tarifaire :
une évaluation conduite à l'aide du modèle multisectoriel
ThreeME**

Paul Malliet et Anissa Saumtally

**51 Distance entre métiers et transitions professionnelles
des demandeurs d'emploi après une formation**

Kevin Michael Frick, Yagan Hazard, Damien Mayaux et Thomas Zuber

Les jugements et opinions exprimés par les auteurs n'engagent qu'eux-mêmes,
et non les institutions auxquelles ils appartiennent, ni a fortiori l'Insee.

Prévenir les discriminations par une action de formation : une évaluation

Preventing Discrimination Through Training Measures: An Assessment

Laetitia Challe*, Sylvain Chareyron**, Yannick L'Horty*
et Pascale Petit*

Résumé – En France, la formation des recruteurs est souvent mise en avant comme un moyen efficace de lutte contre les discriminations et elle a été rendue obligatoire pour les entreprises de plus de 300 salariés en 2017. Dans cette étude, nous évaluons l'effet d'une action proche de cette formation obligatoire en comparant les résultats de tests par correspondance réalisés avant et après la mise en œuvre des actions dans des entreprises traitées et des entreprises témoins. Les résultats révèlent que le niveau des discriminations est le même entre les deux groupes d'entreprises avant la mise en œuvre des actions et qu'il en va de même cinq mois après. Des estimations en double et triple différences ne montrent pas d'effet significatif de ces actions sur le niveau de discrimination à l'embauche.

Abstract – In France, training of recruiters is often emphasised as an effective means for combating discrimination and in 2017 it was made compulsory for companies with more than 300 employees. In this study, we assess the effect of a measure similar to this compulsory training by comparing the results of correspondence tests performed before and after implementation of the measure in treated companies and control companies. The results show that the level of discrimination was the same between the two groups of companies prior to implementation of the measures and that the same was true five months later. Double- and triple-difference estimates show no significant impact of these measures on the level of discrimination in access to employment.

JEL : J7, C93

Mots-clés : discrimination, accès à l'emploi, test par correspondance, action de sensibilisation

Keywords: discrimination, access to employment, correspondence test, awareness raising measures

* Université Gustave Eiffel, ERUDITE (EA 437), TEPP (FR 2042) ; ** Université Paris-Est Créteil, ERUDITE (EA 437), TEPP (FR 2042).
Correspondance : sylvain.chareyron@u-pec.fr

Cette étude a été financée par le Fonds d'Expérimentation pour la Jeunesse dans le cadre de l'appel à projets APDISCRI2 lancé en 2018 par le Ministère de l'Éducation nationale, de la Jeunesse et des Sports. Cette étude est issue du projet DIADEME (Dispositifs Innovants Anti Discriminations : Expérimentations Multisites et Évaluation). Nous remercions les participant(e)s des Journées Recherche et Action Publique (REAP 2024) qui se sont déroulées en octobre 2024 et celles/ceux de la XIX^{ème} conférence de la Fédération Théorie et Évaluation des Politiques Publiques (TEPP) qui s'est tenue en décembre 2024. Nous remercions également les deux rapporteurs anonymes ainsi que Liliane Bonnal, Ahmed Tritah et la rédactrice en chef Dominique Goux pour leurs commentaires qui ont permis d'améliorer l'article.

Reçu en janvier 2024, accepté en novembre 2024.

Les jugements et opinions exprimés par les auteurs n'engagent qu'eux-mêmes, et non les institutions auxquelles ils appartiennent, ni a fortiori l'Insee.

Citation: Challe, L., Chareyron, S., L'Horty, Y. & Petit, P. (2025). Preventing Discrimination Through Training Measure: An Assessment. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 547, 3–16. doi: 10.24187/ecostat.2025.547.2135

La recherche universitaire sur les discriminations s'est jusqu'à présent principalement concentrée sur leur mesure et leur interprétation en privilégiant un petit nombre de critères (le sexe, l'origine ou le lieu de résidence) et peu de domaines (essentiellement le marché du travail, plus récemment le marché du logement). Elle porte plus rarement sur les politiques publiques de lutte contre les discriminations. En particulier, les méthodes contemporaines d'évaluation expérimentale qui se sont diffusées en France depuis les années 2000 ont été très peu appliquées aux actions de lutte contre les discriminations.

Il existe une grande variété d'actions de lutte contre les discriminations et de promotion de la diversité : rappel de la règle de droit, sensibilisation des acteurs, formations spécifiques, informations données aux potentiels discriminés, signatures de chartes et d'engagements, labels égalité et diversité, etc. Parmi ces actions, la formation des recruteurs occupe une place centrale depuis qu'elle a été rendue obligatoire en France pour les entreprises de plus de 300 salariés, avec la loi Égalité et Citoyenneté du 29 janvier 2017. Mais ce type d'action n'a encore fait l'objet d'aucune évaluation d'impact rigoureuse.

Dans le champ des actions de prévention des discriminations, les études se sont pour l'instant principalement intéressées à l'évaluation de politiques consistant à modifier le fonctionnement du marché du travail par le contrôle de l'information accessible au recruteur. L'instauration de CV anonyme en est un exemple (Behaghel *et al.*, 2015 ; Krause *et al.*, 2012), l'interdiction de demander le casier judiciaire aux candidats aux États-Unis en est un autre (Agan & Starr, 2018). Ce type de politique a pour l'instant montré des effets limités voire contreproductifs. Certaines études ont également évalué l'effet de politiques incitatives sur la discrimination liée au lieu de résidence et obtiennent des effets positifs bien qu'également limités (Chareyron *et al.*, 2022). Des actions plus coercitives de rappel de la loi et de menace de sanction judiciaire ont également été évaluées, essentiellement sur le marché du logement (Chareyron *et al.*, 2023 ; Fang *et al.*, 2019 ; Murchie *et al.*, 2021).

Face à ces résultats mitigés, il semble intéressant d'étudier l'effet d'actions réalisées au niveau de l'entreprise, en particulier dans le processus de recrutement. Par exemple, Berson *et al.* (2020) ont montré que l'accès à un service de ressources humaines centralisé dans le processus de recrutement tendait à réduire la discrimination envers les candidats d'origine maghrébine.

Nous proposons d'évaluer les effets d'une action de formation des recruteurs sur les discriminations liées à l'origine ethnique dans l'accès à l'emploi. L'action est proche dans son contenu et son intensité de la formation obligatoire prévue par le code du travail (art. L1131-2). Elle a été mise en œuvre par l'association régionale des missions locales de la région Provence-Alpes-Côte d'Azur (Paca) qui propose à un ensemble d'entreprises partenaires et volontaires, qu'elles soient concernées ou non par l'obligation légale, d'accéder à une formation, d'une durée d'une journée, afin de les sensibiliser à la problématique des discriminations à l'embauche. Dans cette étude, nous exploitons également une deuxième expérimentation dont le contenu est analogue et qui a été déployée sur un territoire différent, par la mission locale de la ville de Chambéry. Ces formations ont un contenu juridique et pratique, en insistant sur le cadre légal et jurisprudentiel de prohibition des discriminations et sur les modalités d'organisation d'un recrutement conforme au principe d'égalité.

Pour mener à bien l'évaluation, nous mesurons le risque de discrimination selon la méthode expérimentale du test par correspondance. Nous réalisons une comparaison entre des entreprises où l'action de formation a effectivement été mise en œuvre et d'autres où elle n'a pas été déployée. Les entreprises du groupe témoin incluses dans l'expérience sont sélectionnées sur la base de leurs caractéristiques observables en termes de secteur d'activité et de localisation. Un premier test est réalisé dans le mois qui précède la formation et un deuxième test a lieu dans les quatre mois suivants la formation. Nous testons directement les personnes qui ont assisté à la formation. Une estimation en différence de différences, nous permet ensuite d'éliminer les différences inobservées invariantes dans le temps entre les deux groupes et les variations temporelles communes aux deux groupes.

Les résultats indiquent un niveau substantiel et comparable de discrimination dans les entreprises des groupes traité et témoin dans la période précédant le traitement. Dans le groupe témoin, les candidats suggérant par leur nom et prénom une origine maghrébine ont une probabilité inférieure d'environ 12,5 points de pourcentage d'obtenir une réponse positive à leur candidature par rapport à un candidat dont les nom et prénom suggèrent une origine française. Cela correspond à un écart relatif de près de 50 %. L'écart est le même cinq mois plus tard. Il ne semble pas avoir été affecté par la mise en œuvre des actions. Les résultats des double et triple différences ne montrent pas

d'effet significatif de l'action de formation sur le niveau de discrimination. Ce résultat suggère que la politique publique consistant à rendre obligatoire une action de formation de faible intensité et dont le contenu est essentiellement juridique n'est pas une réponse suffisante au défi des discriminations ethno-raciales sur le marché du travail.

La première section présente les actions d'accompagnement des entreprises mises en place, la deuxième section décrit le protocole expérimental de collecte des données. La troisième section présente la stratégie empirique et la section quatre présente les résultats des estimations, avant la conclusion.

1. Une action de formation pour lutter contre la discrimination

1.1. Le contenu de l'action

L'une des deux actions de formation évaluées dans cet article a été mise en œuvre par l'association régionale des missions locales de la région Provence-Alpes-Côte d'Azur. Elle consiste à proposer à un ensemble d'entreprises volontaires de bénéficier d'une formation qui consiste à définir juridiquement la non-discrimination et ses domaines d'application en s'appuyant sur la règle de droit et la jurisprudence, à objectiver le déroulement d'un recrutement dans l'égalité formelle, tout en exposant le principe de neutralité de l'entreprise. La formation, d'une durée d'une journée, est destinée aux recruteurs et aux personnes impliquées dans les chaînes de recrutement, managers ou représentants des ressources humaines. Il s'agit de proposer une méthode pratique de recrutement pour prévenir les discriminations dans le processus de recrutement dans une logique constructive et non culpabilisante axée sur la politique RH des entreprises. Le présentiel a été utilisé sur toute la durée de l'expérimentation. Les personnes formées sont managers ou représentants des ressources humaines.

L'évaluation porte aussi sur une deuxième action d'une durée et d'un contenu analogue mise en œuvre par la mission locale de Chambéry qui propose aux personnes en charge des ressources humaines au sein d'entreprises partenaires d'être formées et accompagnées en vue de repenser l'organisation du recrutement sur la base des seules aptitudes des candidats, de construire les fiches de poste sur des critères objectifs, selon une approche tâches et compétences requises, et d'éviter d'utiliser des caractéristiques potentiellement discriminantes des candidats, telle

que le prénom, le nom ou le lieu de résidence. Le dispositif de Chambéry consiste à accompagner les entreprises qui recrutent et des jeunes en amont des contacts avec les entreprises. L'accompagnement consiste en une co-construction de nouveaux processus de recrutement.

Parmi les actions de la mission locale, on peut citer :

- la construction in situ d'une fiche de poste sur des critères objectifs selon une approche tâches et compétences requises ;
- l'engagement de l'entreprise à recevoir un ou des candidats pressentis sans passer par les étapes classiques (CV, lettre de motivation) ;
- l'absence d'information sur les caractéristiques potentiellement discriminantes des candidats (prénom, nom, lieu de résidence) avant que le principe du rendez-vous ne soit acté par l'entreprise ;
- le développement de formes d'actions collectives de recrutement innovantes (*job dating* atypiques, rencontres « improbables », *afterwork* emploi, recrutements organisés au sein de la mission locale).

Les actions de formation que nous évaluons sont proches dans leur nature et leur intensité de la formation obligatoire dont le principe est fixé dans le texte de loi n° 2017-86 du 27 janvier 2017 relative à l'égalité et à la citoyenneté et qui est intégré au sein du code du travail à l'article L. 1131-2¹. Ce dernier prévoit que « dans toute entreprise employant au moins trois cents salariés et dans toute entreprise spécialisée dans le recrutement, les employés chargés des missions de recrutement reçoivent une formation à la non-discrimination à l'embauche au moins une fois tous les cinq ans ». Pour satisfaire cette obligation légale, les acteurs de la formation professionnelle proposent généralement des sessions d'une journée, en présentiel ou à distance, en e-learning. Le contenu de la formation peut être variable d'un prestataire à un autre mais correspond généralement à une introduction au cadre juridique et jurisprudentiel des discriminations et à des conseils pratiques pour organiser une opération de recrutement conforme au principe d'égalité. Elles s'adressent dans une grande majorité des cas aux managers et aux RH.

1. Un récent document d'études de la DARES intitulé « Quelles sont les caractéristiques de l'offre de formation à la non-discrimination à l'embauche ? » (mars 2024) dresse un panorama de l'offre de formation à la non-discrimination à l'embauche depuis la promulgation de la Loi Égalité et Citoyenneté de 2017 (Benedetto-Meyer, 2024).

1.2. Les effets attendus

Traditionnellement, deux explications économiques ont été données à la discrimination. La première, appelée discrimination fondée sur les préférences et formalisée par Becker (1957), est la présence d'une préférence pour l'emploi de personnes du groupe démographique majoritaire dans la fonction d'utilité de l'employeur. Dans ce cas, l'employeur peut accepter d'embaucher un employé moins productif et donc accepter une réduction de son profit pour éviter d'employer une personne d'un autre groupe démographique. La deuxième explication est liée au concept de discrimination statistique formulé par Arrow (1974). Dans ce cas, face à une information imparfaite sur les candidats, les employeurs supposent que les caractéristiques inobservées des candidats d'un autre groupe démographique sont en moyenne moins avantageuses que celles du candidat du groupe majoritaire. Pour maximiser son profit, le recruteur favorisera, parmi les candidats présentant les mêmes caractéristiques observées celui qui appartient au groupe majoritaire. Plus récemment, un autre courant d'explication suggère que les recruteurs peuvent avoir des préjugés inconscients, même s'ils essaient éventuellement de les corriger consciemment. Selon cette explication, la discrimination peut être plus élevée en cas de charges cognitives lourdes ou d'inattention à la tâche (Bertrand *et al.*, 2005).

D'un point de vue théorique, une action de formation et de sensibilisation à la problématique des discriminations dans le recrutement paraît une solution appropriée pour lutter contre les discriminations. Si l'on reprend la typologie précédente, il s'agit principalement de lutter contre les discriminations implicites, liées aux pièges des stéréotypes. Les formations obligatoires présentent une opportunité de professionnalisation de la fonction RH dans laquelle la diversité est un enjeu de performance : recruter

la personne avec les compétences demandées. L'axe « préconisations des bonnes pratiques de recrutement » des formations aborde la notion de biais cognitifs qui peuvent être minimisés et diminuer les discriminations implicites. Sachant que les actions de formation consistent essentiellement en un rappel du cadre juridique et jurisprudentiel des discriminations et de conseils pour organiser une opération de recrutement conforme au principe d'égalité, il est peu probable qu'elles affectent les discriminations directes et rationnelles. Ces discriminations sont basées sur les préférences des recruteurs et leur connaissance imparfaite du niveau de productivité des candidats. Pour cela, il faudrait que les actions de formation modifient les préférences et/ou réduisent l'asymétrie d'information lors du recrutement, ce qui semble peu plausible.

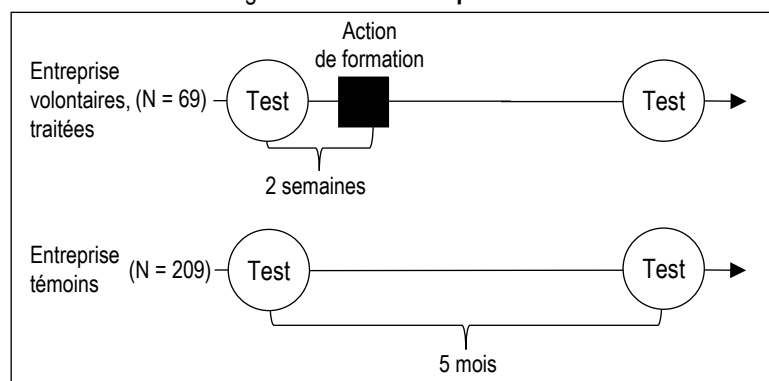
2. Le protocole expérimental

2.1. Description du protocole

Notre approche consiste à comparer l'exposition aux discriminations des entreprises du groupe traité avant qu'elles ne bénéficient de l'action de formation avec un échantillon d'entreprises comparables qui ne bénéficient pas de l'action, puis de répéter la comparaison après le déploiement des actions de formation. Pour effectuer ces comparaisons, nous utilisons des données expérimentales collectées par la méthode du test par correspondance répété. Nous réalisons ainsi deux vagues de tests dans chaque entreprise traitée et dans chaque entreprise témoin, la première dans le mois qui précède l'action et la seconde dans les quatre mois suivants, comme le décrit le schéma ci-dessous (figure I).

On construit les identités de deux candidats à l'emploi fictifs, de même sexe, signalant pour l'un, un prénom et un nom à consonance française et pour l'autre, un prénom et un nom à consonance maghrébine. Les prénoms et noms

Figure I – Protocole expérimental



sont choisis parmi les plus courants en France à partir des fichiers d'état civil gérés par l'Insee.

L'expérimentateur transmet à l'évaluateur « au fil de l'eau » les coordonnées professionnelles des salariés allant prochainement bénéficier de l'accompagnement. On identifie alors pour chaque entreprise traitée une ou plusieurs entreprises témoins (même secteur d'activité et même bassin d'emploi)². Puis on identifie une profession couramment recrutée dans le secteur d'activité de l'entreprise traitée et qui figure parmi les professions en tension (source : Insee)³. Pour cette profession, on retient le sexe modal des salariés à partir des données de l'enquête Emploi. La profession est modifiée entre les deux vagues de tests par correspondance pour minimiser le risque de détection de l'expérience. Le nombre d'entreprises témoins par entreprise traitée est variable (entre 1 et 9) selon le secteur d'activité de l'entreprise traitée, selon qu'il a été plus ou moins aisé de trouver des témoins respectant les critères de secteur et de localisation. Ceci explique la variation du nombre d'entreprises témoins selon les tests.

Chacun des deux candidats fictifs adresse à l'entreprise traitée et aux entreprises témoins correspondantes un message de demande d'information sur les opportunités d'emploi dans la profession sélectionnée. Il s'agit donc d'un test proche d'une candidature spontanée (Deuchert & Kauer, 2017). Le test par candidature spontanée est un des deux types de tests les plus couramment utilisés dans la littérature économique sur la discrimination, avec le test en réponse à des offres d'emploi (Riach & Rich, 2010).

Selon l'enquête Offre d'emploi et recrutement (Ofer) conduite par le Ministère du Travail, 21 % des recrutements proviennent d'une candidature spontanée, et dans 68 % des recrutements, des candidatures spontanées ont été examinées au cours de la procédure de recrutement. Les candidatures spontanées sont donc un canal de recrutement à ne pas négliger. Par ailleurs, certaines entreprises disposent aujourd'hui d'un formulaire de candidatures spontanées sur leur site carrière, suggérant aux candidats de postuler par ce biais⁴. De plus, le développement des CVthèques participe à la place qui est donnée aux candidatures spontanées comme canal de recrutement potentiel. Ici cependant aucun envoi de CV ou de lettre de motivation n'est effectué. Le test peut donc être qualifié de test par demande d'information. Nous présentons ci-dessous un exemple de messages adressés par deux candidates fictives à une même entreprise pour une profession de secrétaire.

Bonjour,

Je souhaiterais candidater à un emploi dans votre entreprise. Je suis secrétaire. Pouvez-vous me renseigner sur les possibilités et la personne à contacter ? En vous remerciant d'avance des informations que vous pourrez me transmettre.

Très cordialement
Jamila BELHADJ

Bonjour, je suis à la recherche d'un emploi de secrétaire. Pouvez-vous m'indiquer s'il y aurait des opportunités dans votre entreprise et dans ce cas, à qui je pourrais envoyer ma candidature ? Je vous remercie par avance.

Bien cordialement
Aurélien Legrand

L'ordre d'envoi des deux demandes d'information à une même entreprise est déterminé aléatoirement. Deux précautions ont été prises pour limiter le risque de détection. Tout d'abord, lors de la vague 1 et lors de la vague 2, plusieurs jours séparent l'envoi des deux messages à une même entreprise. Ensuite, les identités des candidats fictifs ont régulièrement été modifiées. En particulier, elles sont différentes en vague 1 et en vague 2. On considère que la réponse du recruteur est négative s'il ne répond pas au message de demande d'information ou s'il indique explicitement l'absence d'opportunité d'emploi. On considère que la réponse est positive si l'employeur demande des informations supplémentaires (CV), met le candidat en contact avec le service RH, etc. On compare alors les réponses que donnent les entreprises aux demandes des deux candidats fictifs.

2. Les entreprises témoins sont testées dans le même horizon temporel que les entreprises du groupe test. Nous utilisons plusieurs sites internet tels que *societe.com* ou *infogreffe.fr* qui répertorient les entreprises encore en activité dans un secteur donné et une région donnée. Sur l'ensemble de la base de données, nous recensons 93 secteurs d'activité (code NAF à 5 chiffres) différents, allant de la construction à l'industrie, jusqu'aux services marchands et non marchands. S'agissant de la géographie, nous avons rapproché le plus possible les entreprises témoins des entreprises du groupe traité (soit dans la même commune, soit dans un périmètre géographique de proximité restant toujours dans le même département). L'information sur la taille des entreprises n'est pas toujours présente sur ces sites.

3. Nous dénombrons au total 28 professions testées qui sont transversales à la plupart des secteurs, comme employée administrative, employée comptable, vendeuse non spécialisée, ouvrier de production, technicien peu qualifié.

4. Sur notre champ d'étude, environ 30 % des entreprises du groupe témoin disposaient de ce type de formulaire. Cette proportion est assez similaire pour les entreprises de très petite taille (34 %) et les grandes entreprises (30 %), mais plus faible pour les entreprises de taille inconnue (21 %). Dans ce test, les candidatures ont été effectuées via ce type de formulaire lorsqu'il existait, ou par message électronique lorsqu'il n'existait pas.

2.2. Taille de l'échantillon, attrition et cylindrage

Les données ont été collectées entre juin 2019 (premiers tests de la vague 1) et mai 2023 (derniers tests de la vague 2). La collecte a été interrompue pendant le premier confinement (entre mars et mai 2020). 213 entreprises ont été incluses dans le groupe traité et 629 dans le groupe témoin. L'évaluation porte sur les entreprises qui ont pu être testées deux fois, avant et après l'action de formation. Si une entreprise du groupe traité n'a pas pu être testée deux fois, la totalité des entreprises du groupe témoin qui lui sont associées est supprimée. Suite au retrait de certaines entreprises en Paca, qui devaient participer à la formation mais ne l'ont finalement pas fait, ainsi que des entreprises du groupe témoin associées, l'échantillon final comporte 202 entreprises dans le groupe traité (133 pour la région Paca et 69 pour Chambéry) et 606 entreprises dans le groupe témoin (397 pour la région Paca et 209 pour Chambéry). Les entreprises traitées et témoins sont identiques dans la vague 1 et la vague 2.

Les adresses de courrier électronique sont plus souvent celles de personnes physiques dans les entreprises du groupe traité. Dans l'exemple de Chambéry, nous disposons de 42 adresses de courrier électronique non génériques pour les 69 entreprises tests, contre 8 adresses non génériques pour les 209 témoins. Une adresse de courriel non générique nous assure que nous testons la même personne physique lors des deux vagues de test par correspondance. C'est donc le cas pour 60 % des entreprises du groupe traité (contre 4 % pour les entreprises du groupe témoin). Cette différence de proportion est due au fait que les entreprises témoins sont essentiellement accessibles via le remplissage d'un formulaire de contact sans connaître au préalable l'identité de la personne qui va effectivement répondre à la demande de contact.

2.3. Stratégie d'estimation

Puisque pour chaque entreprise du groupe traité nous avons sélectionné pour participer à l'expérience contrôlée des entreprises témoins proches en termes de secteur et de localisation, les deux groupes d'entreprises ont des caractéristiques assez proches. Cependant, afin d'éviter que les entreprises du groupe témoin ne reçoivent l'action de formation prévue par la loi pour les entreprises de plus de 300 salariés durant la période de l'expérimentation, nous n'avons pas pu sélectionner des entreprises du groupe témoin de taille similaire à celles du groupe traité. En l'absence de sélection aléatoire des entreprises

du groupe de contrôle, il peut également exister des différences de caractéristiques inobservées entre les deux groupes. Si ces caractéristiques affectent la variable de résultat (i.e. le fait qu'un candidat obtienne une réponse positive à sa candidature), estimer l'effet du traitement en comparant les écarts de taux de réponses positives entre le candidat présumé d'origine maghrébine et le candidat présumé d'origine française des deux groupes tout en contrôlant des caractéristiques observables conduirait à des résultats biaisés. Une autre possibilité serait d'observer la variation des écarts de taux de réponses positives entre candidats d'origine maghrébine et française dans le groupe traité avant et après le traitement. Néanmoins, cette estimation pourrait être biaisée par toute évolution indépendante du traitement (notamment la conjoncture) susceptible d'affecter différemment le taux de réponses positives du candidat d'origine maghrébine de celui du candidat d'origine française.

C'est pourquoi nous adoptons une stratégie d'estimation en différence de différences de différences (ou triple différence). En comparant les variations d'écarts de taux de réponses positives entre les candidats d'origine maghrébine et les candidats d'origine française du groupe traité et du groupe témoin entre la période précédant le traitement et la période la suivant, on élimine les différences inobservées invariantes dans le temps entre les deux groupes et les variations temporelles communes aux deux groupes. Cette triple différence est estimée à partir du modèle suivant :

$$REP_{iet} = \alpha + \beta Magh_i + \phi Post_t + \gamma T_e \times Magh_i + \tau T_e \times Post_t + \omega Magh_i \times Post_t + \delta T_e \times Magh_i \times Post_t + \pi X_{iet} + \mu_t + \phi_e + \varepsilon_{iet} \quad (1)$$

où REP_{iet} est une variable dichotomique indiquant si l'entreprise e répond positivement au demandeur i à la date t . $Magh_i$ est une variable dichotomique indiquant si le demandeur est d'origine maghrébine. T_e est une variable dichotomique prenant la valeur 1 si l'entreprise appartient au groupe traité et 0 sinon. $Post_t$ est une variable dichotomique prenant la valeur 1 à la période suivant le traitement et 0 à la période précédant le traitement⁵. X_{iet} correspond à l'ordre d'envoi de la candidature i à l'entreprise e à la date t . μ_t sont les effets fixes liés à la date d'envoi de la candidature (mois \times année et jour) et ϕ_e sont les effets fixes entreprises. Le coefficient associé δ associé à la variable $T \times Magh \times Post$ capte l'effet de l'action de formation.

5. Le traitement ayant été administré « au fil de l'eau », il ne coïncide pas avec une date particulière.

Cette stratégie repose sur l'hypothèse que les variations des écarts de taux de réponses positives selon l'origine (i.e. la discrimination envers le candidat d'origine maghrébine) auraient été similaires dans les entreprises du groupe traité et du groupe témoin en l'absence de traitement (hypothèse de tendance commune). Il ne nous est pas possible d'observer les tendances avant traitement pour conforter cette hypothèse. Par ailleurs, l'entrée dans le traitement n'est pas aléatoire et concerne principalement les entreprises du réseau de la mission locale qui sont volontaires pour participer à l'action et qui sont peut-être déjà davantage sensibilisées aux discriminations et à un nécessaire changement de pratiques.

Néanmoins, plusieurs éléments viennent conforter l'idée selon laquelle cette hypothèse est respectée. Premièrement, si les entreprises sont volontaires pour participer à cet accompagnement, les recruteurs qui ont fait l'objet d'une formation dans le cadre de cet accompagnement n'étaient en général pas à l'origine de cette décision. Du point de vue d'un recruteur au sein d'une entreprise traitée, la formation est imposée par l'entreprise et non décidée librement par le recruteur. Deuxièmement, le respect de cette hypothèse est conforté par la sélection dans le groupe de contrôle d'entreprises similaires à celles du groupe traité du point de vue du secteur et de la localisation. De plus, comme on pourra l'observer plus bas, les entreprises des deux groupes ont, même en niveau, des comportements discriminatoires semblables en vague 1. Il apparaît dès lors peu probable qu'elles aient connu des variations de niveau de discrimination non liées à l'accompagnement différentes dans les cinq mois suivant le premier test.

Malgré cela, un choc qui affecterait de manière différente le traitement des candidats d'origine française par rapport aux candidats d'origine maghrébine dans les entreprises traitées et dans les entreprises de contrôle pourrait créer un biais dans l'estimation. Étant donné que la deuxième vague de tests est survenue après la pandémie de Covid, il est possible qu'un choc ait pu affecter différemment le taux de réponses positives des entreprises traitées et des entreprises de contrôle, par exemple parce que leur taille moyenne n'est pas la même. En revanche, il est moins probable que ce même choc ait pu affecter différemment le taux de réponses positives reçu par le candidat d'origine française par rapport à celui obtenu par le candidat d'origine maghrébine. Ce dernier type de choc serait, a priori, plus lié à un événement politique ou à des conflits (intérieurs ou extérieurs) susceptibles

de modifier les préférences des recruteurs. Ce type de choc ne semble pas avoir eu lieu entre juin 2019 et mai 2023.

Un point d'attention important est la possibilité que les entreprises aient bénéficié d'autres actions de formation en plus de celle prévue dans l'expérimentation, en particulier du fait de l'obligation faite par la loi de 2017 aux entreprises de plus de 300 salariés de proposer une formation sur la non-discrimination à l'embauche pour les employés chargés des missions de recrutement.

Nous ne sommes pas en mesure de savoir si les entreprises des groupes traités et témoins ont mis en place la formation obligatoire au moment des expérimentations. Cependant, le groupe témoin étant en grande partie composé d'entreprises de moins de 300 salariés, il est peu probable qu'elles aient reçu cette formation durant cette période.

Par ailleurs, les recruteurs des entreprises traitées ont peut-être déjà participé à une formation depuis la mise en place des formations obligatoires en 2017, mais il est peu probable qu'une formation de ce type ait été réalisée en plus de la formation évaluée durant la période de l'étude, étant donné la périodicité prévue par la loi. En revanche, nous ne sommes pas en mesure de déterminer s'il y a une équivalence ou une complémentarité entre la formation obligatoire et la formation des expérimentations.

Étant donné que le nombre d'entreprises sélectionnées dans le groupe témoin peut varier pour chaque entreprise traitée, nous pondérons, dans les estimations, les observations du groupe témoin par l'inverse du nombre de témoins retenus par entreprise traitée. Par ailleurs, les erreurs types sont groupées au niveau de l'entreprise.

3. Résultats

3.1. Comparaison des groupes traité et témoin avant traitement

Nous comparons dans le tableau 1 les caractéristiques des entreprises du groupe traité et du groupe témoin pour les territoires de la région Paca et de Chambéry séparément. Les différences sont généralement faibles, sauf en ce qui concerne la taille des entreprises. Les entreprises du groupe traité sont en effet significativement plus souvent de grandes entreprises que celles du groupe témoin. Cette sous-représentation des grandes entreprises dans le groupe témoin est due au fait que nous avons sélectionné en priorité des entreprises de moins de 300 salariés dans

Tableau 1 – Comparaison des caractéristiques des entreprises du groupe traité et du groupe témoin

	Chambéry			Paca		
	Témoin %	Traité %	Différence	Témoin %	Traité %	Différence
Entreprises publiques	21,5	15,9	-5,6	13,1	12,0	-1,1
Taille :						
GE	4,8	15,9	11,1***	4,0	11,3	7,3***
PME	25,8	14,5	-11,3**	24,9	33,1	8,2***
TPE	27,8	17,4	-10,4**	29,0	16,5	-12,5***
Inconnue	41,6	52,2	10,6**	42,1	39,1	-3
Secteur d'activité :						
Agence d'intérim	0,0	0,0	0	17,1	12,0	-5,1
Aide à domicile	1,4	1,4	0	7,6	7,5	-0,1
Administration publique	9,6	7,2	-2,4	9,1	7,5	-1,6
Soutien aux entreprises	1,9	1,4	-0,5	1,5	1,5	0
Accueil enfants	6,2	4,3	-1,9	3,8	5,3	1,5
Hébergement médical	5,7	4,3	-1,4	5,5	7,5	2
Bâtiment	11,5	11,6	0,1	5,0	5,3	0,3
Artisan	8,1	10,1	2	1,0	1,5	0,5
Restauration	3,8	2,9	-0,9	1,5	0,8	-0,7
Commerce	14,8	18,8	4	10,1	8,3	-1,8
Hébergement de tourisme	0,0	0,0	0	3,8	3,0	-0,8
Action sociale	3,3	2,9	-0,4	1,8	3,0	1,2
Formation	5,3	4,3	-1	4,5	3,0	-1,5
Autre	28,2	30,4	2,2	27,7	33,8	6,1*
Localisation :						
Savoie	90,9	92,8	1,9	0,0	0,0	0
Marseille	0,5	1,4	0,9	33,5	34,6	1,1
Observations	418	138		794	266	

Note : *** p<0,01 ; ** p<0,05 ; * p<0,1. Les p-valeurs sont obtenues à partir de tests d'égalité de proportions. L'information sur la taille d'entreprise est collectée en utilisant plusieurs sites internet tels que societe.com ou infogreffe.fr. Cette information n'est pas toujours présente sur ces sites. Source : *Diademe testing*, TEPP-CNRS.

le groupe témoin pour éviter celles soumises à l'obligation de formation par la loi de 2017⁶.

De manière générale, moins d'un quart des entreprises sont du secteur public à Chambéry et environ 13 % en région Paca. Un grand nombre de secteurs d'activité sont représentés. Parmi les secteurs d'activité, on peut observer que les emplois dans l'administration publique, le secteur du bâtiment et le commerce représentent une part assez importante des offres. En région Paca, les agences d'intérim et les entreprises d'aide à domicile sont également très présentes. Pour l'action se déroulant à Chambéry, 90 % des entreprises sont localisées dans le département de la Savoie et pour l'action se déroulant en région Paca, environ 30 % des entreprises sont localisées à Marseille. En dehors de la taille des entreprises, aucune différence significative de

caractéristiques n'apparaît entre les entreprises du groupe traité et du groupe de contrôle.

Les taux bruts de réponses avant et après traitement sont présentés dans le tableau 2 séparément pour le groupe d'entreprises traitées et le groupe d'entreprises témoins. Les taux de réponses positives sont assez élevés par rapport à ceux des études utilisant des tests par candidature spontanée (Chareyron *et al.*, 2024) et atteignent des niveaux comparables, voire même plus élevés que ceux observés dans certaines études utilisant

6. Moins de 5 % des entreprises du groupe témoin ont une taille supérieure à 300 salariés. Lorsqu'il était difficile de trouver une entreprise du même secteur et de la même localisation, une entreprise de plus de 300 salariés a été sélectionnée. Il est important de noter que nous ne connaissons pas la taille de toutes les entreprises. Cependant, même parmi celles dont nous connaissons la taille, moins de 10 % ont plus de 300 salariés. De plus, il est probable que les entreprises dont la taille n'a pas pu être déterminée soient principalement des entreprises de moins de 300 salariés.

Tableau 2 – Taux de réponses positives avant et après traitement

	Avant traitement	Après traitement	Différence	Différence des différences
Groupe traité				
Origine française	45,54	41,09	-4,45	
Origine maghrébine	34,65	26,73	-7,92*	
Différence	-10,89**	-14,36***	-3,47	
Groupe témoin				-9,07
Origine française	33,66	27,72	-5,94**	
Origine maghrébine	19,97	19,64	-0,33	
Différence	-13,69***	-8,08***	5,61	

Note : *** p<0,01 ; ** p<0,05 ; * p<0,1. Les p-valeurs sont obtenues à partir de tests d'égalité de proportions. La dernière colonne du tableau présente la différence de variation de discrimination entre le groupe traité et le groupe témoin et entre les deux périodes (-3,47-5,61).

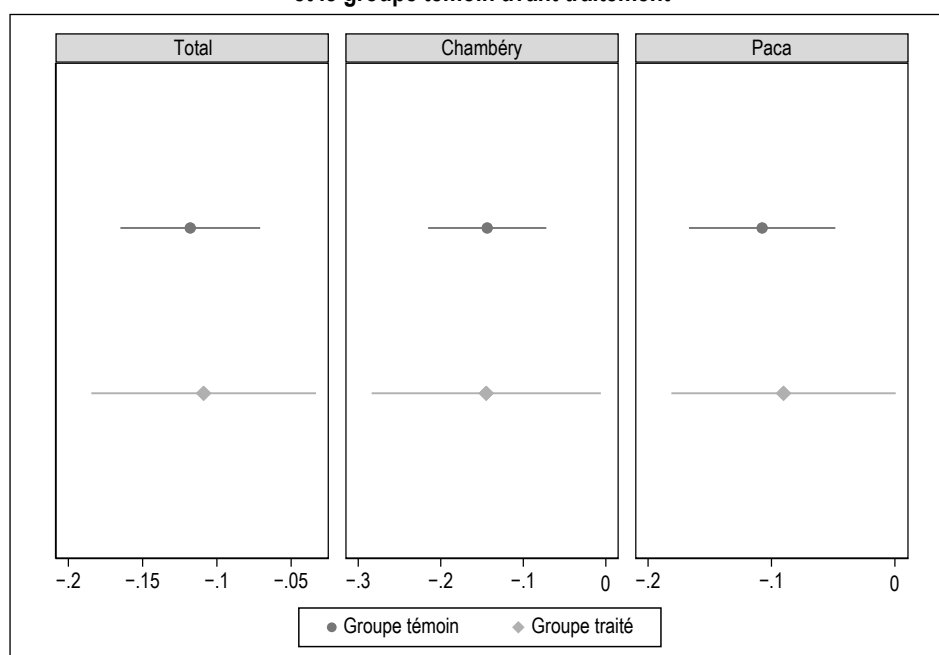
Source : *Diademe testing*, TEPP-CNRS.

des candidatures en réponse à une offre (Edo & Jacquemet, 2013). Cependant, ils sont légèrement plus faibles dans le groupe témoin que dans le groupe traité. Avant et après le traitement, l'écart de taux de réponses positives entre les candidats d'origine maghrébine et ceux d'origine française est significatif au seuil de 5 % dans les deux groupes traité et témoin⁷. Dans les deux groupes, la discrimination ne varie pas significativement entre les deux périodes. La variation de discrimination avant-après entre les deux groupes, présentée dans la dernière colonne du tableau, n'est pas non plus significative.

Les tableaux A1 et A2 en annexe présentent ces mêmes résultats séparément pour Chambéry et Paca. Les résultats sont globalement similaires dans les deux régions. Cependant, on observe une diminution significative de la discrimination dans le groupe témoin, bien que cela ne se traduise pas par une différence significative dans la variation entre les deux groupes.

7. Les taux de réponses positives montrent globalement une tendance à la baisse entre les deux périodes. Cette diminution est significative au seuil de 10 % pour les candidats d'origine maghrébine dans le groupe traité et au seuil de 5 % pour les candidats d'origine française dans le groupe témoin. Cependant, ces variations ne se traduisent pas par des différences significatives dans les écarts de taux de réponses positives entre les candidats.

Figure II – Comparaison des niveaux de discrimination entre le groupe traité et le groupe témoin avant traitement



Note : les intervalles de confiance à 95 % sont présentés. Les erreurs types utilisées pour calculer les intervalles de confiance sont groupées au niveau de l'entreprise. Les observations du groupe témoin sont pondérées par l'inverse du nombre de témoins retenus par entreprise traitée. Les coefficients estimés β sont obtenus à partir d'estimations par moindres carrés ordinaires du modèle $REP_{iet} = \alpha + \beta Magh_i + \varepsilon_{iet}$ sur la période précédant le traitement.

Source : *Diademe testing*, TEPP-CNRS.

La figure II présente les niveaux estimés de discrimination des entreprises du groupe traité et du groupe témoin en région Paca, à Chambéry et pour les deux territoires à la période précédant le début du traitement. Les écarts de taux de réponses positives entre le candidat d'origine maghrébine et le candidat d'origine française sont significativement différents de 0 au seuil de 5 % dans chacun des territoires et chacun des groupes sauf dans le groupe traité de la région Paca où l'écart est significatif au seuil de 10 %. Les niveaux de discrimination ne sont cependant pas significativement différents entre les entreprises du groupe traité et du groupe témoin.

Cette absence de différence significative de niveau de discrimination entre les deux groupes suggère que, bien qu'elles diffèrent par leurs tailles, les entreprises du groupe traité et du groupe témoin partagent des caractéristiques et des comportements discriminatoires similaires. Une comparaison des écarts de taux de réponses positives entre le candidat d'origine maghrébine et le candidat d'origine française après la survenue du traitement pourrait donc donner des résultats non biaisés. Il apparaît cependant plus prudent d'éliminer les éventuelles différences inobservées en comparant les variations d'écarts de taux de réponses positives.

3.2. Différences de différences

Le tableau 2 permet également d'obtenir un premier aperçu des variations de taux de réponses positives obtenus par les deux candidats entre la période précédant le traitement et la période suivant le traitement. Le taux de réponses positives du candidat d'origine française diminue significativement entre les deux vagues dans le groupe témoin mais pas dans le groupe traité. Le taux de réponses positives du candidat d'origine maghrébine diminue, bien que de manière faiblement significative, dans le groupe traité mais pas dans le groupe témoin. Ces éléments ne suggèrent pas de réduction substantielle de la discrimination dans le groupe traité par rapport au groupe témoin.

Le tableau 3 présente les estimations par moindres carrés ordinaires de l'équation (1). Les colonnes (1) et (2) présentent les estimations réalisées sur tout l'échantillon, les colonnes (3) et (4) sur les observations relatives au territoire de Chambéry et les colonnes (5) et (6) sur les observations relatives à la région Paca. En colonnes (2), (4) et (6), l'ordre d'envoi des demandes d'information est inclus dans les contrôles sans que les résultats ne s'en trouvent fortement modifiés⁸.

Les résultats montrent la présence d'une discrimination significative et de grande ampleur dans le groupe témoin à la période précédant le traitement. Le candidat dont le nom et le prénom évoquent une origine maghrébine possède une probabilité d'obtenir une réponse positive inférieure de 12,5 points de pourcentage à celle du candidat présumé d'origine française, au premier test dans le groupe témoin. Le taux de réponses positives étant d'environ 27 % dans le groupe témoin à la période précédant le traitement, cela correspond en termes relatifs à une pénalité d'un peu moins de 50 % envers le candidat d'origine maghrébine. Cette pénalité se situe dans l'ordre de grandeur, bien que dans la fourchette haute, des résultats obtenus par les études précédentes qui se sont intéressées à la discrimination liée à l'origine ethnique dans l'accès à l'emploi. En France, des études récentes montrent que la pénalité envers les candidats d'origine nord-africaine est d'environ 40 % (Chareyron *et al.*, 2022). Aux États-Unis, Bertrand & Mullainathan (2004) ont trouvé une différence de 33 % dans le taux de réponse entre un candidat blanc et un candidat afro-américain. En Belgique, Baert *et al.* (2015) obtiennent 31 % de réponses en moins pour le candidat turc que pour le candidat flamand. Cela suggère que l'utilisation de demandes d'information dans un test par correspondance donne des résultats comparables à ceux obtenus avec des réponses à des offres d'emploi.

Aucune variation significative du niveau de discrimination n'apparaît en revanche après le traitement ou entre le groupe témoin et le groupe traité, au seuil de 5 %. En particulier le coefficient estimé associé à la variable $T \times Magh \times Post$, qui capte l'effet de l'action de formation, n'est pas significatif au seuil de 5 %.

L'absence de significativité du coefficient estimé pourrait néanmoins être due à un manque de puissance statistique plutôt qu'à une réelle absence d'effet du traitement. Par conséquent, nous cherchons maintenant à savoir si ces résultats peuvent être interprétés comme l'absence d'effet de l'action de formation. Pour ce faire, nous calculons les intervalles de confiance à 95 %. Les résultats sont présentés dans la deuxième partie du tableau 3. S'il paraît peu probable que l'effet de la formation soit négatif, c'est-à-dire qu'il augmente le niveau de discrimination, en regardant la limite supérieure de l'intervalle de confiance, nous pouvons raisonnablement

8. Supprimer de l'échantillon les quelques entreprises de plus de 300 salariés du groupe témoin ne modifie pas les résultats (voir tableau A3 en annexe).

Tableau 3 – Effet de l'action de formation

Variables	(1)	(2)	Chambéry		Paca	
			(3)	(4)	(5)	(6)
Magh	-0,126*** (0,039)	-0,125*** (0,039)	-0,167** (0,073)	-0,166** (0,073)	-0,077 (0,053)	-0,089* (0,053)
T × Magh	0,019 (0,058)	0,022 (0,059)	0,047 (0,114)	0,045 (0,113)	-0,031 (0,084)	-0,008 (0,083)
Post	0,173 (0,183)	-0,064 (0,227)	-0,265 (0,299)	-0,290 (0,361)	0,098 (0,262)	-0,964*** (0,340)
Magh × Post	0,042 (0,053)	0,043 (0,053)	0,064 (0,087)	0,064 (0,086)	-0,025 (0,071)	0,003 (0,072)
T × Post	0,006 (0,062)	-0,008 (0,061)	0,120 (0,113)	0,118 (0,112)	-0,056 (0,085)	-0,106 (0,086)
T × Magh × Post	-0,033 (0,084)	-0,040 (0,085)	-0,078 (0,146)	-0,078 (0,146)	0,065 (0,110)	0,032 (0,109)
IC inf.	-0,198	-0,207	-0,364	-0,364	-0,151	-0,182
IC sup.	0,132	0,127	0,208	0,208	0,281	0,246
Effet relatif maximum	0,96	0,92	1,50	1,50	2,06	1,81
Effets fixes date	X	X	X	X	X	X
Effets fixes entreprise	X	X	X	X	X	X
Ordre d'envoi		X		X		X
Observations	3 232	3 232	1 112	1 112	2 120	2 120
R ²	0,162	0,166	0,293	0,293	0,177	0,195

Note : *** p<0,01 ; ** p<0,05 ; * p<0,1. Les coefficients estimés par moindres carrés ordinaires sont présentés dans le tableau. Les erreurs types groupées au niveau de l'entreprise sont indiquées entre parenthèses. Les observations du groupe témoin sont pondérées par l'inverse du nombre de témoins retenus par entreprise traitée. L'effet relatif maximum est obtenu en divisant la borne haute de l'intervalle de confiance par le niveau de discrimination dans le groupe témoin à la période précédant le traitement.

Source : *Diademe testing*, TEPP-CNRS.

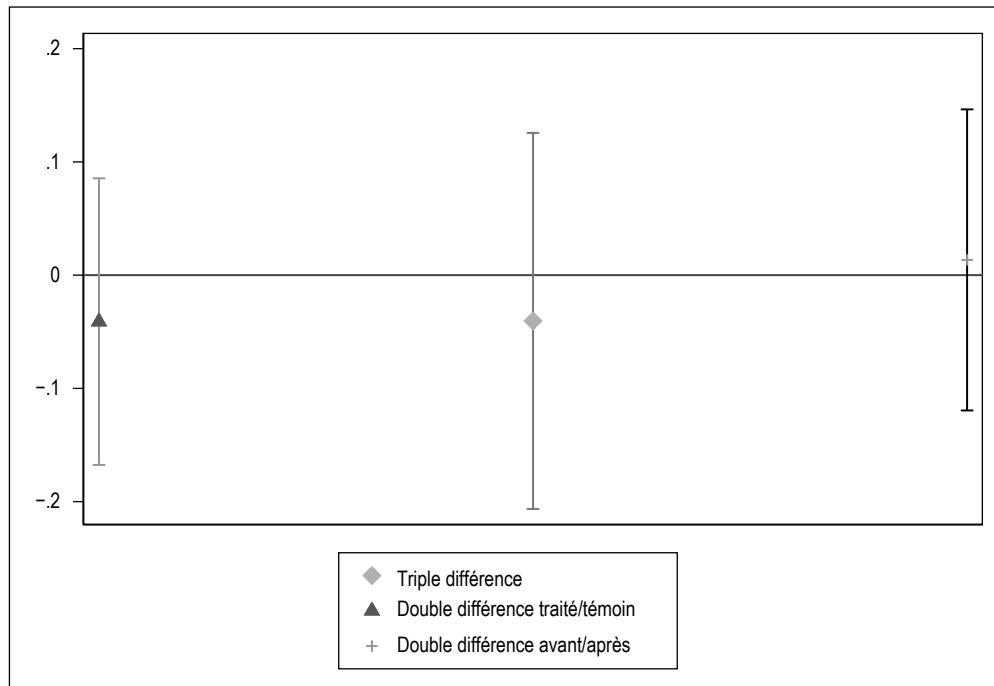
exclure un effet supérieur à 13,3 points de pourcentage. Avec un écart de taux de réponses positives dans le groupe témoin de 13,7 points de pourcentage, cela correspond à une réduction maximale de discrimination de près de 100 % en termes relatifs. L'effet estimé de l'action est donc peu précis et il n'est pas possible d'exclure un effet non négligeable de la formation sur les discriminations.

Comme indiqué plus haut, nous avons sélectionné pour participer à l'expérience contrôlée, pour chaque entreprise du groupe traité, des entreprises témoins proches en termes de caractéristiques observées. Les deux groupes partagent donc des caractéristiques et des comportements discriminatoires similaires avant la survenue du traitement. Une alternative à la stratégie d'estimation en triple différence pourrait donc être de comparer les écarts de taux de réponses positives entre le candidat d'origine maghrébine et le candidat d'origine française après la survenue du traitement. De même, dans la mesure où il apparaît peu probable qu'un choc ait pu affecter différemment les taux de réponses positives des candidats d'origines

maghrébine et française entre les deux périodes, une autre possibilité pourrait être de comparer l'évolution des écarts de taux de réponses entre les deux candidats entre la période précédant et la période suivant l'action de formation. En effet, si elle présente des avantages en termes d'identification, l'estimation par triple différence a l'inconvénient d'avoir une puissance statistique réduite.

On compare donc les résultats obtenus en colonne (2) du tableau 1 avec ceux obtenus par double différence en coupe transversale (comparaison traité/témoin après traitement) et double différence temporelle (comparaison avant/après du groupe traité). La figure III représente les effets estimés du traitement à partir de ces trois stratégies différentes. Dans les trois cas, l'effet estimé n'est pas significatif au seuil de 5 % et les coefficients estimés sont généralement très proches de 0. Néanmoins, si l'estimation par comparaison en niveau du groupe traité au groupe témoin est un peu plus précise que les autres, les bornes hautes des intervalles de confiance ne permettent pas d'exclure un effet de l'action inférieur à 10 points de pourcentage.

Figure III – Comparaison des coefficients estimés obtenus à partir des double et triple différences



Note : triple différence correspond au coefficient estimé associé à la variable $T \times Magh \times Post$ de l'équation (1). Comparaison traité/témoin correspond au coefficient estimé associé à la variable $T \times Magh$ de l'équation (1), estimé sur l'échantillon des entreprises testées après le traitement. Comparaison avant/après correspond au coefficient estimé associé à la variable $Magh \times Post$ de l'équation (1), estimée sur l'échantillon des entreprises appartenant au groupe traité.

* *

La formation des recruteurs est en France la principale action publique utilisée pour lutter contre les discriminations dans l'accès à l'emploi. Elle a d'ailleurs été rendue obligatoire pour les entreprises de plus de 300 salariés avec la loi Égalité et Citoyenneté du 29 janvier 2017. Dans cette étude, nous évaluons l'effet d'actions qui sont proches dans leur contenu et leur intensité de cette formation obligatoire. Mais les résultats obtenus à partir de différences de différences sur données expérimentales ne confirment pas leur efficacité. La discrimination envers le candidat d'origine maghrébine, présente avant le traitement, n'est pas significativement réduite par les actions de formation quatre mois après leur mise en œuvre. Ce résultat suggère que la politique publique consistant à rendre obligatoire une action de formation de faible intensité et dont le contenu est essentiellement juridique n'est pas une réponse suffisante au défi des discriminations ethno-raciales sur le marché du travail. Il conviendrait soit de renforcer l'intensité des actions de formation, en augmentant la durée des sessions ou leur fréquence, soit de changer la nature de ces actions afin qu'elles puissent effectivement changer les comportements, soit encore de leur ajouter des interventions

complémentaires. Cela suggère également que d'autres mesures prises au niveau de l'entreprise, telles que la centralisation du service des ressources humaines, pourraient être plus efficaces pour réduire la discrimination (Berson *et al.*, 2020) que les formations.

La taille de l'échantillon et en particulier le nombre limité d'entreprises présentes dans le groupe traité ne permet cependant pas d'être certain de détecter un effet faible ou même fort de ces actions. C'est la principale limite de cette étude. Il serait donc intéressant de reproduire ce type d'évaluation, si possible à plus grande échelle, pour voir si un effet peut être détecté. Chaque test possède une certaine probabilité de détection de l'effet, qui peut être faible, surtout si l'effet réel est réduit. Par ailleurs, l'estimation en différence de différences réduit la puissance statistique par rapport à une simple comparaison de proportions entre deux groupes. Il faudrait donc, idéalement, sélectionner aléatoirement les entreprises qui recevront la formation. Cela éliminerait également les risques de biais liés à d'éventuelles caractéristiques inobservées variant dans le temps entre les groupes.

La deuxième limite tient au fait que les résultats sont potentiellement conditionnés par le délai laissé entre le déroulement de l'action de formation et la deuxième vague de tests. La

temporalité de cinq mois sur laquelle porte cette étude peut être trop longue pour détecter un effet à très court terme des actions.

Enfin, cette évaluation examine seulement si les recruteurs réservent les mêmes suites à des demandes d'information sur des opportunités d'emploi, selon l'origine supposée d'un candidat. Elle n'est pas en mesure de rendre

compte d'une discrimination aux étapes ultérieures du processus de recrutement. La mise en évidence de discrimination à l'étape de demandes d'information est toutefois répandue et utilisée dans d'autres travaux (Anne *et al.*, 2022 sur le marché du travail ; Bunel *et al.*, 2021 et Le Gallo *et al.*, 2020 sur le marché du logement). □

BIBLIOGRAPHIE

- Agan, A. & Starr, S. (2018).** Ban the Box, Criminal Records, and Racial Discrimination: A Field Experiment. *Quarterly Journal of Economics*, 133(1), 191–235. <https://doi.org/10.1093/qje/qjx028>
- Anne, D., Chareyron, S., Leborgne, M., L'Horty, Y. & Petit, P. (2022).** Discriminations dans l'accès à l'emploi : une exploration localisée en pays Avesnois. *Revue d'Économie Régionale & Urbaine* N° 3, 413–430. <https://doi.org/10.3917/reru.223.0413>
- Arrow, K. J. (1974).** *Discrimination in Labor Markets*. Princeton University Press, pp. 1–33. <https://doi.org/10.1515/9781400867066-003>
- Baert, S., Cockx, B., Gheyle, N. & Vandamme, C. (2015).** Is There Less Discrimination in Occupations Where Recruitment Is Difficult? *ILR Review*, 68(3), 467–500. <https://doi.org/10.1177/0019793915570873>
- Becker, G. S. (1957).** *The Economics of Discrimination*. University of Chicago Press.
- Behaghel, L., Crépon, B. & Le Barbanchon, T. (2015).** Unintended Effects of Anonymous Résumés. *American Economic Journal: Applied Economics*, 7(3), 1–27. <https://doi.org/10.1257/app.20140185>
- Benedetto-Meyer, M. (2024).** Quelles sont les caractéristiques de l'offre de formation à la non-discrimination à l'embauche ? Dares, *Document d'études* N° 274. https://dares.travail-emploi.gouv.fr/sites/default/files/4db8760fd807009418f2a81daa144506/Dares_DE_offre%20formation_non-discrimination.pdf
- Berson, C., Laouénan, M. & Valat, E. (2020).** Outsourcing recruitment as a solution to prevent discrimination: A correspondence study. *European Association of Labour Economists, 31st Annual Conference, Uppsala Sweden*, 19–21 September 2019, 64, 101838. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2020.101838>
- Bertrand, M., Chugh, D. & Mullainathan, S. (2005).** Implicit Discrimination. *American Economic Review*, 95(2), 94–98. <https://www.jstor.org/stable/4132797>
- Bertrand, M. & Mullainathan, S. (2004).** Are Emily and Greg More Employable Than Lakisha and Jamal? A Field Experiment on Labor Market Discrimination. *American Economic Review*, 94(4), 991–1013. <https://doi.org/10.1257/0002828042002561>
- Bunel, M., L'Horty, Y., du Parquet, L. & Petit, P. (2021).** La discrimination liée à l'origine sur le marché du logement à Paris. *Revue française d'économie*, vol. XXXVI, N° 1, 185–219. <https://doi.org/10.3917/rfe.211.0185>
- Chareyron, S., Challe, L., L'Horty, Y. & Petit, P. (2022).** Can subsidies paid directly to employers reduce residential discrimination in employment? An assessment based on serial field experiments. *Urban Studies*, 59(6), 1202–1218. <https://doi.org/10.1177/00420980211006033>
- Chareyron, S., L'Horty, Y., Mbaye, S. & Petit, P. (2023).** Reducing ethnic discrimination through formal warning: Evidence from two combined field experiments. *Regional Science and Urban Economics*, 98, 103850. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2022.103850>
- Chareyron, S., L'Horty, Y. & Petit, P. (2023).** Discrimination in Access to Employment: The Combined Effects of Gender, Origin and Address. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 541, 3–16. <https://doi.org/10.24187/ecostat.2023.541.2104>
- Deuchert, E. & Kauer, L. (2017).** Subventions à l'embauche et handicap : les enseignements d'une expérience à petite échelle. *Revue internationale du Travail*, 156(2), 299–317. <https://doi.org/10.1111/ilrf.12058>

- Edo, A. & Jacquemet, N. (2013).** Discrimination à l’embauche selon l’origine et le genre : défiance indifférenciée ou ciblée sur certains groupes ? *Economie et Statistique*, 464-466, 155–172.
<https://doi.org/10.3406/estat.2013.10235>
- Fang, A. H., Guess, A. M. & Humphreys, M. (2019).** Can the Government Deter Discrimination? Evidence from a Randomized Intervention in New York City. *The Journal of Politics*, 81(1), 127–141.
<https://doi.org/10.1086/700107>
- Krause, A., Rinne, U. & Zimmermann, K. F. (2012).** Anonymous job applications in Europe. IZA, *Journal of European Labor Studies*, 1(1). <https://doi.org/10.1186/2193-9012-1-5>
- Le Gallo, J., L’Horty, Y., Du Parquet, L. & Petit, P. (2020).** Discrimination in Access to Housing: A Test on Urban Areas in Metropolitan France. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 513, 27–45.
<https://doi.org/10.24187/ecostat.2019.513.2004>
- Murchie, J., Pang, J. & Schwegman, D. J. (2021).** Can information help Lakisha and Jamal find housing? Evidence from a low-cost online experiment of landlords. *Regional Science and Urban Economics*, 90, 103712.
<https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2021.103712>
- Riach, P. A. & Rich, J. (2010).** An Experimental Investigation of Age Discrimination in the English Labor Market. *Annals of Economics and Statistics*, 99/100, 169–185. <https://doi.org/10.2307/41219164>
-

ANNEXE

Tableau A1 – Taux de réponses positives avant et après traitement (Chambéry)

	Avant traitement	Après traitement	Différence	Différence des différences
Groupe traité				
Origine française	44,93	39,13	-5,8	
Origine maghrébine	30,43	23,19	-7,24	
Différence	-14,5*	-15,94**	-1,44	
Groupe témoin				-0,49
Origine française	35,41	33,49	-1,92	
Origine maghrébine	21,53	18,66	-2,87	
Différence	-13,88***	-14,83***	-0,95	

Note : *** p<0,01 ; ** p<0,05 ; * p<0,1. Les p-valeurs sont obtenues à partir de tests d'égalité de proportion. La dernière colonne du tableau présente la différence de variation de discrimination entre le groupe traité et le groupe témoin et entre les deux périodes (-1,44-(-0,95)).
Source : *Diademe testing*, TEPP-CNRS.

Tableau A2 – Taux de réponses positives avant et après traitement (Paca)

	Avant traitement	Après traitement	Différence	Différence des différences
Groupe traité				
Origine française	45,86	42,11	-3,75	
Origine maghrébine	36,84	28,57	-8,27	
Différence	-9,02	-13,54**	-4,52	
Groupe témoin				-13,59
Origine française	32,75	24,69	-8,06**	
Origine maghrébine	19,14	20,15	1,01	
Différence	-13,61***	-4,54	9,07**	

Note : *** p<0,01 ; ** p<0,05 ; * p<0,1. Les p-valeurs sont obtenues à partir de tests d'égalité de proportion. La dernière colonne du tableau présente la différence de variation de discrimination entre le groupe traité et le groupe témoin et entre les deux périodes (-4,52-9,07).
Source : *Diademe testing*, TEPP-CNRS.

Tableau A3 – Effet de l'action de formation (sans les entreprises du groupe témoin de plus de 300 salariés)

Variables			Chambéry		Paca	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Magh	-0,122*** (0,040)	-0,120*** (0,040)	-0,165** (0,074)	-0,164** (0,075)	-0,067 (0,055)	-0,079 (0,055)
T × Magh	0,014 (0,059)	0,017 (0,060)	0,045 (0,115)	0,044 (0,114)	-0,042 (0,086)	-0,019 (0,085)
Post	0,169 (0,184)	-0,067 (0,228)	-0,250 (0,303)	-0,273 (0,364)	0,114 (0,265)	-0,944*** (0,342)
Magh × Post	0,039 (0,055)	0,041 (0,055)	0,056 (0,088)	0,056 (0,088)	-0,035 (0,075)	-0,004 (0,076)
T × Post	0,011 (0,064)	-0,003 (0,063)	0,116 (0,115)	0,114 (0,114)	-0,051 (0,088)	-0,100 (0,089)
T × Magh × Post	-0,029 (0,086)	-0,036 (0,086)	-0,069 (0,148)	-0,069 (0,148)	0,076 (0,114)	0,039 (0,113)
Effets fixes date	X	X	X	X	X	X
Effets fixes entreprise	X	X	X	X	X	X
Ordre d'envoi		X		X		X
Observations	3 132	3 132	1 072	1 072	2 060	2 060
R ²	0,163	0,167	0,294	0,294	0,178	0,196

Note : *** p<0,01 ; ** p<0,05 ; * p<0,1. Les coefficients estimés par moindres carrés ordinaires sont présentés dans le tableau. Les erreurs types groupées au niveau de l'entreprise sont indiquées entre parenthèses. Les observations du groupe témoin sont pondérées par l'inverse du nombre de témoins retenus par entreprise traitée.
Source : *Diademe testing*, TEPP-CNRS.

Introduction – L'évaluation des politiques publiques

Sélection d'articles présentés à la 9^e conférence sur l'évaluation des politiques publiques organisée par l'AFSE et la Direction générale du Trésor

Introduction – Evaluation of Public Policies A Selection of Papers Presented at the 9th Annual Conference on Public Policy Evaluation, Hosted by the AFSE and the Directorate General of the Treasury

Étienne Lehmann*

L'enjeu démocratique que constitue l'évaluation des politiques publiques n'est plus à démontrer. Elle est même dans notre pays une obligation constitutionnelle puisque l'article 15 de la déclaration des droits de l'homme et des citoyens de 1789 dispose que « La société a le droit de demander compte à tout agent public de son administration ». Mais au-delà de cette nécessité, comment évaluer de manière convaincante les politiques publiques reste une question difficile. En effet, il ne s'agit pas seulement d'observer ce qui s'est passé suite à la mise en place d'une politique. Il faut en réalité comparer cette situation avec ce qui se serait passé si cette politique (et seulement celle-là) n'avait pas été mise en place, et qui constitue une situation dite « contrefactuelle ». Une difficulté est que cette situation contrefactuelle n'est par définition pas observée. L'évaluation des politiques publiques pose donc de redoutables problèmes méthodologiques puisqu'elle nécessite une modélisation, par essence discutable et critiquable, de cette situation contrefactuelle.

Si la nécessité d'une évaluation des politiques publiques et les difficultés méthodologiques qu'elle pose ne sont pas spécifiques aux politiques économiques, l'évaluation des politiques publiques économiques est devenu à la fois un champ particulièrement fécond de recherches en science économique et une nécessité pour la conduite de la politique économique. C'est pourquoi l'Association Française de Science Économique et la Direction générale du Trésor se sont associées depuis 2015 pour organiser une conférence annuelle sur l'évaluation des politiques publiques. Chaque année sont ainsi présentées à cette conférence différentes évaluations de politiques publiques, sélectionnées parmi les propositions selon le double critère de l'excellence académique et de la pertinence pour la conduite de la politique économique en France.

En 2023, en accord avec la revue, les organisateurs de la 9^e conférence ont proposé aux auteurs des articles présentés de soumettre leur contribution à *Economie et Statistique / Economics and Statistics*. Les deux articles qui constituent ce dossier sont issus de ce partenariat.

* Université Paris Panthéon-Assas, CRED. Correspondance : etienne.lehmann@assas-universite.fr

Les jugements et opinions exprimés par les auteurs n'engagent qu'eux-mêmes, et non les institutions auxquelles ils appartiennent, ni a fortiori l'Insee.

Citation: Lehmann, E. (2025). Introduction – Evaluation of Public Policies. A Selection of Papers Presented at the 9th Annual Conference on Public Policy Evaluation, Hosted by the AFSE and the Directorate General of the Treasury. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 547, 17–19. doi: 10.24187/ecostat.2025.547.2136

Dans un premier article intitulé « Les effets macroéconomiques associés au bouclier tarifaire : une évaluation conduite à l'aide du modèle multisectoriel ThreeME », **Paul Malliet et Anissa Saumtally** proposent d'analyser les effets du bouclier tarifaire mis en place en France à la suite de la montée des prix mondiaux de l'énergie liée à la sortie de la pandémie de Covid et aux sanctions internationales qui ont découlé de l'invasion de l'Ukraine par la Russie. L'étude utilise pour ce faire un modèle d'équilibre général calculable, le modèle ThreeME. Son originalité réside d'une part dans la nature multisectorielle du modèle et d'autre part dans une représentation très détaillée des flux d'énergie dans l'économie. Enfin, ThreeME est un modèle « néo-keynésien » où les prix ne s'ajustent pas instantanément pour équilibrer les marchés. Tous ces éléments permettent une analyse particulièrement fine de la dynamique des prix et des répercussions des chocs de prix d'un secteur à l'autre. Les auteurs concluent que le bouclier tarifaire aurait permis d'amortir les effets du choc sur les prix de l'énergie, avec, relativement à un scénario de référence sans bouclier tarifaire, un effet de 0,2 % sur le PIB en 2022 et 0,4 % en 2023. Néanmoins, le coût budgétaire est évalué être de l'ordre de 0,5 % et 0,7 % du PIB respectivement en 2022 et en 2023.

Dans un deuxième article, intitulé « Distance entre métiers et transitions professionnelles des demandeurs d'emploi après une formation », **Kevin Michael Frick, Yagan Hazard, Damien Mayaux et Thomas Zuber** évaluent dans quelle mesure des formations professionnelles offertes aux chômeurs contribuent ou non à réduire les déséquilibres structurels entre les compétences des demandeurs d'emploi et les compétences nécessaires pour occuper un métier dit « en tension ». Pour cela, les auteurs ont retenu une méthodologie qui nous a semblé particulièrement novatrice. Leur stratégie consiste en effet à comparer les changements de métiers expérimentés par les demandeurs d'emploi (ayant préalablement exercé un emploi stable) selon qu'ils ont suivi ou non une formation professionnelle. Les auteurs se demandent notamment si l'accès à une formation professionnelle facilite la réallocation de la main-d'œuvre vers des métiers en tension.

Pour atteindre leur objectif, les auteurs commencent par construire un indicateur mesurant l'écart de compétences entre deux métiers, avec lequel ils mesurent, pour chaque demandeur d'emploi, la distance entre le métier qu'il exerçait précédemment et le métier dans lequel il retrouve un emploi. L'originalité méthodologique de l'étude réside dans l'utilisation d'une technique de « machine learning » via le recours à un réseau de neurones. Dans un premier temps, le modèle est entraîné pour caractériser près de quatre millions d'offres postées sur le site de Pôle emploi par un vecteur comprenant une vingtaine de caractéristiques. La différence entre deux profils de métiers est alors caractérisée géométriquement à la fois par l'angle entre ces deux vecteurs et par la norme de ces deux vecteurs. S'appuyant sur cette mesure, les auteurs peuvent estimer pour chaque demandeur d'emploi ayant occupé au préalable un emploi stable et ayant retrouvé un emploi combien le nouveau métier occupé se distingue du précédent.

Pour estimer les effets de la formation professionnelle, les auteurs comparent les demandeurs d'emplois ayant reçu une formation avec des demandeurs d'emplois similaires du point de vue des observables qui n'en ont pas reçu. Plutôt que recourir à une méthode classique d'appariement sur score de propension, les auteurs mobilisent une méthode plus flexible dite de *Double Debiased Machine Learning*. Cela permet aux auteurs d'interpréter leurs résultats comme des mesures de la corrélation existant entre formation professionnelle et retour à l'emploi, corrigée des différences de caractéristiques observées. Les auteurs trouvent alors que la formation professionnelle est corrélée avec une plus faible probabilité de retour à l'emploi dans le métier d'origine, et est corrélée avec une plus forte probabilité de retour à l'emploi dans les métiers dont les compétences sont éloignées de celles du métier d'origine.

Au-delà de sa capacité à montrer le rôle de la formation professionnelle dans la reconversion des chômeurs, cet article nous semble illustrer comment l'arrivée des techniques de machine learning est susceptible de révolutionner l'économétrie de l'évaluation des politiques publiques.

Au total, ces deux articles illustrent la diversité des approches qu'il est possible de mobiliser pour évaluer les politiques publiques et la diversité des politiques ainsi évaluées. Le champ de l'évaluation des politiques publiques reste ainsi fécond. Rendez-vous donc aux prochaines conférences annuelles sur l'évaluation des politiques publiques coorganisées par l'Association Française de Science Économique et la Direction générale du Trésor. □

Les effets macroéconomiques associés au bouclier tarifaire : une évaluation conduite à l'aide du modèle multisectoriel ThreeME

The Macroeconomic Effects of the Energy Price Cap: An Evaluation Conducted Using the ThreeME Multisectoral Model

Paul Malliet* et Anissa Saumtally*

Résumé – La crise énergétique qui a frappé l'Europe en 2021, dans un contexte de reprise mondiale post-Covid et amplifiée par l'invasion de l'Ukraine par la Russie, s'est matérialisée par une forte hausse des prix de l'énergie, celui du gaz en tête. Dans ce contexte, les pays européens ont mis en place des mesures d'urgence pour préserver le pouvoir d'achat des ménages et la compétitivité de leurs entreprises. La France a choisi de limiter la hausse des prix de l'énergie en mettant en place un bouclier tarifaire. À l'aide d'un modèle d'équilibre général calculable, nous simulons explicitement des trajectoires de prix de l'énergie avec et sans bouclier tarifaire. Nos résultats montrent un coût budgétaire plus faible que celui initialement anticipé avec un effet macroéconomique relativement faible, mais qui aura néanmoins préservé le pouvoir d'achat des ménages.

Abstract – The energy crisis that struck Europe in 2021 as the world bounced back from COVID, and amplified by the Russian invasion of Ukraine, led to a sharp increase in energy prices, particularly gas prices. In this context, European nations implemented emergency measures to protect households' purchasing power and the competitiveness of their businesses. France chose to mitigate energy price rises by implementing a price cap. Making use of a computable general equilibrium model, we explicitly simulate the divergent trajectories of energy prices with and without this price cap. Our results show that the budgetary cost of this measure was lower than initially expected, and while the macroeconomic impact was also relatively small, it did nonetheless preserve household purchasing power.

JEL : C68, E64, E65, Q43, Q48

Mots-clés : macroéconomie, crise énergétique, bouclier tarifaire, évaluation des politiques publiques

Keywords: macroeconomics, energy crisis, energy price cap, public policy evaluation

* Observatoire Français des Conjonctures Économiques, Sciences Po. Correspondance : anissa.saumtally@sciencespo.fr

Les auteurs souhaitent remercier Xavier Ragot pour l'occasion donnée de publier ce travail initialement sous la forme d'un Focus CAE. Les auteurs remercient également les membres du CAE, les participants au séminaire interne de l'OFCE, ceux de la 9^e conférence AFSE-DG Trésor sur l'évaluation des politiques publiques, ainsi que les deux relecteurs anonymes pour leurs commentaires et leurs remarques. Les auteurs tiennent également à remercier l'ADEME pour son soutien financier au développement du modèle ThreeME dans le cadre de la convention 23ESD0184.

Reçu en mars 2024, accepté en novembre 2024.

Les jugements et opinions exprimés par les auteurs n'engagent qu'eux-mêmes, et non les institutions auxquelles ils appartiennent, ni a fortiori l'Insee.

Citation: Malliet, P. & Saumtally, A. (2025). The Macroeconomic Effects of the Energy Price Cap: An Evaluation Conducted Using the ThreeME Multisectoral Model. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 547, 21–47 (First published online: September 2025). doi: 10.24187/ecostat.2025.547.2137

L'invasion de l'Ukraine par la Russie en février 2022 a aggravé une crise énergétique majeure pour les pays de l'Union européenne qui avait débuté en septembre 2021 dans le sillage de la reprise post-Covid de la demande internationale. Si la réaction des pays européens a été rapide pour condamner la Russie par la mise en place de sanctions économiques dès février 2022, notamment sur les importations de produits énergétiques tels que le charbon et le pétrole¹, la forte dépendance au gaz russe dans leur approvisionnement énergétique² a fait peser un risque majeur sur la stabilité des réseaux énergétiques et le bon fonctionnement de l'économie.

Malgré les incertitudes exprimées en 2022 quant à la capacité du système énergétique européen à résister à un retrait rapide des importations d'énergie russe, les faits semblent aujourd'hui démontrer sa résilience. Comme le souligne l'Agence internationale de l'énergie (AIE) (IEA, 2023), plusieurs facteurs ont contribué à faire baisser la consommation mondiale d'énergie en 2022 de 3 % par rapport à l'année précédente, qu'il s'agisse des hivers doux dans les pays européens ou de la réduction volontaire de la consommation d'énergie.

Un autre aspect important de cette crise est la façon dont elle a été amplifiée par le fonctionnement des marchés européens actuels de l'électricité, en particulier pour les transactions

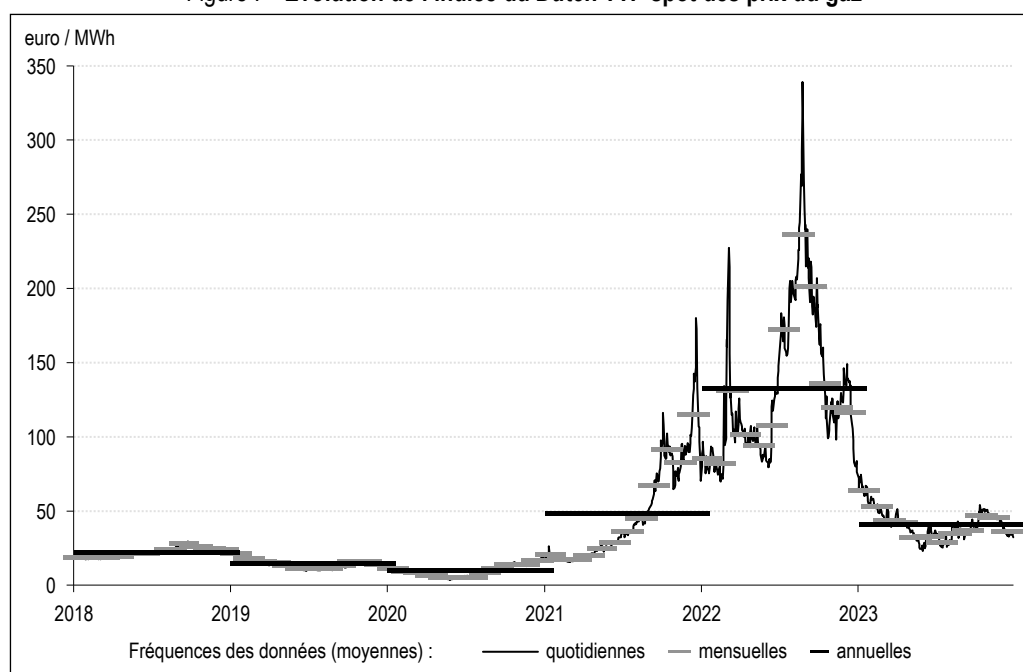
intra-journalières (*intraday*) et journalières (*day-ahead*). Sur le marché à terme, l'échange entre une demande et un producteur d'énergie est déterminé à l'avance à un prix et une quantité fixes. Il concerne principalement les centrales électriques contrôlables et le prix observé est généralement inférieur à celui des marchés journaliers et intra-journaliers. Ces derniers équilibrent l'offre et la demande en continu et des contrats d'achat et de vente sont formalisés pour une période donnée. Le prix d'équilibre est appelé prix *spot*. Il correspond au coût marginal de la dernière unité de production mise en service selon le principe du *merit-order* (les centrales sont appelées en fonction de leurs coûts de production respectifs, les moins chères étant utilisées en priorité, et ce progressivement, jusqu'à ce que la demande soit satisfaite), tous les producteurs étant rémunérés à ce prix marginal³. Dans la mesure où les centrales à gaz (et dans une moindre mesure les centrales à fuel) sont pilotables et jouent donc le rôle d'assureur de la stabilité du réseau, les prix spot du gaz sont souvent pris comme référence pour déterminer celui de l'électricité, pour lequel le *Dutch TTF* est considéré comme le marché de référence (figure I).

1. L'arrêt complet des importations de produits issus du raffinage du pétrole ayant été mis en place à partir de février 2023.

2. Il représentait encore la moitié de ses importations à la veille de l'invasion de l'Ukraine, et compte à partir de 2023 pour moins de 10 % de ses importations totales (source : Bruegel <https://www.bruegel.org/dataset/european-natural-gas-imports>).

3. La différence entre le coût de production et le prix payé constitue ce que l'on appelle la rente infra-marginale.

Figure I – Évolution de l'indice du *Dutch TTF* spot des prix du gaz



Note : les lignes horizontales représentent les moyennes annuelles (noir) et mensuelles (gris clair).
Source : ICE.

Entre décembre 2020 et décembre 2021, le prix à l'importation de l'énergie dans la zone euro a plus que doublé, entraînant une hausse de l'inflation dans les pays européens. L'inflation moyenne dans les pays de l'Union européenne s'est établie à 9,2 % en 2022, soit un triplement par rapport à l'année précédente. La France, avec un taux d'inflation de 5,9 %, fait figure d'exception, avec des taux d'inflation de 8,3 % en Espagne, 8,7 % en Allemagne et en Italie, 11,6 % aux Pays-Bas et 13,2 % en Pologne.

En ce qui concerne la situation française, du 2^e trimestre 2021 au 2^e trimestre 2022, l'augmentation des prix de l'énergie a contribué à 3,1 points de pourcentage (pp) sur un total de 5,3 % d'inflation en France. L'utilisation d'un *bouclier tarifaire* limitant la hausse des prix de l'électricité et du gaz à 4 % a permis de limiter l'inflation énergétique de 54,2 % à 28,5 % pour les ménages (et de 50,3 % à 20,3 % pour les entreprises) (Bourgeois & Lafrogne-Joussier, 2022). Le principe de fonctionnement du bouclier énergétique repose sur une subvention de l'État entre un prix à la consommation plafonné et le prix du fournisseur selon les conditions du marché. Ainsi, s'il garantit le niveau d'inflation visé, son coût pour les pouvoirs publics dépend avant tout des prix du marché. Parmi les mesures mises en œuvre par les pays européens, le choix fait par la France d'une politique de maintien du niveau des prix est assez particulier (Sgaravatti *et al.*, 2023), les autres États membres ayant eu plus souvent recours à des transferts.

Cette étude vise à comprendre les effets macroéconomiques des tarifs du bouclier énergétique grâce à une représentation explicite de la structure des prix, des prix du marché de gros aux prix à la consommation, dans un cadre macroéconomique. Nous nous appuyons sur un modèle d'équilibre général calculable, ThreeME, pour réaliser cette évaluation, combinée à un calibrage fin des prix de l'électricité et du gaz. Une approche alternative a été par ailleurs proposée pour évaluer l'effet macroéconomique du bouclier tarifaire sur les produits énergétiques en France (Langot *et al.*, 2023) en utilisant un modèle de type *Heterogenous Agents Neo Keynesian* (HANK). Les auteurs estiment que le bouclier tarifaire a permis de réduire l'inflation de 1,1 pp en 2022 et de 1,8 pp en 2023 et de limiter la baisse de la croissance du PIB de 1,1 pp à 2,9 pp en 2022 et de 0,9 pp à 1 pp en 2023 pour un coût fiscal d'environ 2 % du PIB.

Ces deux approches se révèlent plus complémentaires que contradictoires dans la mesure où les modèles mobilisés, par leur cadre théorique,

ou les raffinements existants diffèrent entre eux et permettent donc d'apporter plusieurs éclairages sur la question. Là où le modèle HANK⁴ permet d'avoir une représentation intégrée de l'hétérogénéité des ménages et ainsi d'apprécier la dimension redistributive de la politique étudiée, le modèle ThreeME, ne considérant qu'un ménage représentatif, ne le permet pas. À l'inverse, l'apport d'une structure multisectorielle détaillée offre la possibilité de représenter explicitement les dynamiques de prix selon les différents produits énergétiques (gaz et électricité). Dans l'évaluation faite avec le modèle HANK, le bouclier tarifaire est considéré comme un choc de dépenses publiques supplémentaires affectant une économie composée d'un bien composite et d'un bien énergétique : elle s'appuie sur les projections faites par le gouvernement français dans son *Projet de loi de finances* pour 2023⁵, présenté en septembre 2022 et voté par le Parlement en décembre 2022. Une des limites que nous trouvons à cette approche est qu'elle repose sur l'estimation faite par le gouvernement des coûts fiscaux projetés de la mesure alors que ces derniers ont été établis à un point haut du prix spot (cf. figure I) et n'ont donc pas pris en compte le reflux observé à partir du 26 août 2022. Notre travail vise à explorer ce point en intégrant une estimation actualisée des prix dans un cadre macroéconomique.

La section 1 présente le contexte énergétique français et les données utilisées pour calibrer le modèle. Dans la section 2, nous présentons le cadre de modélisation dans lequel nous analysons la politique du bouclier tarifaire. Dans la section 3, nous présentons les résultats et les discutons dans la section 4, avant de conclure.

1. Contexte politique

1.1. Le système français de marché dual de fourniture d'énergie

Auparavant un monopole public, la fourniture de gaz et d'électricité s'est ouverte à de nouveaux arrivants en 2007, dans le but de rendre le marché concurrentiel. Bien qu'il s'agisse d'un marché ouvert, les consommateurs d'électricité en France ont le choix entre un prix de marché et un prix réglementé. C'était aussi le cas pour la fourniture de gaz, jusqu'en juillet 2023 où ce dispositif s'est arrêté pour cette énergie. L'option de prix réglementé proposée aux consommateurs

4. Pour apprécier l'intérêt de ces modèles dans l'étude des chocs énergétiques, voir Auclert *et al.* (2023).

5. Voir la documentation associée au PLF 2023 : <https://www.budget.gouv.fr/documentation/documents-budgetaires/exercice-2023/le-projet-de-loi-de-finances-et-les-documents-annexes-pour-2023>

est vendue par le fournisseur historique, les prix étant déterminés par la *Commission de régulation de l'énergie* (CRE), indépendante de l'État. Le prix réglementé se compose de trois éléments : la juste rémunération du fournisseur d'énergie (qui dépend des prix de gros), les coûts de distribution et de réseau et les taxes (TVA et autres formes d'accises). Chaque composante représente environ un tiers du prix. Ces prix sont déterminés sur une base annuelle pour l'électricité et l'étaient sur une base mensuelle pour le gaz. Pour les prix de l'électricité, cela signifie que les consommateurs sont assurés d'un coût stable tout au long de l'année. Pour le fournisseur, si les prix de gros ont beaucoup varié au cours de l'année, de sorte que le prix réglementé n'a pas fini par couvrir ses coûts, une composante de rattrapage sera ajoutée au cours de la période suivante pour lui permettre de récupérer ses coûts. Le délai d'ajustement plus court pour les prix du gaz impliquait en revanche une plus grande volatilité pour les consommateurs, mais un facteur d'ajustement plus élevé pour les fluctuations des prix de gros. En raison de la fréquence des mises à jour, la fin des prix réglementés pour le gaz en juillet 2023 n'a pas engendré beaucoup de changements sur la dynamique des prix du gaz.

Les offres de prix du marché pour ces produits seront généralement basées sur le prix réglementé. Souvent, le prix fixé dans les contrats avec les ménages sera inférieur d'un pourcentage donné au prix réglementé pendant une période

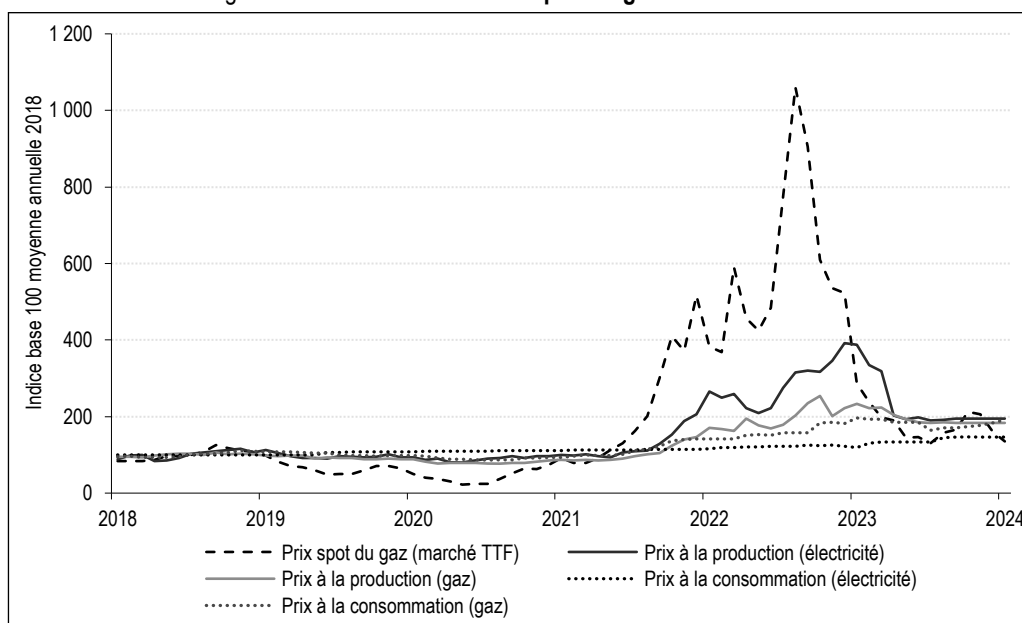
déterminée, après quoi le contrat reviendra à un autre prix conforme aux conditions courantes du marché. Ces fournisseurs alternatifs se couvrent avec les prix de gros sur le marché à terme et optimisent les prix des contrats. Par conséquent, à un moment donné, les prix moyens devraient être plus ou moins alignés sur le prix réglementé. En raison de la hausse imprévue des prix de gros, certains contrats se sont révélés non rentables car ils étaient bloqués à des prix bas. À l'inverse, de nouveaux contrats aux prix du marché pendant la période de pointe auraient conduit à une augmentation significative et bien supérieure du prix. Les ménages qui détiennent de tels contrats au prix du marché représentent environ 30 % de la part de marché, la grande majorité des ménages souscrivant à des contrats à prix réglementés.

En raison de ce système, les prix à la consommation de l'énergie en France fluctuent globalement de manière assez modérée (figure II), car les prix de l'énergie ont tendance à être ancrés par le prix réglementé. La répercussion des variations des prix de gros est en fait l'une des plus faibles d'Europe, en particulier pour l'électricité (Ari *et al.*, 2022). Il en va de même pour la contribution des prix de l'énergie à l'inflation totale en France par rapport aux autres pays européens.

1.2. Réguler les prix de l'énergie en temps de crise : le bouclier tarifaire

Vers le second semestre 2021, les prix de gros du gaz ont connu des pics importants (variations

Figure II – Indices mensuels des prix du gaz et de l'électricité



Note : les lignes en pointillés correspondent aux moyennes annuelles.
Sources : ICE, Insee.

jusqu'à dix fois le prix avant crise en moyenne journalière) après être restés à des niveaux historiquement bas en 2020 au milieu de la pandémie de Covid-19. Alors que les économies redémarreraient rapidement, en particulier en Asie, et que l'Europe connaissait un hiver froid, la tension sur la demande de gaz naturel a entraîné une première hausse importante des prix de gros. Cette crise de l'inflation énergétique n'a fait que s'aggraver en 2022 en raison de la seconde invasion russe de l'Ukraine le 24 février 2022. Un embargo sur le gaz russe ayant été décrété par l'Union européenne, quoique très difficilement en raison de la forte dépendance de certains États membres, le coût des alternatives (principalement le gaz liquéfié (GPL)) a augmenté d'autant plus. Sur le marché néerlandais spot pour le gaz naturel (*Dutch TTF*), point de référence pour les prix de gros en Europe du gaz comme de l'électricité, les prix intra-journaliers ont atteint des sommets ponctuels au-dessus de la barre des 1 000 euros/MWh.

Pour la France, les tarifs réglementés du gaz étant évalués mensuellement, la méthode habituelle de calcul des prix par la CRE aurait intégré ces variations et les prix à la consommation auraient suivi, conduisant à une augmentation presque prohibitive des prix du gaz pour les ménages. Ceci a marqué le début de l'intervention du gouvernement sur les prix du gaz. La première mesure de bouclier tarifaire a consisté à geler le tarif réglementé du gaz pour les ménages à partir de la fin de l'année 2021 et tout au long de l'année 2022. Pour les prix de l'électricité, un mécanisme similaire a été appliqué au tarif réglementé de l'électricité à partir de 2022, l'augmentation des prix en 2022 étant limitée à 4 % au lieu d'une augmentation estimée à environ 30 %. Pour 2023, ce plafond d'augmentation des prix a été fixé à 15 % pour le gaz domestique⁶ et l'électricité, alors qu'un doublement des prix était autrement attendu.

Afin de limiter l'impact de cette baisse de prix sur les coûts des fournisseurs, ce plafond est d'abord atteint par une suppression de certaines taxes applicables au consommateur pour l'électricité (la Taxe Intérieure sur la Consommation Finale d'Électricité – TICFE et la Taxe Communale sur la Consommation Finale d'Électricité – TCCFE). Pour compléter ce dispositif, la CRE fournit également un prix théorique, celui qui aurait été mis en œuvre sans plafonnement des prix, le gouvernement subventionnant dès lors la différence directement au fournisseur. Lorsqu'on évalue le coût total de cette politique, on additionne le rabais fiscal et la subvention comme le montre la figure III

ci-dessous qui résume la moyenne des prix théoriques et applicables qui en résultent ; sur ce graphique, la différence entre les lignes pointillées et pleines représente le coût de la mesure (hors rabais fiscaux, puisque ces prix sont avant impôts) pour le gouvernement.

La régulation des tarifs pour le gaz a pris fin le 30 juin 2023, en même temps que l'arrêt du dispositif du bouclier tarifaire sur le gaz. À partir de cette date, la CRE publie un « prix repère » calculé de manière similaire à l'ancien tarif réglementé de vente (TRV dans la suite) du gaz, les fournisseurs demeurant cependant libres de déterminer leur prix de vente. Nous utilisons dans la figure III et plus généralement dans cette étude ce prix repère comme indicateur de prix à compter de juin 2023 (voir la figure A3-II dans l'annexe 3).

Pour l'électricité, au vu de la baisse des prix du gaz, le gouvernement a décidé que la fin du bouclier tarifaire serait due en 2025, et passerait désormais par un retour progressif dès 2024 de la TICFE, qui avait été abaissée à 0,0001 euro par kWh lors de la mise en place de la politique (elle était à environ 0,03 euro par kWh fin 2021). En 2024, le tarif réglementé de vente de l'électricité (TRVe) proposé par la CRE fait de nouveau foi, c'est-à-dire qu'il rémunère les fournisseurs entièrement et l'État ne finance plus de compensation tarifaire pour ces derniers ; le dispositif est uniquement financé par une première augmentation de la fiscalité (voir la figure A3-I).

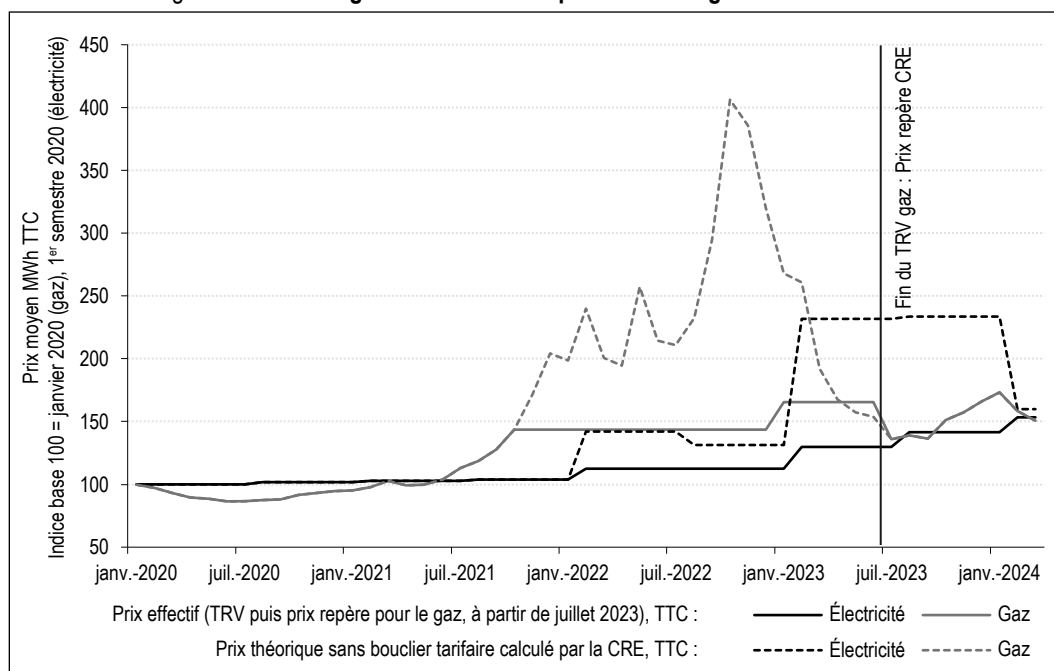
En pratique, cette mesure vise à plafonner le prix, toutes taxes comprises, du kilowattheure. Il n'y a en théorie aucune condition mise sur la quantité consommée. Néanmoins le gouvernement a également mené en parallèle une campagne d'incitation aux économies d'énergie durant cette période, évoquant des risques de pénurie d'électricité face à une demande qui pourrait dépasser les capacités d'approvisionnement⁷. En 2022, la consommation d'électricité et de gaz a effectivement diminué malgré l'augmentation relativement faible des prix. Il est cependant difficile d'affirmer s'il s'agit d'une conséquence directe de cette incitation à une consommation d'énergie plus responsable ou d'une crainte de nouvelles hausses de prix.

Les dernières estimations par le gouvernement français de cette seule politique dans le

6. Pour le gaz, cette hausse des prix est limitée au premier semestre. Compte-tenu de la baisse des prix de gros du gaz, le bouclier tarifaire pour le gaz n'a pas été étendu au reste de l'année.

7. À l'époque, la production d'électricité en France était ralentie par la fermeture temporaire de certaines centrales nucléaires.

Figure III – Tarifs réglementés de vente par le CRE du gaz et de l'électricité



Note : les lignes en pointillés correspondent aux moyennes annuelles.
Sources : commission de régulation de l'énergie, calculs des auteurs.

Programme de Stabilité (PSTAB) pour 2024⁸ (publié en avril 2024) évaluaient le coût en 2022 à 4,5 milliards d'euros pour le gaz et 16,6 milliards d'euros pour l'électricité. Pour 2023, alors que les prix de gros sont en forte baisse (ils ont atteint en mai 2023 des niveaux inférieurs à la moyenne de 2021), le coût de la politique est à ce jour estimé à 24,3 milliards d'euros pour l'électricité et 2 milliards d'euros pour le gaz (voir la figure IV). Nous notons que le coût élevé estimé pour l'électricité est principalement dû à la conception du système de tarification qui intègre une latence dans la détermination de ce TRV.

Comme mentionné et mis en évidence par la figure III, les prix réglementés de l'électricité sont calculés annuellement par la CRE, avec des ajustements mineurs au second semestre de l'année. La majeure partie de l'augmentation théorique des prix (qui détermine le coût de la mesure) est probablement due à l'indemnisation du fournisseur qui intègre un rattrapage des pertes subies l'année précédente en raison d'une augmentation imprévue des prix du marché. Une mise à jour récente⁹ de la CRE précise que le prix théorique du gaz est plafonné au niveau fixé par la politique des prix de l'énergie alors qu'il aurait pu être inférieur à ce prix compte tenu du faible niveau actuel des prix de gros du gaz.

Par ailleurs, nous notons que l'évaluation des coûts de ces mesures par le gouvernement a subi

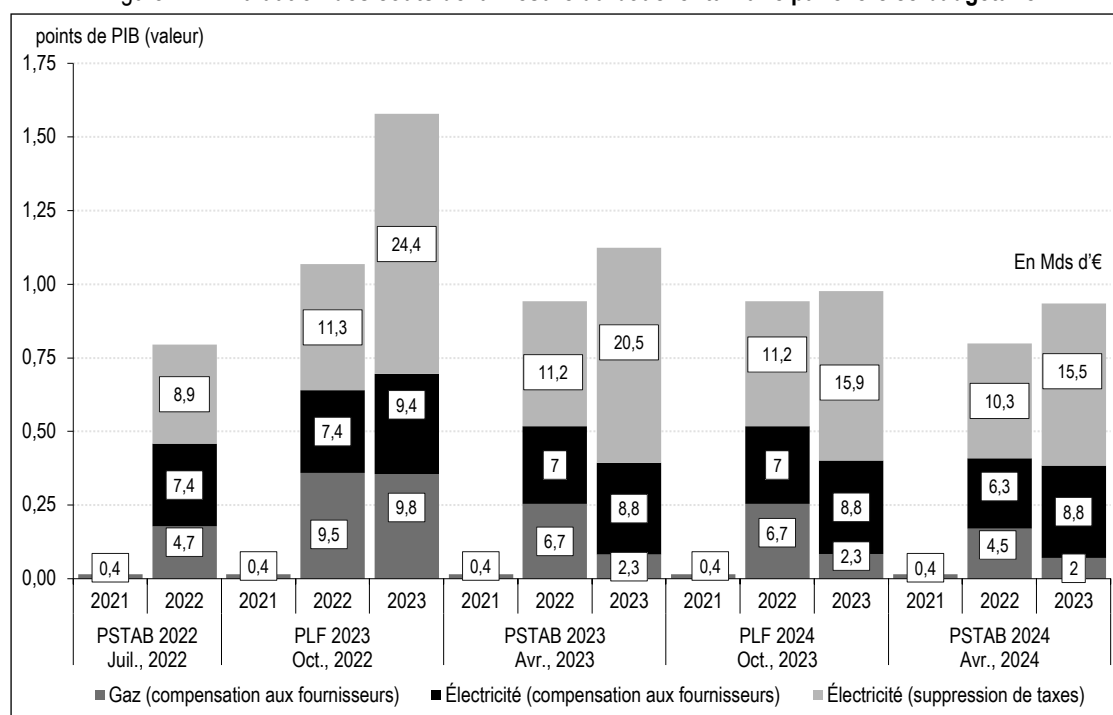
d'importantes révisions au cours des exercices budgétaires successifs (figure IV), témoignant d'une certaine complexité pour la planification budgétaire dans un contexte d'incertitude face à une crise inédite.

L'atténuation des coûts pour les consommateurs comprend également certaines mesures ciblées telles que les subventions directes aux consommateurs pour les ménages à faible revenu (*chèque énergie*), dont le coût est relativement minime par rapport à la mesure du bouclier tarifaire. Dans cet article, nous ne prenons pas non plus en compte l'augmentation des prix de l'essence, bien qu'il faille noter qu'une réduction temporaire des prix de l'essence subventionnée par le gouvernement a également été mise en place en 2022, profitant à tous les consommateurs, indépendamment de la quantité consommée. Selon les estimations du gouvernement publiées dans le Programme de Stabilité 2024, les mesures de réduction de l'inflation auraient coûté 39,5 milliards d'euros en 2022 et 33,9 milliards d'euros en 2023, les boucliers tarifaires du gaz et de l'électricité représentant respectivement 54 % et 78 % de ces coûts.

8. Voir le Programme de Stabilité 2024-2027 : <https://www.tresor.economie.gouv.fr/Articles/2024/04/17/article-presentation-du-programme-de-stabilite-2024-2027> publié en avril 2024 par la DG Trésor.

9. Voir la mise à jour du 5 juin 2023 à l'adresse suivante : <https://www.cre.fr/Actualites/la-cre-communique-des-clarifications-sur-les-dispositifs-de-boucliers-electricite-et-gaz-et-d-amortisseurs-electricite-pour-l-annee-2023-et-les-fo>

Figure IV – Évaluation des coûts de la mesure du bouclier tarifaire par exercice budgétaire



Source : DG Trésor.

2. Cadre de modélisation et scénarios

2.1. Le modèle ThreeME

ThreeME est un modèle¹⁰ d'équilibre général calculable (EGC) d'une petite économie ouverte, développé à l'origine pour soutenir les décideurs politiques dans la conception et l'évaluation des voies de décarbonisation en France (Callonnec *et al.*, 2013 ; Hamdi-Cherif *et al.*, 2022 ; Callonnec & Cancé 2022). ThreeME est spécifiquement conçu pour évaluer l'impact à court, moyen et long termes des politiques environnementales et énergétiques aux niveaux macroéconomique et sectoriel. À cette fin, le modèle combine plusieurs caractéristiques importantes :

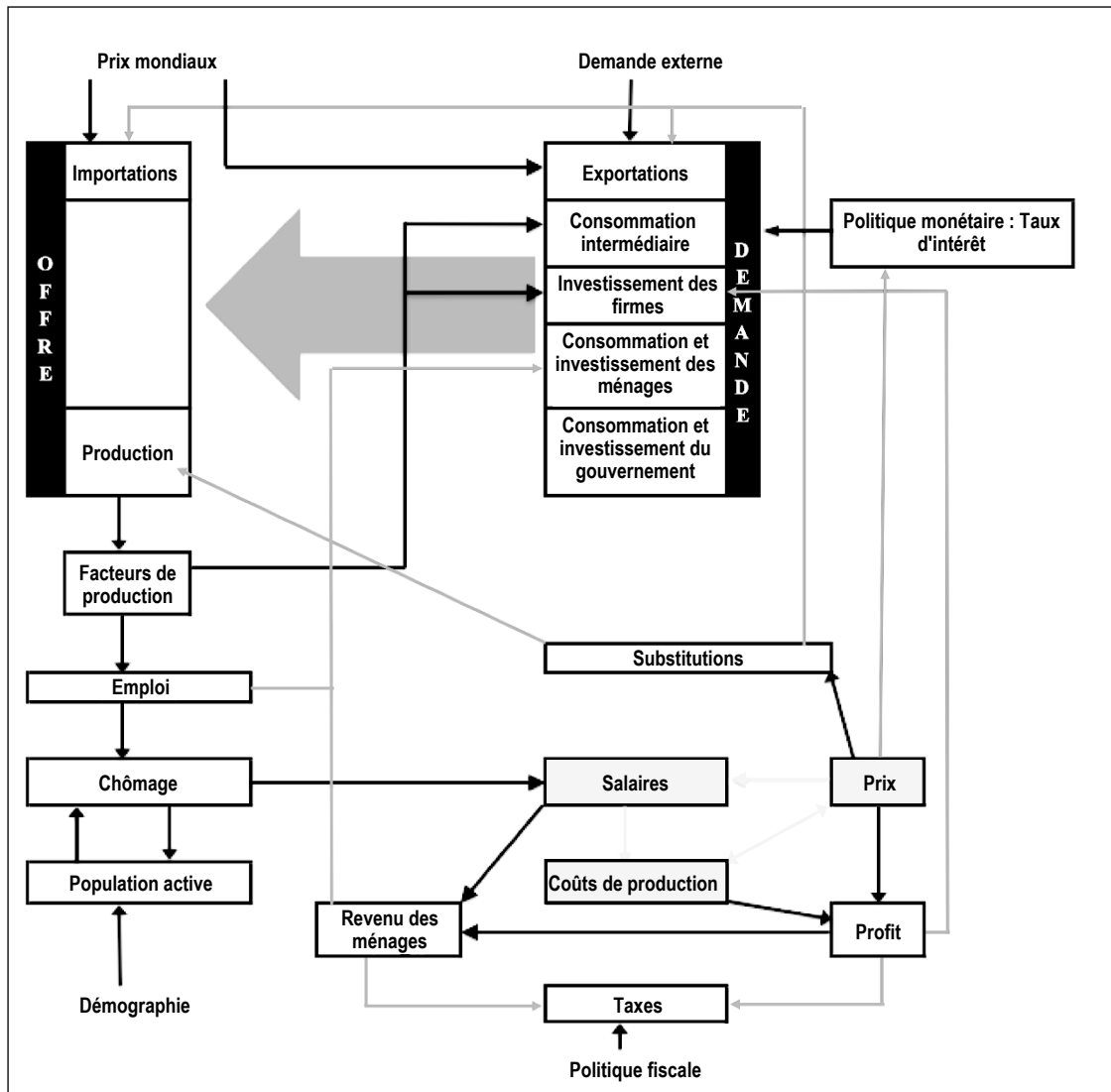
- Sa désagrégation sectorielle permet d'analyser le transfert d'activités d'un secteur à l'autre, notamment en termes d'emploi, d'investissement, de consommation d'énergie ou de balance commerciale ;
- La représentation très détaillée des flux d'énergie dans l'économie permet d'analyser le comportement de consommation des agents économiques en matière d'énergie ;
- Les secteurs peuvent arbitrer entre le capital et l'énergie lorsque le prix relatif de l'énergie augmente, et substituer entre les vecteurs énergétiques ;
- Les consommateurs peuvent substituer entre les vecteurs énergétiques, les modes de transport ou les biens de consommation.

En tant que modèle EGC, ThreeME prend pleinement en compte les rétroactions entre l'offre et la demande (figure V), la demande (consommation et investissement) alimentant l'offre (production). Symétriquement, l'offre alimente la demande par le biais des revenus générés par les facteurs de production (travail, capital, produits énergétiques et matériaux). Par rapport aux modèles énergétiques de type *bottom-up* tels que MARKAL (Fishbone & Abilock, 1981) ou TIMES (Loulou *et al.*, 2005), ThreeME va au-delà de la simple description des dimensions sectorielles et technologiques en les intégrant dans un modèle macroéconomique complet.

ThreeME est un modèle néo-keynésien où, à la différence des modèles EGC classiques de type walrasiens, largement axés sur l'offre, les prix ne s'ajustent pas instantanément pour équilibrer les marchés. Le modèle est dynamique, les prix et les quantités s'ajustent lentement tandis que les producteurs ajustent leur offre à la demande. Cela présente l'avantage de permettre, à court et moyen termes, des situations de déséquilibre de marché (en particulier la présence d'un chômage involontaire) ce qui procure un cadre particulièrement adapté à l'analyse des politiques économiques et énergétiques.

10. Le modèle est en open-source et son code est accessible à la page suivante : https://github.com/ThreeME-org/ThreeME_V3-open

Figure V – Représentation schématique du modèle ThreeME



Source : <https://www.threeme.org/documentation>

Ce modèle maximise l'utilité de chaque agent à la période t sous réserve de plusieurs contraintes, telles que l'équilibre des marchés (par exemple, la demande est égale à l'offre). Le modèle est dynamique récursif (c'est-à-dire myope), ce qui signifie qu'il optimise d'abord la période t et utilise ensuite les résultats endogènes (par exemple, les prix, les salaires et les niveaux de production) pour optimiser la période suivante (c'est-à-dire $t+1$). Une fois que le modèle a optimisé la dernière période (déterminée par l'utilisateur), il fournit la projection des paramètres endogènes, tels que les prix, le revenu des ménages, le PIB et le taux d'emploi, sur l'ensemble de l'horizon. En outre, ThreeME nécessite plusieurs paramètres exogènes : la matrice de comptabilité sociale (*Social Accounting Matrix*, SAM) de l'année de base, les prévisions de croissance de la population, celles de la productivité des facteurs, ainsi que les

différentes élasticités de substitution. La SAM est une base de données complète couvrant une économie nationale, qui enregistre l'ensemble des transactions entre les agents économiques pour une date donnée (Kehoe, 1996). Les prévisions relatives à la population et à la croissance économique déterminent la disponibilité de la main-d'œuvre et les gains de productivité tendanciels. Les élasticités définissent le degré de substitution entre les facteurs de production dans les fonctions de production. Dans une fonction *Constant Elasticity of Substitution* (CES), la substitution entre les facteurs de production peut suivre soit une fonction de production linéaire, soit une fonction de production à proportion fixe (c'est-à-dire Leontief), soit une fonction de production de Cobb-Douglas. La fonction de production linéaire représente un processus de production dans lequel les facteurs de production sont des substituts parfaits (par exemple, le

travail peut être complètement remplacé par le capital). La fonction de production à proportion fixe reflète un processus de production dans lequel les facteurs de production sont requis dans des proportions fixes. Dans la fonction de production Cobb-Douglas, les intrants peuvent être substitués, même si ce n'est pas parfaitement. ThreeME repose sur une fonction de production CES imbriquée (Reynès, 2019) pour décrire la substitution entre les facteurs de production. Cette fonction de production CES, dite KLEM, combine quatre facteurs de production, le capital (K), le travail (L), l'énergie (E) et les matières (M). Les facteurs de production peuvent être substitués les uns aux autres, les paramètres d'élasticité de substitution déterminant le niveau de substitution entre chacun d'entre eux. Chaque paire (c'est-à-dire $K-E$, $KE-L$, $KEL-M$) a sa propre élasticité de substitution, qui est expliquée plus en détail dans la description du modèle (Reynès *et al.*, 2021). Une caractéristique essentielle d'un modèle macroéconomique néo-keynésien standard AS-AD (offre et demande agrégées) est que la demande détermine l'offre. La demande comprend la consommation (intermédiaire et finale), l'investissement et l'exportation, tandis que l'offre provient des importations et de la production intérieure. Par rétroaction, et avec éventuellement quelques décalages, l'offre affecte la demande par le biais de plusieurs mécanismes. Le niveau de production détermine la quantité d'intrants utilisés par les entreprises et donc la quantité de leur consommation intermédiaire et de leur investissement, qui sont deux composantes de la demande. Il détermine également le niveau de l'emploi et, par conséquent, la consommation finale des ménages. Un autre effet de l'emploi sur la demande passe par la fixation des salaires via le taux de chômage qui dépend également de la population active. Cette dernière est principalement déterminée par des facteurs exogènes tels que la démographie, mais aussi par des facteurs endogènes comme celui de la participation au marché du travail qui influe sur la population active.

2.2. Calibration de ThreeME et intégration des données de la CRE

Le modèle ThreeME pour la France a été calibré en utilisant les données des comptes nationaux disponibles auprès d'Eurostat, l'année de base étant ici 2015. Après l'année de base, le seul choc intégré est celui d'une hausse mondiale des prix de l'énergie à partir de 2021 pour représenter et isoler la dynamique observée des prix de l'énergie et permettre une analyse indépendante de toute autre variation de l'économie. La

prise en compte de ce choc consiste à intégrer la hausse du *Dutch TTF* avec un coefficient de transmission de 50 %¹¹. Afin de modéliser les prix à la consommation de l'énergie en France, une modification supplémentaire est apportée aux mécanismes de formation des prix à la consommation pour refléter la structure de régulation des prix mentionnée ci-dessus. Toutes les autres équations conservent la spécification canonique du modèle ThreeME standard pour la France.

2.2.1. Les prix énergétiques

Dans le cadre du modèle, les équations de prix s'appuient sur des processus d'ajustement (voir annexe 2). Dans le cadre de cet article, nous avons modifié les équations de prix à destination des ménages pour deux produits énergétiques : l'électricité et le gaz. Afin d'introduire la politique de bouclier tarifaire menée, les équations de formation de prix de ces deux produits énergétiques sont déterminées de manière exogène pour refléter le caractère administré de ces prix, que ce soit dans le cadre du scénario de référence, ou dans celui où le bouclier tarifaire est introduit en le spécifiant comme le prix observé lors de la période précédente auquel est appliqué le taux de croissance des prix déterminé par le gouvernement (et ce dans les deux scénarios).

Formellement nous l'écrivons :

$$P_{ce,t}^{CH} = (1 + \tau_{ce,t}) P_{ce,t-1}^{CH} \quad (1)$$

où $P_{ce,t}^{CH}$ est l'indice de prix à la consommation à la période t des produits énergétiques ce , gaz et électricité, et $\tau_{ce,t}$, le taux de croissance annuel déterminé de manière exogène. Pour les autres biens de consommation, le mécanisme de formation des prix est celui utilisé par défaut dans le modèle, à savoir que les prix suivent un processus d'ajustement. Pour modéliser la politique, nous intégrons un prix de référence, qui correspond au prix théorique de la CRE, en plus de ce prix réglementé. Le coût de cette politique pour le gouvernement est la différence entre ces deux prix. Dans le scénario de référence, ces deux prix sont égaux, de sorte que le coût de la politique est effectivement nul. Contrairement au cadre réel de la politique du bouclier tarifaire plus étendue dans ses outils, nos simulations n'incluent pas la partie de la politique financée par les allègements fiscaux mentionnés dans la section 2.2, car les taxes concernées n'ont pas de contrepartie pour les consommateurs dans le cadre standard

11. Ce coefficient est repris de l'étude de Hernäs *et al.* (2023). Il a été estimé entre le Dutch TTF et le prix de vente sur le marché du gaz pendant la période entre avril 2021 et août 2022 et pour l'ensemble des états membres de l'Union européenne.

de ThreeME. Cela implique que la comparaison des résultats des simulations concernant le coût de la politique avec le coût budgétaire observé ne peut pas être fait directement.

Afin d'obtenir les séries de prix énergétiques utilisées pour la calibration du scénario, une reconstruction du prix moyen pour le consommateur sur la base des TRV a été calculée. Ainsi pour l'électricité, la CRE publie les TRVe applicables avec le bouclier tarifaire (hors taxes et TTC) ainsi que les TRV théoriques hors taxes uniquement. Le TRV théorique TTC est recalculé en supposant que sans la mesure de bouclier tarifaire la TICFE serait restée à son niveau de fin 2021. Sur la base de ces deux séries, on utilise le consommateur type tel que défini par la CRE, soumis au tarif « bleu » de base¹² avec une consommation annuelle de 2 400 kWh, souscrivant à une puissance de 6 kVA. Ceci permet d'estimer un prix moyen par kWh en prenant en compte les coûts fixes.

De même pour le gaz, où le consommateur type de la CRE retenu pour ces travaux est celui utilisant le gaz pour un usage mixte (eau chaude, cuisson) et chauffage, avec une consommation annuelle de 13,48 MWh pour un niveau de prix local de NP2¹³.

La dynamique des prix des produits énergétiques telle que modifiée dans ThreeME pour les besoins de l'étude est présentée sur la figure VI ci-dessous. À l'exception de la période 2021-2024, tous les prix évoluent de manière tendancielle de +2 % par an. Pour les prix de gros, sur la base des observations empiriques du *Dutch TTF*, nous fixons un choc de prix consistant en une augmentation de 162 % en 2021, puis de nouveau en 2022. Nous diminuons ensuite le prix de 43 % en 2023 et en 2024. Le choc impulsé jusqu'en 2021 (inclus) diffère des variations empiriques du *Dutch TTF*, car le prix moyen annuel du gaz avait atteint son point le plus bas en 2020, et a augmenté de 400 % en 2021 et 177 % en 2022. Pour les simulations ThreeME, nous avons choisi de lisser la progression du prix du gaz de l'année de base (2015) jusqu'en 2022 afin d'avoir une tendance stable dans les années antérieures à 2022 pour faciliter à la fois les calculs et l'analyse des résultats.

Le scénario de référence correspond ici à un monde sans aucune mesure d'atténuation des prix à la consommation. Par conséquent, nous utilisons l'augmentation théorique moyenne des prix (avant taxes) fixée par la CRE comme point de référence. Pour l'analyse, nous modifions ensuite cette spécification du prix à la

consommation pour inclure le prix avant impôts déterminé par la politique de bouclier tarifaire.

Une dernière modification du modèle est apportée pour s'assurer que la quantité consommée réagit au changement de prix comme cela a été observé en 2022 (et corrigé des effets météorologiques) avec une diminution de la consommation d'électricité et de gaz de respectivement 1,7 % et 6,2 %¹⁴. Nous calibrons la part de consommation incompressible dans le système de demande des ménages pour ces produits afin de reproduire la baisse de consommation imputée pour les années 2022 et 2023.

3. Résultats

Nous avons effectué des simulations avec le modèle ThreeME sur une période de 35 ans, à partir de l'année de base 2015 (date à laquelle le modèle est calibré à partir des données d'Eurostat) et pour les deux scénarios décrits ci-dessus.

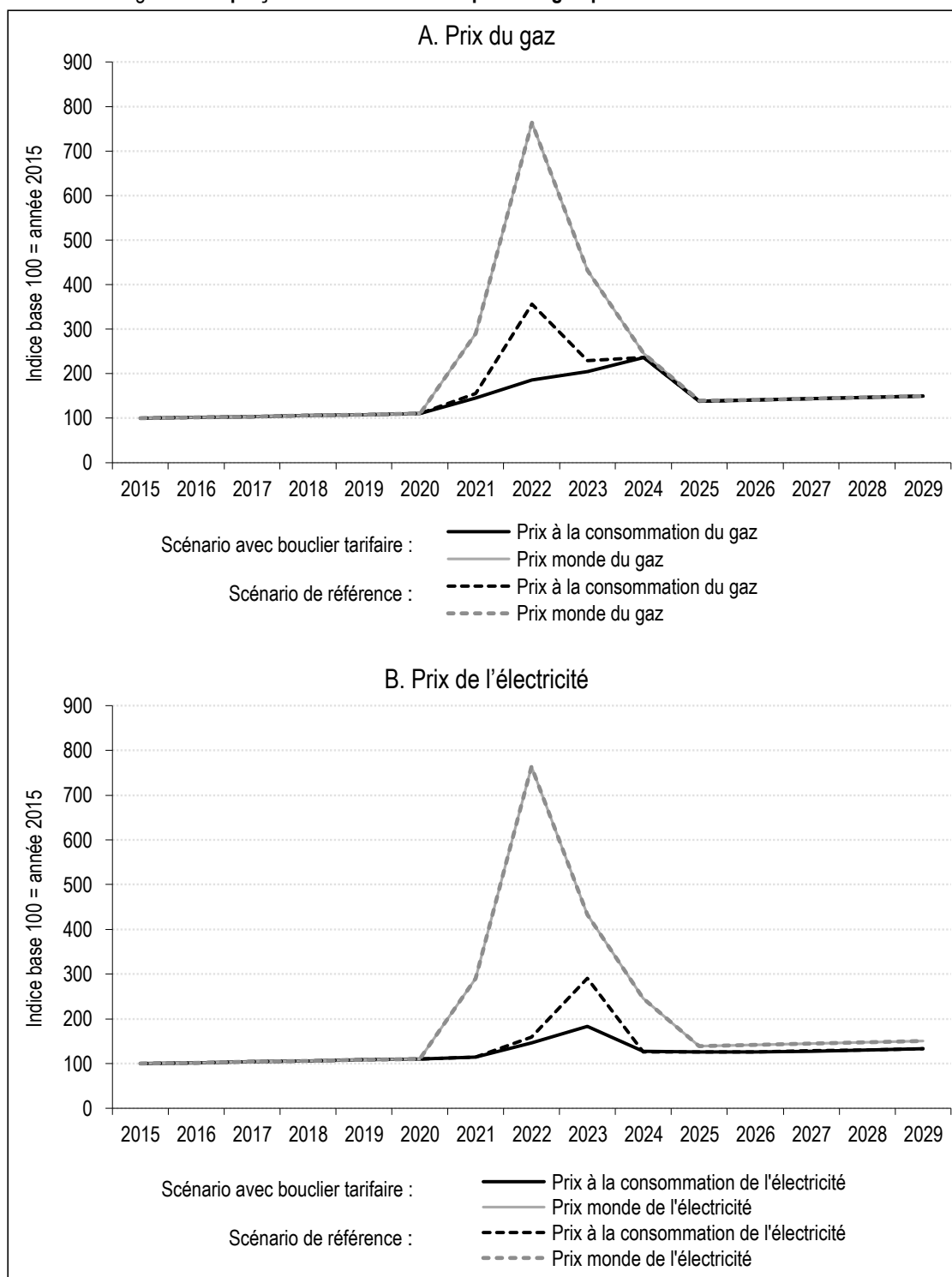
Le scénario de référence auquel est comparé le scénario avec bouclier tarifaire dans la suite de notre analyse est une variante, dans laquelle un choc sur les prix mondiaux de l'énergie vient perturber l'état stationnaire de ThreeME (*steady-state*), ainsi qu'une évolution déterminée de manière exogène des prix à la consommation des ménages reflétant la politique de tarification de l'énergie en France. Le scénario stationnaire, quant à lui, est construit avec un taux de croissance à 1,25 % et une inflation stable à 2 % et la figure VII propose une comparaison entre les scénarios avec choc des prix et cet état stationnaire, afin de mieux appréhender l'effet de la crise modélisée par la suite. Sur ce graphique, nous pouvons voir que le choc des prix introduit engendre à son pic en 2023 une baisse du PIB de l'ordre de 0,4 % menée par la baisse de la consommation des ménages de plus de 1,6 %. Nous observons une hausse de l'investissement, malgré la baisse d'activité attendue pendant la crise, provenant de la substitution entre les facteurs de production énergie et capital face à la hausse des prix énergétiques. La hausse du PIB de 2021 est attribuable à la baisse des importations de gaz, le choc des prix de l'électricité n'intervenant qu'en 2022.

12. Le TRVe déterminé par la CRE est défini pour les tarifs réglementés dits « de base », mais aussi pour les contrats Heures pleines / Heures creuses et plus récemment les contrats de l'offre « Tempo ».

13. Soit le niveau de prix applicable au plus grand nombre des consommateurs dans la classification interne à la CRE.

14. La consommation d'électricité est fixée à un niveau de 414 TWh (contre 435 TWh en 2021) et celle de gaz à 431 TWh (contre 471 TWh en 2021).

Figure VI – Aperçu de la calibration des prix énergétiques dans le modèle ThreeME

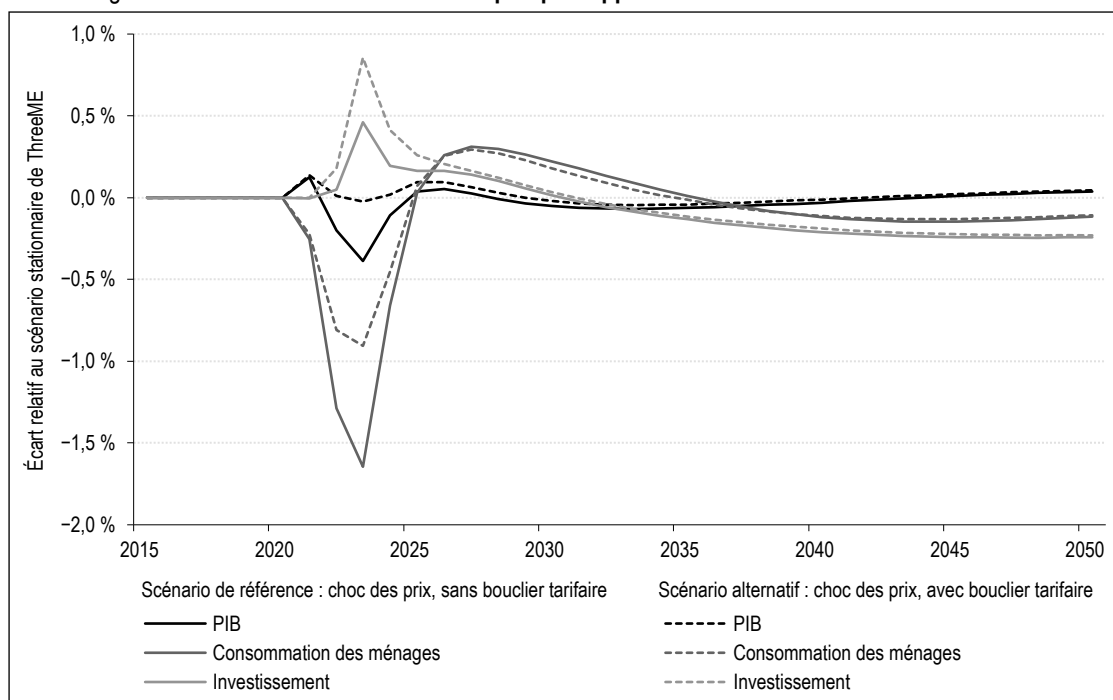


Source : simulations ThreeME.

Le troisième scénario, dit « avec bouclier tarifaire », inclut la mesure de contrôle des prix par le bouclier tarifaire portant sur le gaz et l'électricité pour les consommateurs particuliers. Il est important de rappeler que nous n'incluons aucun autre choc de prix tel que le pic d'inflation observé depuis le second semestre

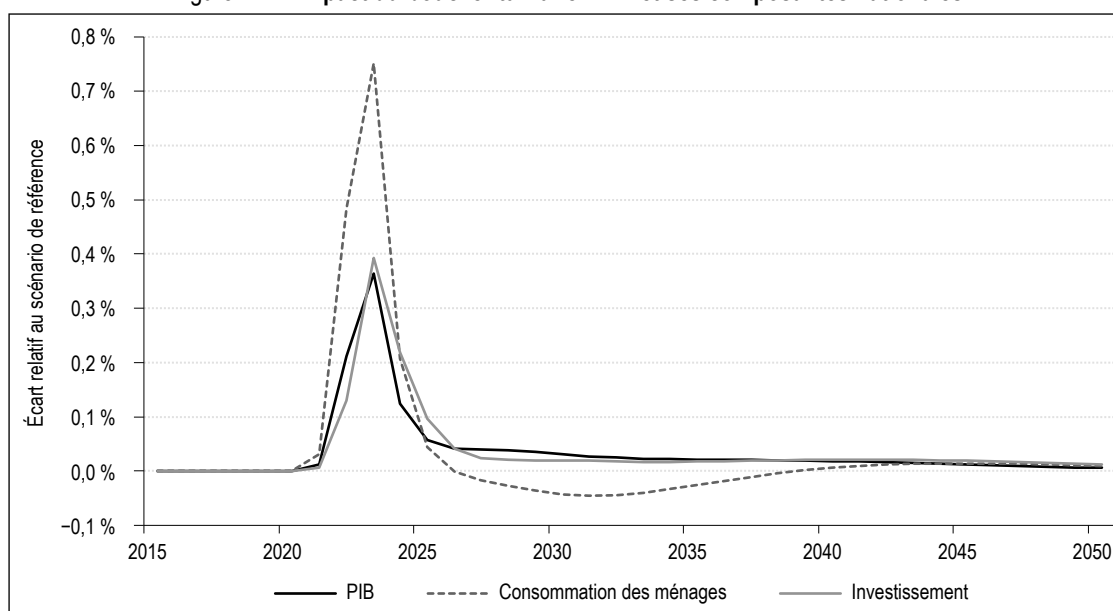
2022, et que nous ne modélisons pas non plus le choc Covid-19 dans l'économie. L'objectif est d'isoler le choc des prix de l'énergie ainsi que sa réponse politique. Par conséquent, la plupart des résultats de la simulation doivent être appréciés en termes de différence relative entre le scénario alternatif et le scénario de référence.

Figure VII – Les scénarios de choc des prix par rapport au scénario stationnaire de ThreeME



Note : les variables sont données en volume.
Source : simulations ThreeME.

Figure VIII – Impact du bouclier tarifaire : PIB et ses composantes nationales



Note : les variables sont données en volume.
Source : simulations ThreeME.

Nous constatons que l'intégration du bouclier tarifaire augmente le PIB réel de 0,2 % en 2022 et de 0,4 % en 2023, comme le montre la figure VIII. Cette augmentation est principalement due à la consommation des ménages, qui est supérieure de 0,8 % en 2022 à ce qu'elle serait sans aucune mesure prise pour atténuer l'inflation

des prix de l'énergie. Cela nous indique que la politique permet en effet de préserver le pouvoir d'achat des consommateurs, comme le montre la différence de consommation d'énergie.

Pour compléter la lecture de ces résultats, la figure VII nous indique que le bouclier

tarifaire divise presque par deux la baisse de la consommation des ménages en 2023, et annule quasiment la perte d'activité en 2022 et 2023 engendrée par le choc des prix.

Pour le gaz naturel, en 2022, la consommation diminue de 5,2 % au lieu de 17,3 % (voir la figure A1-I dans l'annexe 1). Des résultats similaires sont trouvés pour la consommation d'électricité en 2023 qui diminue de 5,9 % au lieu de 16,4 %.

Le solde du commerce extérieur, déjà déficitaire, se dégrade davantage (figure IX) car les importations augmentent en raison d'une demande accrue des ménages. En outre, étant donné que la majeure partie du gaz consommé en France est importée¹⁵, la baisse de son prix à la consommation par le biais du bouclier tarifaire en augmente la demande. En conséquence, nos simulations montrent une augmentation par rapport au scénario de référence du déficit commercial de 0,21 point de PIB en 2022 et 0,16 en 2023.

L'évolution relative au scénario de référence des importations et exportations sur le moyen-terme est présentée dans l'annexe 1 (voir la figure A1-II). On y retrouve le pic de l'augmentation des importations lorsque que le bouclier tarifaire est en place, puis une augmentation des exportations post-crise grâce à des termes de l'échange favorables avec des prix domestiques subventionnés. Pour autant, le solde commercial (figure IX) continue de se dégrader, mais dans une moindre mesure, par

rapport à celui du scénario de référence. Cette dégradation s'arrête en 2030¹⁶.

3.1. Évaluation du coût budgétaire

En ce qui concerne les finances publiques, les dépenses publiques nominales augmentent de 0,7 % en 2022 et de 0,8 % en 2023, principalement en raison du coût de la politique. En 2022, le coût de la politique est estimé dans ces simulations à environ 0,6 % du PIB nominal, le coût du bouclier tarifaire pour l'électricité représentant 15 % du coût total, le coût de la politique du gaz constituant le reste du coût (c'est-à-dire 85 %, voir la figure XI).

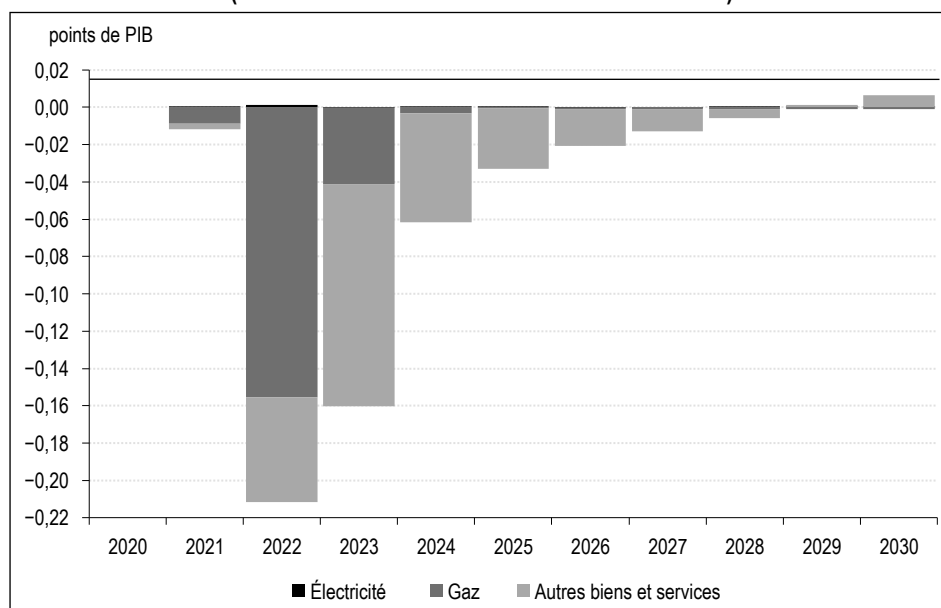
L'année suivante, le coût associé au bouclier tarifaire pour l'électricité connaît une augmentation significative. Cette hausse résulte de l'intégration, dans le tarif réglementé, des coûts destinés à compenser les prix élevés du gaz sur le marché de gros, qui n'avaient pas été pris en considération l'année précédente. Par conséquent, le coût total de cette politique s'élève à environ 0,7 % du PIB nominal pour l'année en question, avec l'électricité représentant approximativement 90 % de cette charge.

En revanche, concernant le gaz naturel, la diminution des prix de gros sur le marché entraîne

15. L'électricité, en revanche, est essentiellement produite en France. Les ratios de consommation d'énergie des ménages dans ThreeME sont approximativement de l'ordre de 99 % pour l'électricité produite localement, alors que le gaz est importé à 99 %.

16. Le solde commercial en niveau reste déficitaire. À plus long-terme (2050), le déficit commercial du scénario avec bouclier tarifaire redevient plus fort que celui du scénario de référence.

Figure IX – Solde du commerce extérieur ventilé par produit en points de PIB nominal (en différence absolue au scénario de référence)



une baisse du coût du bouclier tarifaire¹⁷. Comme le précise la CRE, même si le prix théorique du gaz pourrait être plus bas, il est fixé à hauteur du prix réglementé pour le deuxième trimestre 2023, annulant de fait le coût de la politique pour l'instant jusqu'à la fin de l'année¹⁸. Cette diminution est également attribuable à la fin du bouclier tarifaire du gaz en juin 2023 ainsi qu'à la fin des tarifs réglementés.

En raison du coût associé au bouclier tarifaire, le déficit public (figure X) se dégrade davantage par rapport au scénario de référence, qui intègre

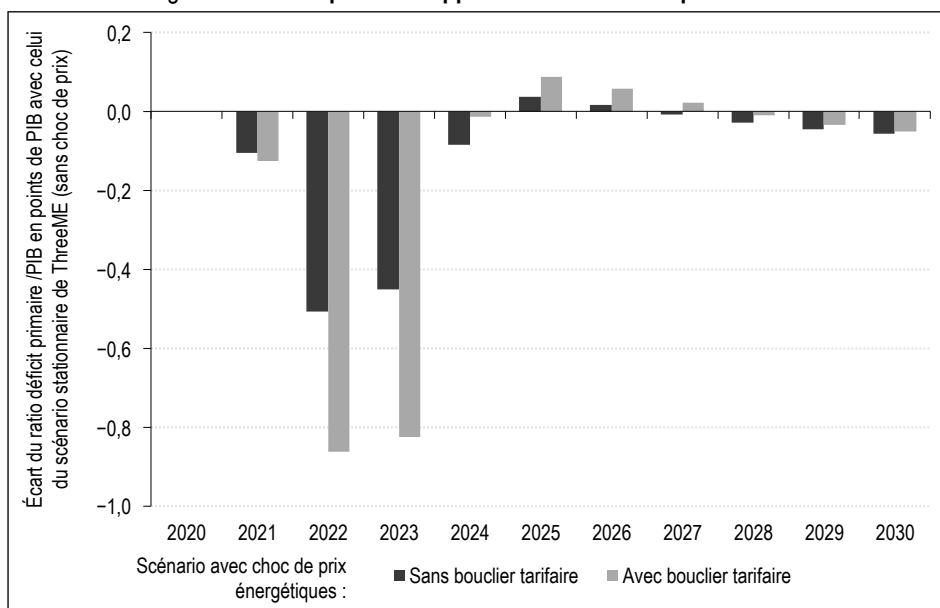
déjà un premier choc lié à la contraction de l'activité économique.

Dans le cadre du modèle utilisé, les taux d'intérêt sont considérés comme exogènes et ne réagissent

17. Nous avons réalisé un scénario alternatif dans lequel le prix théorique du gaz était fixé en fonction de la baisse des prix TTF, tout en ayant une politique forçant le prix à la consommation à être 15 % plus élevé que l'année précédente, comme le dicte la politique du bouclier énergétique. Cette configuration finit par générer un prix réglementé supérieur au prix théorique, créant ainsi un coût négatif (c'est-à-dire un revenu) de la politique du gaz.

18. La politique du gaz n'est applicable qu'au premier semestre de l'année 2023, ce qui réduit encore son coût.

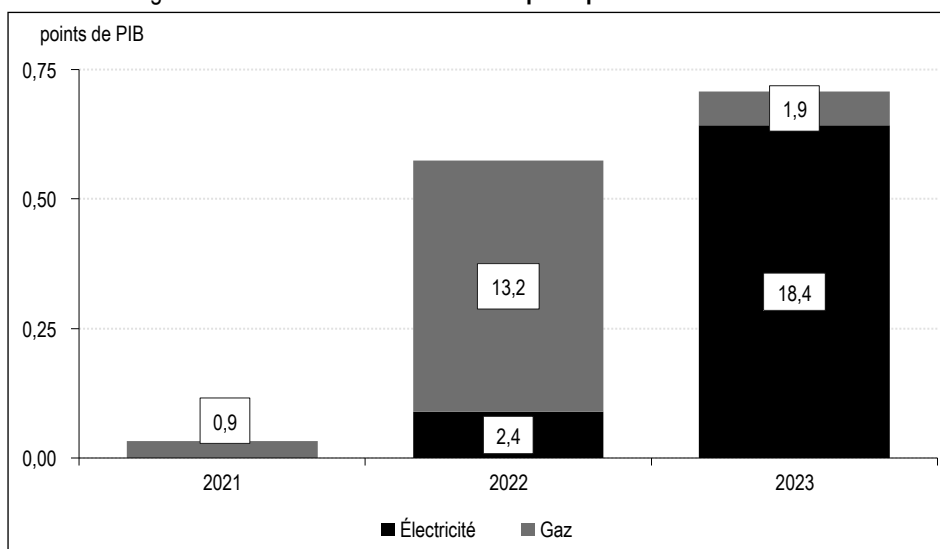
Figure X – Déficit primaire rapporté au PIB nominal par scénario



Note : le ratio déficit primaire/PIB du scénario stationnaire de ThreeME est de -0,9 pt de PIB. Ainsi même quand l'écart avec ce dernier est positif, comme à l'année 2025 par exemple, le solde primaire reste largement déficitaire.

Source : simulations ThreeME.

Figure XI – Évaluation des coûts de la politique du bouclier tarifaire



Note : les montants en euros affichés sont calculés dans le cadre des simulations ThreeME et ne peuvent être directement comparés aux coûts réels.

Source : simulations ThreeME.

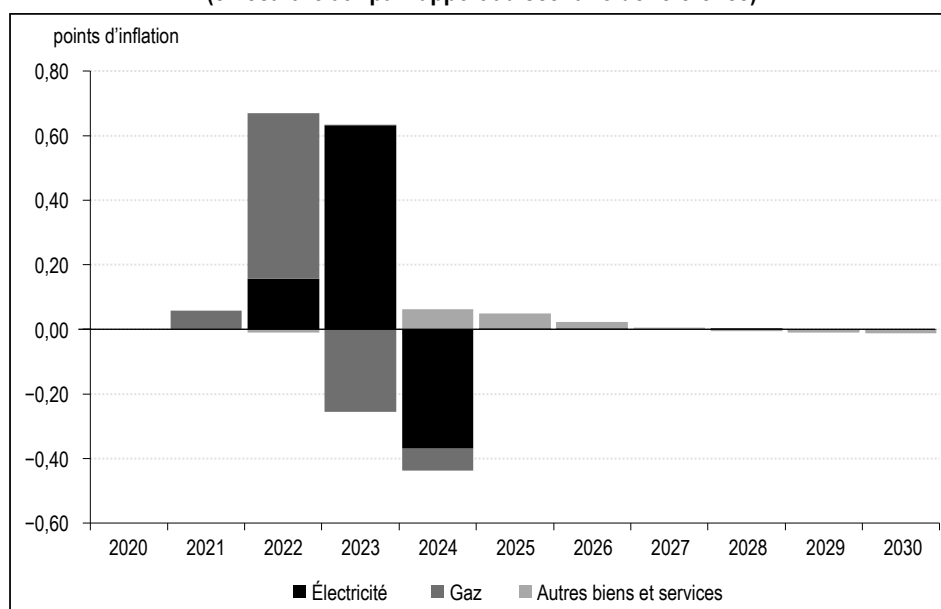
pas à l'inflation. Ainsi, bien que l'inflation aggrave le déficit pendant la crise, la baisse des prix observée après celle-ci exerce un effet favorable sur la charge de la dette accumulée dans le calcul du solde primaire. Cependant, cet effet demeure transitoire. Par la suite, une nouvelle dégradation légère mais durable du déficit rapporté au PIB nominal est observée, attribuable à une relance économique insuffisante.

À l'horizon 2030, le multiplicateur budgétaire reste inférieur à 1, atteignant un niveau de 0,6. La réduction de l'inflation permise par les mesures du bouclier tarifaire, ainsi que le surcroît d'activité économique généré par la protection

des prix de l'énergie, ne parviennent pas à compenser le coût à long terme de cette politique.

Pendant la période où le bouclier tarifaire est effectif, nous avons constaté une réduction globale de l'inflation de 0,6 pp en 2022 et de 0,4 pp en 2023 (figure XII). En 2024, les prix de l'énergie augmentent davantage que dans le scénario de référence, contribuant ainsi à une hausse globale de l'inflation de 0,4 pp (la contribution de l'énergie à la différence d'inflation est de 0,4 pp). Le bouclier tarifaire conduit également à modérer l'inflation sur les biens et services non énergétiques via une réduction de l'inflation moindre sur la période considérée.

Figure XII – Effet du bouclier tarifaire sur l'inflation par contribution (en écart relatif par rapport au scénario de référence)



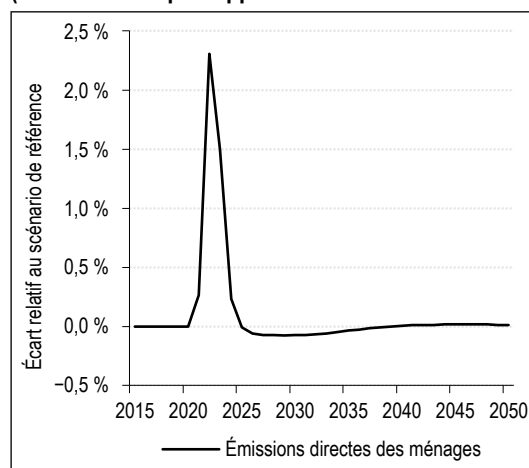
Source : simulations ThreeME.

L'objectif du bouclier tarifaire étant de maintenir le pouvoir d'achat des ménages en modérant la hausse des prix de l'énergie, le résultat sur la dynamique des émissions est sans surprise similaire à celle de la consommation énergétique, ce qui se traduit par une augmentation des émissions directes de gaz à effet de serre par les ménages par rapport au scénario de référence, culminant à 2,5 % en 2023 avant de refluer à leur niveau initial (figure XIII).

3.2. Tests de sensibilité

Les résultats simulés dépendent au premier ordre de la distribution des paramètres retenue dans la calibration du modèle, que ce soit sur la sensibilité à un changement de prix (les élasticités-prix), ou dans la vitesse à laquelle ces réactions se

Figure XIII – Émissions directes des ménages (en écart relatif par rapport au scénario de référence)



Source : simulations ThreeME.

réalisent (les paramètres d'ajustement). Afin de pouvoir apprécier la sensibilité de nos résultats macroéconomiques au choix de ces paramètres, nous avons simulé pour le même scénario de bouclier tarifaire, plusieurs variantes se différenciant par le choix de la valeur de l'élasticité de substitution η^{LESCES} dans l'équation de propension marginale à consommer (équation 24 de l'annexe 2). Dans le scénario central, nous retenons une valeur d'élasticité-prix égale à $-0,5$ et testons dans cette partie six valeurs alternatives $\{-1; -0,8; -0,6; -0,4; -0,2; 0\}$.

Nous trouvons ainsi que l'effet du bouclier tarifaire sur la consommation reste dans un intervalle compris entre 0,39 % (élasticité à -1) et 0,64 % (élasticité à 0) pour 2022 et entre 0,57 % et 1,03 % pour 2023, avec une convergence très rapide autour de la valeur centrale des effets observés une fois la politique levée (figure XIV). L'effet mesuré via la variation du PIB, reste similaire, avec des effets compris dans un intervalle entre 0,48 % (élasticité-prix à -1) et 0,28 % (élasticité-prix à 0). Ces tests nous indiquent que si l'amplitude de l'effet observé dépend fortement du choix de valeur retenu pour ce paramètre, les dynamiques macroéconomiques que nous trouvons, elles, restent valides.

4. Discussion

La mise en place du bouclier tarifaire a démontré une efficacité notable dans la réalisation de ses objectifs initiaux, notamment la préservation du pouvoir d'achat des consommateurs et la

maîtrise d'une inflation élevée. En 2022 et en 2023, une réduction significative de la consommation d'énergie a été observée, imputable non seulement à la hausse des prix et à des conditions météorologiques favorables, mais également à un climat d'incertitude concernant l'évolution des prix futurs.

Concernant l'inflation, l'Institut national de la statistique et des études économiques (Insee) estime que cette politique a permis de réduire de moitié les niveaux d'inflation en France (Bourgeois & Lafrogne-Joussier, 2022).

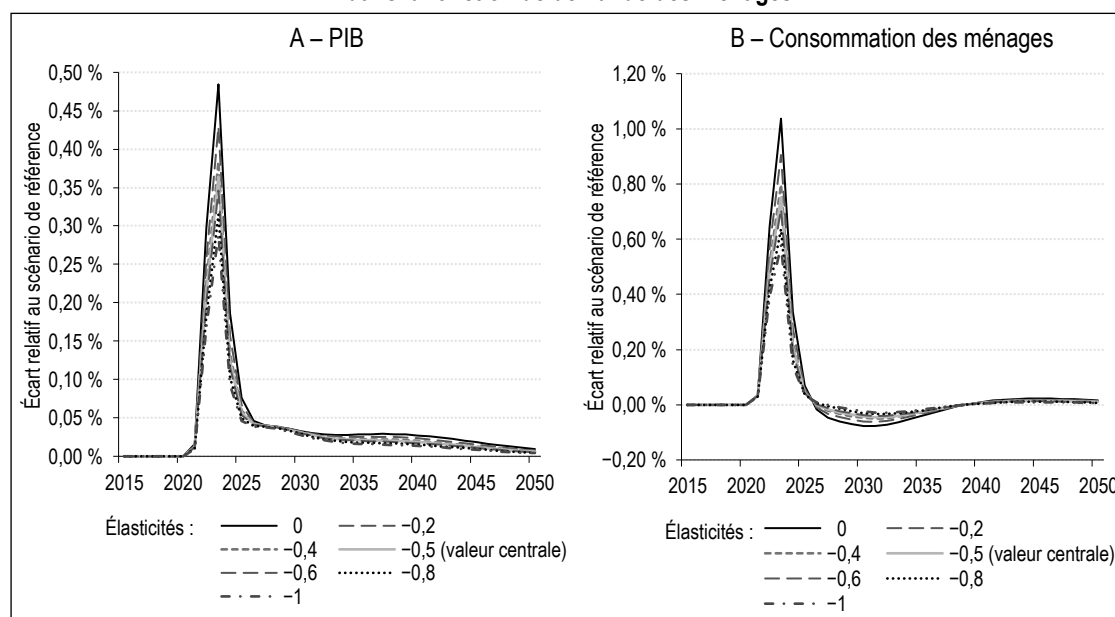
Concernant l'efficacité globale, le choix de ce type de politique soulève plusieurs interrogations, tant sur ses implications économiques à long terme que sur ses impacts structurels. L'un des inconvénients majeurs de ce type de politique publique est qu'elle neutralise le signal-prix, et ne conduit donc pas nécessairement les ménages à modérer leur consommation autant qu'ils le feraient en son absence. À titre de comparaison, le système allemand intègre mieux cette dimension de signal-prix en ne protégeant qu'une partie de la consommation¹⁹, le reste étant tarifé au prix du marché²⁰.

La France a mis en œuvre une politique qui bénéficie à tous les consommateurs, comme cela a été le cas avec la réduction des prix de l'essence par

19. 80 % de la consommation passée.

20. Il faut cependant noter qu'il n'y a pas de distinction entre la consommation en heures creuses et en heures pleines, et donc d'incitation à modérer la consommation au moment où le coût de production est le plus élevé.

Figure XIV – Effets sur la consommation des ménages et le PIB selon plusieurs valeurs d'élasticité-prix dans la fonction de demande des ménages



Source : simulations ThreeME.

le gouvernement, sans ciblage retenu. Comme nous l'observons dans nos résultats, la consommation des ménages est plus élevée lorsque le bouclier est en place. Le ciblage de la mesure permettrait d'éviter de subventionner la consommation de ménages relativement insensibles aux variations des prix de l'énergie, tout en aidant des ménages à faibles revenus à sortir de la pauvreté énergétique, conformément aux conclusions de Chaton & Gouraud (2020). Afin de simuler une telle spécification dans ThreeME, il aurait fallu intégrer dans le modèle une distinction entre les ménages par classe selon leur niveau de revenu, ce que la version du modèle utilisée ici n'a pas permis. Des résultats similaires, sinon meilleurs, auraient sans doute pu être obtenus si les conditions de ressources des ménages avaient pu être prises en compte.

Nous avons indiqué que le coût de la politique dépendait non seulement du système de tarification mais aussi, comme attendu, du prix du gaz sur le marché de gros. Ces prix sont très volatils (comme le montre la figure III), ce qui signifie que la prévision du coût final de la politique est très incertaine et dépend du prix à un moment donné. Le Ministère français des finances a produit plusieurs prévisions à environ six mois d'intervalle dans le cadre de ses exercices budgétaires annuels, depuis celle pour le budget annuel 2023, publiée en septembre 2022, à une dernière révision en date dans le cadre du Programme de Stabilité 2024, publiée en avril 2024. La baisse des prix spot du gaz observée depuis fin août 2022 a permis de réduire drastiquement le coût global de la mesure par rapport aux premières estimations faites par le gouvernement. Par exemple, pour l'année 2023, l'estimation du coût du bouclier gazier s'élevait initialement à 9,8 milliards d'euros ; le prix pour le *Dutch TTF* était le plus élevé. Cette estimation a été révisée à 2 milliards d'euros en avril 2024, après une baisse significative des prix (cf. figure IV). Les cotations du *Dutch TTF* sont depuis revenues à des niveaux similaires à ceux antérieurs à la crise énergétique.

Bien que cela ne semble pas être un problème en soi, car une politique moins coûteuse est en principe toujours souhaitable, d'autant plus qu'elle intervient après plusieurs années d'augmentation des dépenses non programmées, il est toutefois difficile d'écarter, surtout en ces temps d'incertitude, la possibilité d'une situation inverse, où la hausse des prix énergétiques se serait prolongée, aggravant alors le coût pour les finances publiques.

Cela pose la question des dépenses non planifiées pour les décideurs politiques, dont les

conséquences vont de la remise en question de la crédibilité de la politique économique à un accroissement imprévu de la dette publique. On peut également avancer qu'une surestimation du coût budgétaire peut entraîner des effets d'éviction pour les finances publiques, affectant in fine l'arbitrage entre différentes politiques au sein d'un budget qui aurait pu être plus efficace.

Le travail présenté ici a pour but principal l'évaluation d'une politique de blocage de prix en temps de crise. Cette évaluation se heurte néanmoins à quelques limites posées par le cadre de la modélisation choisi qu'il convient de mentionner ici.

Pour ce qui est de l'évaluation des coûts du bouclier tarifaire, nous notons que nos résultats diffèrent des estimations du gouvernement (cf. figure IV), même en supprimant les coûts effectifs de l'allègement fiscal que nous n'avons pas pris en compte dans ThreeME. Ceci suggère que les estimations du gouvernement pourraient être basées sur une estimation différente du prix théorique. Aux dernières estimations du gouvernement (PSTAB 2024) la partie « compensation aux fournisseurs » du bouclier tarifaire gaz est estimée à 4,5 Mds d'euros en 2022 et 2 Mds en 2023 (contre 13,2 Mds et 1,9 Md dans nos simulations). Pour le bouclier tarifaire de l'électricité, les estimations du gouvernement sont à 10,3 Mds d'euros en 2022 et 15,5 Mds en 2023 (contre 2,4 Mds et 18,4 Mds dans nos simulations). Il apparaît donc que nos simulations surestiment le coût du bouclier gaz en 2022, et donnent une répartition temporelle différente des coûts du bouclier électricité.

Néanmoins, les sommes totales sur les deux ans restent comparables, même si elles sont légèrement surestimées avec en 2022 14,8 Mds d'euros (PSTAB 2024) contre 15,6 Mds (ThreeME) et en 2023 17,5 Mds d'euros (PSTAB 2024) contre 20,3 Mds (ThreeME). Notre étude n'intègre pas une partie du dispositif qui forme le bouclier tarifaire, à savoir les allègements fiscaux sur le gaz et l'électricité qui avaient également contribué à faire baisser les prix. Nous notons que bien que le modèle présente des comportements plutôt linéaires, il n'est pas pour autant forcément possible dans ce cas précis d'évaluer par extrapolation l'effet de la politique du bouclier tarifaire dans son entièreté, c'est-à-dire en ajoutant la partie liée aux allègements fiscaux omis de ce travail. Ces derniers ne concernent que le bouclier tarifaire de l'électricité, alors que les simulations produites proposent les résultats croisés de celui du gaz et de l'électricité.

Une autre limite de ce travail concerne la modélisation du commerce extérieur. Le modèle est construit pour la France et bien que l'économie soit ouverte, celle-ci n'est représentée que par une composante « reste du monde » avec peu de réaction autre qu'une demande mondiale réagissant aux évolutions de prix relatifs. Dans le cadre de cet exercice, le reste du monde n'est pas affecté par le choc de prix énergétique : nous sommes donc dans un cadre d'analyse imparfait pour retranscrire l'ensemble des chocs induits par la hausse brutale des prix de l'énergie en Europe. Une des conséquences directes serait une baisse de la demande adressée à la France par ses partenaires commerciaux, au premier ordre ceux membres de l'Union européenne, ce qui aurait à priori amplifié le déficit commercial via une baisse des exportations accrue. Les réponses politiques des autres pays au choc des prix sont également inexistantes, alors que nos principaux partenaires européens ont eux aussi mis en place des mesures d'atténuation des prix et de protection de leurs économies ayant des effets de contagion sur les prix de l'énergie comme le montrent Bayer *et al.* (2023). À ce titre, les résultats sur le commerce extérieur pourraient être moins favorables à l'économie française.

* *

Il ressort de ce travail de simulation que le système de bouclier tarifaire a préservé l'activité économique avec, relativement à un scénario de référence sans bouclier tarifaire, un PIB plus élevé de 0,2 % en 2022 et de 0,4 % en 2023, pour un coût budgétaire relativement élevé estimé à 0,5 % du PIB nominal en 2022 et 0,7 % en 2023. Nous estimons un multiplicateur budgétaire sur les huit années suivant la mise en place de cette

politique à 0,6. Par ailleurs la consommation des ménages reste supérieure de 0,75 % pour 2022 à ce qu'elle aurait été sans la mesure.

Il est cependant important de rappeler le contexte d'urgence dans lequel ces politiques ont été mises en œuvre, et la rapidité avec laquelle elles ont dû être déployées, notamment en reproduisant un instrument existant, déjà utilisé pour les départements et régions d'outre-mer.

Ainsi, même si le bouclier tarifaire a permis de maintenir l'inflation à des niveaux plus tolérables, notamment pour les ménages les plus exposés, il reste difficile de considérer cette mesure comme pérenne, car elle intègre trop peu la dimension de l'efficacité dans la dépense publique et va à l'encontre des politiques de transition bas-carbone. Introduire une subvention indirecte à la consommation finale d'énergie conduit à un brouillage du signal prix alors que celui-ci aurait pu mener à davantage de modération des consommations énergétiques.

Ce travail constitue une première approche de modélisation tirant partie d'un modèle (ThreeME) en mesure de représenter les spécificités sectorielles d'un choc ciblé de prix. Une extension de ce travail serait d'intégrer pleinement les autres composantes du bouclier tarifaire comme les transferts directs aux ménages ou les exemptions de taxes sur les produits énergétiques pour permettre d'affiner le chiffrage des montants budgétaires. Cette évaluation de politique publique par un modèle qui allie une composante climat et énergie à un cadre d'analyse macroéconomique multisectoriel souligne également l'importance pour les institutions de davantage intégrer aux grilles de lecture traditionnelles ces considérations dans la décision de la politique publique, et ce également quand elle s'applique à répondre à des problématiques conjoncturelles. □

BIBLIOGRAPHIE

- Ari, A., Arregui, N., Black, S., Celasun, O., Iakova, D., Mineshima, A., Mylonas, V., Parry, I., Teodoru, I. & Zhunussova, K. (2022).** Surging Energy Prices in Europe in the Aftermath of the War: How to Support the Vulnerable and Speed up the Transition Away from Fossil Fuels. IMF, *Working Papers* 2022/152. <https://www.imf.org/-/media/Files/Publications/WP/2022/English/wpica2022152-print-pdf.ashx>
- Armington, P. S. (1969).** A Theory of Demand for Products Distinguished by Place of Production (Une théorie de la demande de produits différenciés d'après leur origine) (Una teoria de la demanda de productos distinguiendolos segun el lugar de produccion). *Staff Papers*, 16(1), 159–178. <https://doi.org/10.2307/3866403>
- Auclert, A., Monnery, H., Rognlie, M. & Straub, L. (2023).** Managing an Energy Shock: Fiscal and Monetary Policy. NBER, *Working Papers* 31543. <https://ideas.repec.org/p/nbr/nberwo/31543.html>
- Bayer, C., Kriwoluzky, A., Müller, G. J. & Seyrich, F. (2023).** Hicks in HANK: Fiscal Responses to an Energy Shock. CRC TR 224 *Discussion Paper Series* crctr224_2023_474. University of Bonn; University of Mannheim, Germany. https://ideas.repec.org/p/bon/boncrc/crctr224_2023_474.html
- Blanchard, O. & Katz, L. F. (1999).** Wage Dynamics: Reconciling Theory and Evidence. *American Economic Review*, 89(2), 69–74. <https://doi.org/10.1257/aer.89.2.69>
- Bourgeois, A. & Lafrogne-Joussier, R. (2022).** La flambée des prix de l'énergie : un effet sur l'inflation réduit de moitié par le « bouclier tarifaire ». *Insee Analyses* N° 75. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/6524161>
- Brown, M. & Heien, D. (1972).** The S-Branch Utility Tree: A Generalization of the Linear Expenditure System. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 40(4), 737–747. <https://doi.org/10.2307/1912967>
- Callonnec, G. & Cancé, R. (2022).** Évaluation macroéconomique de la Stratégie nationale bas-carbone (SNBC2) avec le modèle ThreeME. Ministère de la Transition Écologique, *Document de travail*, février 2022. https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/documents/%C3%89valuation%20macro%C3%A9conomique%20de%20la%20Strat%C3%A9gie%20nationale%20bas-carbone_0.pdf
- Callonnec, G., Landa, G., Malliet, P. & Reynes, F. (2013).** Macro-economic assessment of energy visions 2030-2050 by the ADEME-Technical document. ADEME. <https://bibliothèque.ademe.fr/ged/6711/evaluation-macroeconomique-visions-energetiques-2030-2050-med00090136.pdf>
- Chaton, C. & Gouraud, A. (2020).** Simulation of fuel poverty in France. *Energy Policy*, 140, 111434. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111434>
- Fishbone, L. G. & Abilock, H. (1981).** Markal, a linear-programming model for energy systems analysis: Technical description of the BNL version. *International Journal of Energy Research*, 5(4), 353–375. <https://doi.org/10.1002/er.4440050406>
- Hamdi-Cherif, M., Malliet, P., Plane, M., Reynes, F., Saraceno, F. & Tourbah, A. (2022).** *Greening Europe: 2022 European Public Investment Outlook*. Open Book Publishers. <https://www.openbookpublishers.com/books/10.11647/obp.0328>
- Hernnäs, H., Johannesson-Lindén, Å., Kasdorp, R. & Spooner, M. (2023).** Pass-through in EU electricity and gas markets. *Quarterly Report on the Euro Area (QREA)*, 22(2), 23–34. <https://ideas.repec.org/a/euf/qreuro/0222-02.html>
- Heyer, E., Reynès, F. & Sterdyniak, H. (2007).** Structural and reduced approaches of the equilibrium rate of unemployment, a comparison between France and the United States. *Economic Modelling*, 24(1), 42–65. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2006.06.005>
- IEA (2023).** *Europe's energy crisis: Understanding the drivers of the fall in electricity demand*. <https://www.iea.org/commentaries/europe-s-energy-crisis-understanding-the-drivers-of-the-fall-in-electricity-demand>
- Kehoe, T. J. (1996).** Social Accounting Matrices And Applied General Equilibrium Models. Federal Reserve Bank of Minneapolis, *Working Paper* 563. <https://users.econ.umn.edu/~tkehoe/papers/wp563.pdf>
- Klein, C. & Simon, O. (2010).** Le modèle MÉSANGE : nouvelle version réestimée en base 2000. *Document de Travail de la DGTPÉ* N° 2010/02, 66–205. <https://www.tresor.economie.gouv.fr/Articles/c8c71bdc-bc87-4430-b593-ea0ba60c01cf/files/85b1504b-4967-4f7d-92b0-ec96b4d920df>
- Langot, F., Malmberg, S., Tripier, F. & Hairault, J.-O. (2023).** The Macroeconomic and Redistributive Effects of Shielding Consumers from Rising Energy Prices: the French Experiment. CEPREMAP, *Working Papers* 2305. <https://ideas.repec.org/p/cpm/docweb/2305.html>
- Layard, R., Nickell, S. J. & Jackman, R. (2005).** *Unemployment: Macroeconomic performance and the labour market*. Oxford University Press on Demand.

Loulou, R., Remme, U., Kanudia, A., Lehtila, A. & Goldstein, G. (2005). *Documentation for the TIMES model part II.* Energy Technology Systems Analysis Programme.

Malliet, P., Reynès, F., Landa, G., Hamdi-Cherif, M. & Saussay, A. (2020). Assessing short-term and long-term economic and environmental effects of the COVID-19 crisis in France. *Environmental and Resource Economics*, 76(4), 867–883. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10640-020-00488-z>

Reynès, F. (2010). The Phillips curve as a more general model than the Wage Setting curve. OFCE, *Working Paper* 2010-28.

Reynès, F. (2019). The Cobb–Douglas function as a flexible function: A new perspective on homogeneous functions through the lens of output elasticities. *Mathematical Social Sciences*, 97, 11–17. <https://doi.org/10.1016/j.mathsocsci.2018.10.002>

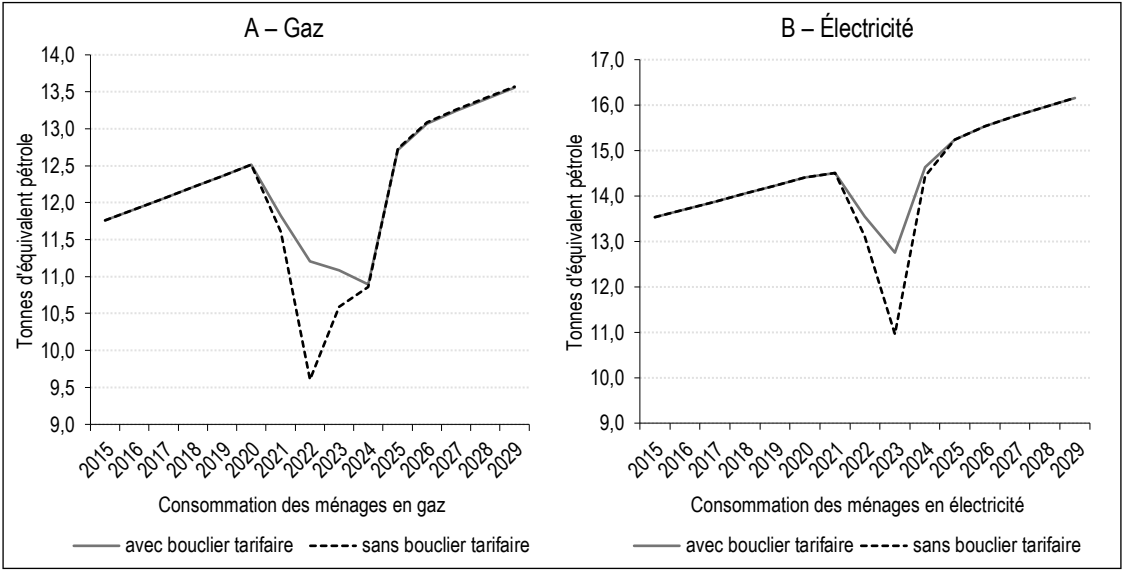
Reynès, F., Callonnec, G., Saussay, A., Landa, G., Malliet, P., Gueret, A., Hu, J., Hamdi-Cherif, M. & Gouédard, H. (2021). *ThreeME Version 3 Multi-sector Macroeconomic Model for the Evaluation of Environmental and Energy Policy: A full description.* February 2021.

Sgaravatti, G., Tagliapietra, S., Trasi, C. & Zachmann, G. (2023). National policies to shield consumers from rising energy prices. *Bruegel Datasets*. <https://www.bruegel.org/dataset/national-policies-shield-consumers-rising-energy-prices>

ANNEXE 1

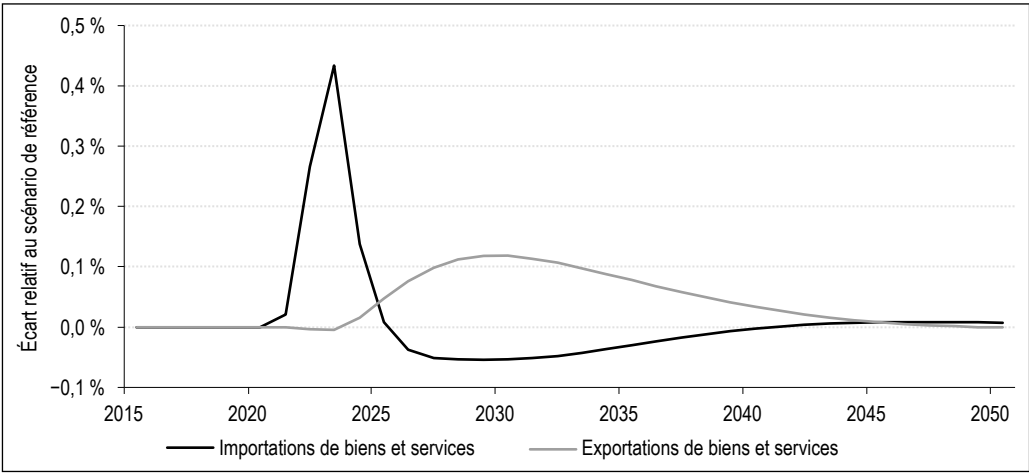
RÉSULTATS

Figure A1-I – Consommation énergétique des ménages



Source : simulations ThreeME.

Figure A1-II – Impact du bouclier tarifaire sur le commerce extérieur (en différence relative avec le scénario référence)



Source : simulations ThreeME.

DESCRIPTION DES PRINCIPALES ÉQUATIONS DE ThreeME

Spécification des mécanismes d'ajustement

Par rapport aux modèles walrasiens qui supposent une égalité constante entre l'offre et la demande avec une flexibilité parfaite des prix et des quantités, ThreeME représente de manière plus réaliste le fonctionnement de l'économie en prenant explicitement en compte un ajustement progressif des prix et des quantités (facteurs de production, consommation). Dans ce cadre keynésien, des équilibres de sous-emploi permanents ou transitoires sont possibles, où la demande détermine l'offre. ThreeME suppose que les niveaux réels de prix et de quantités s'ajustent progressivement à leur niveau notionnel. Ce dernier correspond au niveau optimal (souhaité ou cible) que l'agent économique en question (l'entreprise pour les prix et la demande de facteurs de production, le ménage pour la consommation, la banque centrale pour le taux d'intérêt, etc.) choisirait en l'absence de contraintes d'ajustement. Ces contraintes proviennent principalement des coûts d'ajustement, des limites physiques ou temporelles et des incertitudes. Formellement, nous supposons que le processus d'ajustement et les anticipations concernant les prix et les quantités sont représentés par les équations suivantes :

$$\log X_t = \lambda_0^X \log X_t^n + (1 - \lambda_0^X) (\log X_{t-1} + \Delta(\log X_t^e)) \quad (2)$$

$$\text{et} \quad \Delta(\log X_t^e) = \lambda_t^{1X} \Delta(\log X_{t-1}^e) + \lambda_t^{2F} \Delta(\log X_{t-1}) + \lambda_t^{3X} \Delta(\log X_t^n). \quad (3)$$

Lorsque X_t est la valeur réelle d'une variable donnée (par exemple, le prix de production, le travail, le capital, etc.), X_t^n représente son niveau notionnel, X_t^e sa valeur anticipée à la période t , et α_i^X sont les paramètres d'ajustement (avec $\alpha^{1X} + \alpha^{2X} + \alpha^{3X} = 1$).

L'équation (2) suppose un processus d'ajustement géométrique. La prise en compte des anticipations garantit que les variables réelles convergent vers leurs niveaux souhaités à long terme. L'équation (3) suppose que les anticipations sont adaptatives (rétrospectives). Il est à noter que l'équation (2) et l'équation (3) peuvent être reformulés dans un modèle de correction d'erreur utilisé dans les estimations économétriques afin de tenir compte de la propriété non stationnaire de certaines variables :

$$\Delta \log(X_{t-1}) = \alpha_1 \Delta \log(X_{t-1}) + \alpha_2 \Delta \log(X_{t-1}^n) - \alpha_3 \log(X_{t-1}) / (X_{t-1}^n).$$

Pour cela, les contraintes suivantes doivent être respectées :

$$\lambda_0^X = \alpha_3, \lambda_1^X = 0, \lambda_2^X = \alpha_1 / (1 - \alpha_3), \lambda_3^X = (\alpha_2 - \alpha_3) / (1 - \alpha_3).$$

Nous supposons également que les effets de substitution ($SUBST_X$) s'ajustent lentement aux effets de substitution notionnels ($SUBST_X^n$) :

$$SUBST_X_t = \lambda_4^X SUBST_X_t^n + (1 - \lambda_4^X) * SUBST_X_{t-1}. \quad (4)$$

Les trois équations ci-dessus permettent un ensemble riche d'ajustements, car elles intègrent différents types de rigidités (sur les prix et les quantités, sur les anticipations et sur les mécanismes de substitution). À titre d'illustration, nous présentons la spécification complète de la demande de travail (L). Pour simplifier, l'indice sectoriel est omis. La demande de travail notionnelle (L^n) est dérivée en minimisant les coûts de production. Elle dépend positivement du niveau de la production (Y), négativement de la productivité du travail ($PROG_L$) et d'un élément regroupant tous les phénomènes de substitution avec les autres facteurs de production ($SUBST_L$) :

$$\Delta \log(L_t^n) = \Delta \log(Y_{t-1}) \Delta \log(PROG_L_t) + \Delta SUBST_L_t. \quad (5)$$

Nous introduisons une distinction entre les effets de substitution réels et notionnels pour tenir compte du fait que la demande de travail réagit généralement plus rapidement aux changements de niveau de production qu'aux phénomènes de substitution : alors qu'il est physiquement nécessaire d'augmenter l'emploi pour répondre à une hausse de la production, les substitutions impliquent des changements dans la structure de production dont la mise en œuvre prend plus de temps. La substitution réelle s'ajuste donc progressivement à la substitution notionnelle ($SUBST_L^n$), qui dépend des prix relatifs entre les facteurs de production :

$$\Delta SUBST_L_t^n = -\eta^{LK} \varphi_{t-1}^K \Delta \log(C_t^L / C_t^K) - \eta^{LE} \varphi_{t-1}^E \Delta \log(C_t^L / C_t^E) - \eta^{LM} \varphi_{t-1}^M \Delta \log(C_t^L / C_t^M) \quad (6)$$

où η^{LK} , η^{LE} , η^{LM} sont les élasticités de substitution entre le travail et les autres facteurs de production, respectivement le capital, l'énergie et les matériaux (c'est-à-dire la consommation intermédiaire non énergétique). φ^K , φ^E , φ^M sont respectivement les parts du capital, de l'énergie et des matériaux dans les coûts de production. C^K , C^L , C^E , C^M sont respectivement les coûts unitaires de production du capital, du travail, de l'énergie et des matériaux. La section suivante fournit plus d'informations sur la dérivation des demandes de facteurs. Enfin, les mécanismes d'ajustement étant définis selon l'équation (4), l'équation (5) et l'équation (6), les trois relations suivantes sont utilisées :

$$\log(L_t) = \lambda_0^L \log(L_t^n) + (1 - \lambda_0^L) (\log(L_{t-1}) + \Delta \log(L_t^e))$$

$$\Delta \log(L_t^e) = \lambda_1^L \Delta \log(L_{t-1}^e) + \lambda_2^L \Delta \log(L_{t-1}^e) + \lambda_3^L \Delta \log(L_t^n) \quad (7)$$

$$SUBST_{L_t} = \lambda_4^L SUBST_{L_t^e} + (1 - \lambda_4^L) SUBST_{L_{t-1}}. \quad (8)$$

La fonction de production et la demande de facteurs de production

La structure de production est décomposée en trois niveaux (voir la figure A2). Le premier suppose une fonction de production avec quatre intrants (ou facteurs de production), souvent désignés par KLEM (capital, travail, énergie et matériaux). Le premier niveau comporte un cinquième élément : les marges de transport et commerciales. Stricto sensu, elles ne peuvent être considérées comme des facteurs de production, car elles interviennent après le processus de production. Elles ne sont donc pas substituables aux facteurs de production. Cependant, elles sont étroitement liées au niveau de production, car une fois un bien fabriqué, il doit être transporté et commercialisé. Au deuxième niveau, les agrégats d'investissement, d'énergie, de matériaux et de marges sont décomposés en fonction du type de produits (par exemple, les sources d'énergie). Au troisième niveau, la demande pour chaque facteur ou marge est soit importée, soit produite localement. Les demandes de facteurs de production sont dérivées de la minimisation des coûts de production de l'entreprise. Nous supposons une fonction de production avec des rendements d'échelle constants, plus générale que la CES (élasticité de substitution constante), dans la mesure où les élasticités de substitution peuvent différer entre les différentes paires d'intrants (Reynès, 2019). Le programme de minimisation des coûts de production conduit aux équations suivantes pour la demande notionnelle des facteurs. Cela s'applique à toute activité économique, mais pour des raisons de simplicité algébrique, l'indice sectoriel est omis ici :

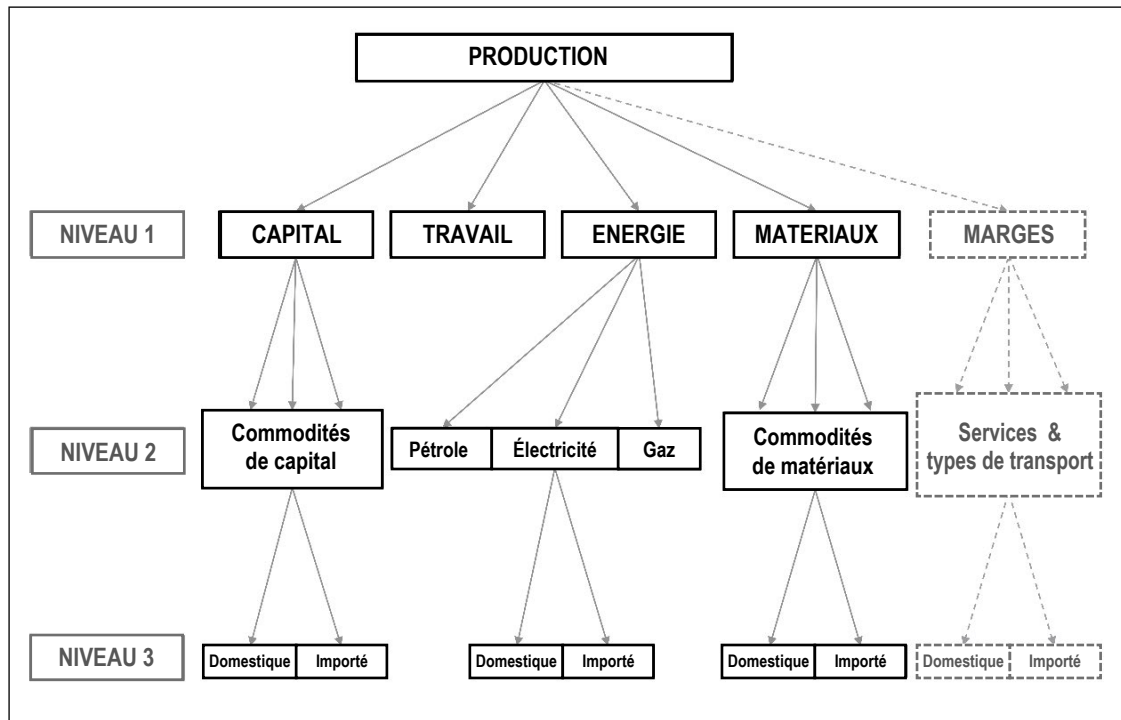
$$\Delta \log(FP_{jt}^n) = \Delta \log(Y_t) - \Delta \log(PROG_FP_{jt}) + \Delta SUBST_FP_{jt} \quad (9)$$

$$\Delta SUBST_FP_{jt} = - \sum_{j' \neq j} \eta_{j,j'} \varphi_{j,j'}^j \Delta \log \left(\frac{C_{j,t}^{FP}}{C_{j',t}^{FP}} \right), \quad (10)$$

avec $\varphi_{j,j-1} = (C_{j,t}^{FP}, FP_{j,t-1}) / (\sum_j C_{j,t}^{FP}, FP_{j,t-1})$ et $j = K, L, E, M$

où FP_j^n est la demande notionnelle de l'intrant j , $\eta_{j,j'}$ l'élasticité de substitution entre les paires d'intrants j et j' , $PROG_FP_{jt}$ le progrès technique lié à l'intrant j , $C_{j,t}^{FP}$ le coût/prix de l'intrant j et Y le niveau de production du secteur considéré.

Figure A2 – Structure de production dans le modèle ThreeME



Conformément aux données des comptes nationaux, ThreeME suppose que chaque bien peut être produit par plus d'un secteur. Par exemple, l'électricité peut être produite par plusieurs secteurs tels que le nucléaire ou l'énergie éolienne. La production de chaque secteur est définie par les équations suivantes :

$$Y_{c,a} = \varphi_{c,a} YQ_c \quad (11)$$

$$Y_a = \sum_c Y_{a,c} \quad (12)$$

où YQ_c est la production domestique agrégée du bien c . Elle est déterminée par la demande (consommation intermédiaire et finale, investissement, dépenses publiques, exportations et variation des stocks). $\varphi_{c,a}$ est alors la part du bien c produite par le secteur a (avec $\sum_a \varphi_{c,a} = 1$) et Y_a est la production agrégée du secteur a .

Équations pour l'investissement et le capital

L'investissement dans ThreeME dépend de la production anticipée, de sa dynamique passée, des phénomènes de substitution et d'un mécanisme de correction, qui assure que les entreprises atteignent leur niveau de stock de capital notionnel à long terme. Le stock de capital est déduit de l'investissement selon l'équation standard d'accumulation du capital

$$\Delta \log(IA_t) = \theta_1^{IA} \Delta \log(Y_t^e) + \theta_2^{IA} \Delta \log(IA_{t-1}) + \theta_3^{IA} \times d(SUBST_K) + \theta_4^{IA} (\log(K_{t-1}^n) - \log(K_{t-1}^r)) \quad (13)$$

$$K_t = (1 - \delta^K) K_{t-1} + IA_t, \quad (14)$$

où IA est l'investissement, Y^e la production anticipée, K et K^n les stocks de capital réel et notionnel, $SUBST_K$ une variable regroupant les phénomènes de substitution entre le capital et les autres intrants, et δ^K le taux de dépréciation du capital. De plus, nous imposons la contrainte $\theta_1^{IA} + \theta_2^{IA} = 1$ afin de garantir l'existence du chemin d'équilibre stationnaire. Cette spécification est un compromis entre la dynamique à court terme observée empiriquement et la cohérence du modèle à long terme. Comme dans le modèle économétrique MESANGE (Klein & Simon 2010), il est courant d'estimer une équation d'investissement plutôt qu'une équation du stock de capital pour plusieurs raisons. Premièrement, les données de stock de capital en séries chronologiques sont souvent peu fiables. Deuxièmement, cette approche représente mieux la dynamique à court terme de l'investissement. En particulier, elle évite les phénomènes de destruction du capital (investissement négatif) qui sont en pratique inhabituels, les entreprises préférant généralement attendre la dépréciation technique de leur capital installé. Contrairement à MESANGE, nous supposons en outre que l'investissement dépend de la différence entre le stock de capital réel et notionnel. Cet élément assure que le stock de capital effectif converge au fil du temps vers son niveau notionnel. À long terme, le modèle est alors cohérent avec la théorie de la fonction de production qui établit une relation entre les niveaux de production et le stock de capital (et non avec le flux).

Équation des salaires

Plusieurs études ont montré que les arguments théoriques et les estimations empiriques permettent difficilement de choisir entre les deux spécifications. Cependant, cette différence de spécification a des implications importantes sur la définition du taux de chômage d'équilibre (NAIRU) et donc sur la dynamique inflationniste et les propriétés à long terme d'un modèle macroéconomique (Blanchard & Katz, 1999). Dans ThreeME, nous choisissons une spécification générale qui inclut les courbes de Phillips et *Wage Settings* (WS). Elle suppose que le salaire nominal notionnel (W_t^n) dépend positivement du prix de consommation anticipé (P_t^e) et de la productivité du travail ($PROG_L_t$), et négativement du taux de chômage (U_t) :

$$\Delta \log(W_t^n) = \rho_1^W + \rho_2^W \Delta \log(P_t^e) + \rho_3^W \Delta \log(PROG_L_t) - \rho_4^W U_t - \rho_5^W \Delta U_t. \quad (15)$$

Cette relation peut alternativement être identique soit à la courbe de Phillips, soit à la courbe WS, selon la valeur des paramètres sélectionnés (Heyer *et al.*, 2007 ; Reynès, 2010). La courbe de Phillips correspond au cas où $\rho_4^W > 0$, tandis que la courbe WS suppose $\rho_4^W = 0$. Pour que le modèle ait un état stationnaire cohérent à long terme, la courbe WS doit également imposer les contraintes identifiées par (Layard *et al.*, 2005) : une indexation unitaire des salaires sur les prix et la productivité : ($\rho_2^W = \rho_3^W = 1$) et $\rho_1^W = 0$.

Équation de la consommation des ménages

Dans la version standard du modèle, les décisions de consommation sont modélisées à travers une fonction d'utilité du Système de Dépenses Linéaires (*Linear Expenditures System*, LES) généralisée au cas d'une élasticité de substitution non-unitaire entre les biens (Brown & Heien, 1972). Les dépenses des ménages pour chaque bien évoluent (plus ou moins) proportionnellement à leur revenu :

$$\Delta \beta_{c,t}^{EXP} = (1 - \eta^{LES_CES}) \Delta \frac{PEXP_{c,t}}{PEXP_t^{CES}} \quad (16)$$

$$PEXP_t^{CES} = \left(\sum_c \beta_{c,0}^{EXP} PEXP_{c,t}^{(1-\eta^{LES_CES})} \right)^{\frac{1}{1-\eta^{LES_CES}}}. \quad (17)$$

Équations des prix et du taux de marge

Le prix de production pour chaque secteur est fixé au niveau le plus bas en appliquant une marge sur le coût unitaire de production (qui inclut les coûts du travail, du capital, de l'énergie et d'autres coûts de consommation intermédiaire) :

$$PY_t^n = CU_t (1 + TM_t) \quad (18)$$

$$\Delta \log(1 + TM_t^n) = \sigma^{TM} (\Delta \log(Y_t) - \Delta \log(Y_{t-1})) \quad (19)$$

$$TM_t = \lambda^{TM} TM_t^n + (1 - \lambda^{TM}) TM_{t-1}, \quad (20)$$

où PY_t^n est le prix notionnel, CU_t le coût unitaire de production et Y_t le niveau de production. TM_t et TM_t^n sont respectivement les taux de marge réels et notionnels.

L'équation du prix notionnel est la seule équation de prix qui découle d'un comportement économique : en supposant que la demande adressée à une entreprise est une fonction négative de son prix, on démontre facilement que le prix optimal correspond à un taux de marge sur le coût marginal de production. L'équation du taux de marge reflète le fait que les rendements d'échelle sont décroissants à court terme. Par conséquent, une augmentation de la production non prévue entraîne un coût marginal de production plus élevé et donc un prix notionnel plus élevé.

Les autres prix sont définis en termes comptables à partir du prix de production en suivant un processus d'ajustement :

$$\log PY_t = \lambda_0^{PY} \log PY_t^n + (1 - \lambda_0^{PY}) \log PY_{t-1} + d \log PY_t^e \quad (21)$$

$$d \log PY_t^e = \lambda_1^{PY} PY_{t-1}^e + \lambda_2^{PY} PY_{t-1} + \lambda_3^{PY} PY_{t-1}^n. \quad (22)$$

Équations de demande des ménages

Dans la version standard du modèle, les décisions de consommation entre les produits sont modélisées via une fonction d'utilité de type *Linear Expenditure System* (LES) généralisée au cas d'élasticité de substitution non-unitaires entre les commodités. Une spécification LES suppose qu'une part de la consommation (NCH_c) à l'année de base est incompressible et donc que la relation entre revenu et la consommation n'est pas linéaire. Cette spécification permet de faire la distinction entre les consommations de biens de première nécessité des autres :

$$(CH_c^n - NCH_c) PCH_c = \varphi_c^{MCH} (CH^{VAL} - PNCH NCH), \quad (23)$$

avec $\sum \varphi_c^{MCH} = 1$ et où CH_c^n correspond au niveau de consommation notionnel de la commodité c , PCH_c son prix, φ_c^{MCH} la part de consommation compressible dans la consommation compressible totale (en valeur). Cette part est constante si l'élasticité de substitution entre les biens est égale à un (hypothèse de Cobb-Douglas). Dans ce cas (fonction d'utilité de Cobb-Douglas sans dépenses incompressibles), les dépenses évoluent exactement proportionnellement aux revenus. Dans le cas d'une fonction CES où l'élasticité de substitution est η^{LESCES} , la propension marginale à dépenser varie en fonction des prix relatifs selon la spécification suivante :

$$\Delta \log \varphi_{c,t}^{MCH} = (1 - \eta^{LESCES}) \Delta \left(\log \frac{PCH_{c,t}}{PCH_t^{CES}} \right) \quad (24)$$

$$PCH^{CES} = \left(\sum_c \varphi_{c,t_0}^{MCH} PCH_c^{t_0} \right)^{\frac{1}{1 - \eta^{LESCES}}}. \quad (25)$$

Équations de commerce international

Le prix du bien produit localement est une moyenne pondérée des prix des activités de production (indexées par a) produisant ce bien. Par exemple, le prix de l'électricité est une moyenne pondérée des prix des secteurs producteurs d'électricité. Le prix payé par l'utilisateur final (consommateur, gouvernement, secteur, reste du monde) intègre en outre les marges commerciales et de transport, ainsi que les taxes nettes de subventions. Combiné au prix des importations, on obtient le prix moyen de chaque bien payé par chaque utilisateur final.

$$\Delta \log (X_{c,t}) = \Delta \log (WD_{c,t}) + \Delta SUBST_{c,t} \quad (26)$$

$$\Delta SUBST_{c,t} = -\eta^x \Delta \log \left(\frac{P_{c,t}^x TC_t}{P_{c,t}^w} \right), \quad (27)$$

où $WD_{c,t}$ est la demande mondiale, $P_{c,t}^w$ son prix. $P_{c,t}^x$ est le prix d'exportation qui dépend des coûts de production et reflète la compétitivité prix des produits nationaux. TC_t est le taux de change ; η^x est l'élasticité-prix (supposée constante). Nous supposons une substitution imparfaite entre les biens domestiques et importés (Armington, 1969).

La demande pour les produits importés s'écrit :

$$A_{c,t}^M = \varphi_c^{AM} A_c \quad (28)$$

$$\varphi_c^{AM} = \frac{1}{1 + \frac{AD_c}{AM_{c,t_0}} e^{SUBST_c^{AM}}} \quad (29)$$

$$\Delta (SUBST_c^{AM}) = -\eta_c^{AM} \Delta (\log PAD_c - PAM_c) \quad (30)$$

et par conséquent :

$$A_{c,t}^D = (1 - \varphi_c^{AM}) A_c, \quad (31)$$

où $A_{c,t}$ représente la demande pour chaque type d'utilisation (consommation intermédiaire, investissement, consommation, dépenses publiques, exportations, etc.) et par produit c , $P_{c,t}$ est son prix. $A_{c,t}^M$ et $A_{c,t}^D$ sont respectivement les produits importés et les produits domestiques demandés pour chaque type d'utilisation A , $P_{c,t}^{AM}$ et $P_{c,t}^{AD}$ sont leurs prix respectifs. L'élasticité

de substitution η_c^{AM} par type d'utilisation A d'un bien donné c peut potentiellement varier, ce qui permet un degré élevé de flexibilité. Concernant la demande exprimée pour usage de consommation intermédiaire ou d'investissement, les équations sont définies pour chaque secteur a , les équations étant spécifiées pour chaque $A_{c,a,t}$.

La description complète du modèle est disponible en ligne sur www.threeme.org.

Calibration des paramètres

La calibration des paramètres retient les valeurs suivantes dans le cadre de cet article, et, hormis celles concernant la part des consommations incompressibles de produits énergétiques (propres à la présente étude), les mêmes valeurs ont également été utilisées dans Malliet *et al.* (2020).

Tableau A2-1 – Calibration des paramètres de comportement

Paramètres d'élasticité	Valeur
Élasticités de substitution entre facteurs de production ($\eta_{F,F'}$)	0,5
Élasticités de substitution entre sources énergétiques ($\eta_{c,c'}^{NRJ}$)	0,2
Élasticités de substitution entre types de transport ($\eta_{c,c'}^{TRSP}$)	0,2
Élasticité de substitution entre les biens de consommation (η^{LESCES})	0,5
Élasticités d'Armington ($\eta_{c,c'}$)	0,8
Élasticité entre le taux de marge et la demande (σ^{TM})	0,75

Tableau A2-2 – Calibration des paramètres d'ajustement

Paramètres d'ajustement	Valeur
<i>Équations de prix</i>	
λ_0^{PY}	0,5
λ_1^{PY}	0,7
λ_2^{PY}	0,1
λ_3^{PY}	0,2
<i>Équations de salaire</i>	
ρ_1^W	0
ρ_2^W	1
ρ_3^W	1
ρ_4^W	0
ρ_5^W	0,6
<i>Équations des facteurs de production</i>	
λ_0^L	0,5
λ_0^E	0,9
λ_0^M	0,9
λ_1	0,7
λ_2	0,1
λ_3	0,3
<i>Équations d'investissement</i>	
θ_2^I	1
θ_3^{IA}	0,5
θ_4^{IA}	0,05
<i>Équations de production</i>	
λ_0^{Ye}	0,7
λ^{TM}	0,5

→

Tableau A2-2 – (suite)

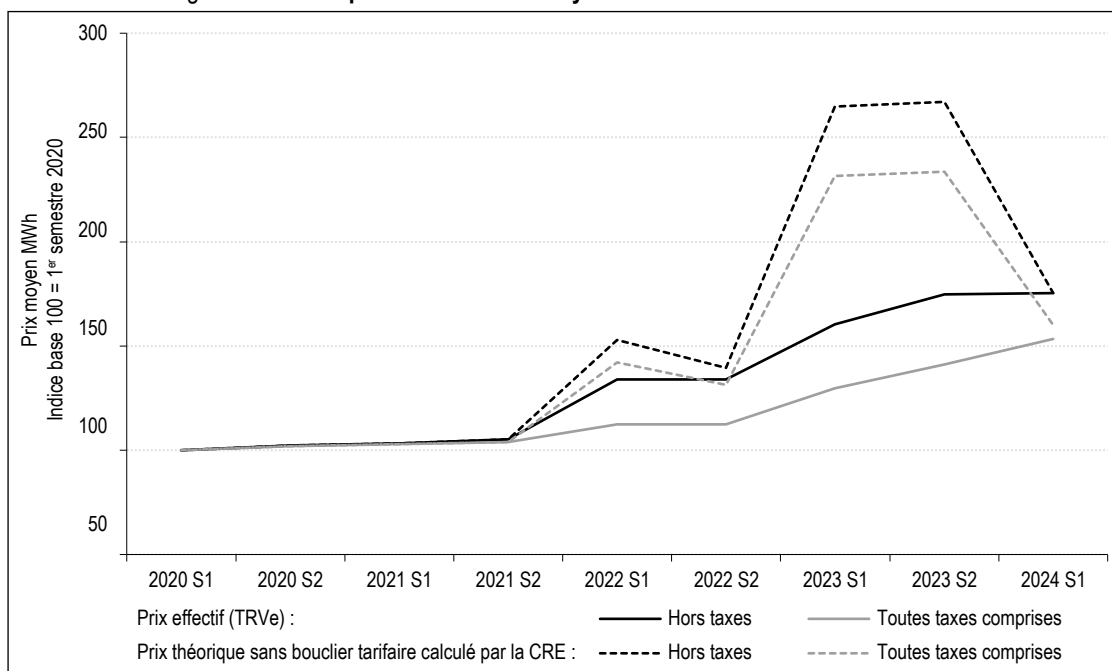
Paramètres d'ajustement	Valeur
<i>Équations de consommation des ménages</i>	
λ_0^{CH}	0,6
λ_1^{CH}	0,7
λ_2^{CH}	0,1
λ_3^{CH}	0,2

Tableau A2-3 – Calibration de la consommation énergétique contrainte

Part de consommation contrainte	Valeur
Consommation d'électricité ($\varphi_{\text{éle}}^{NCH}$)	0,25
Consommation de gaz ($\varphi_{\text{cgas}}^{NCH}$)	0,4

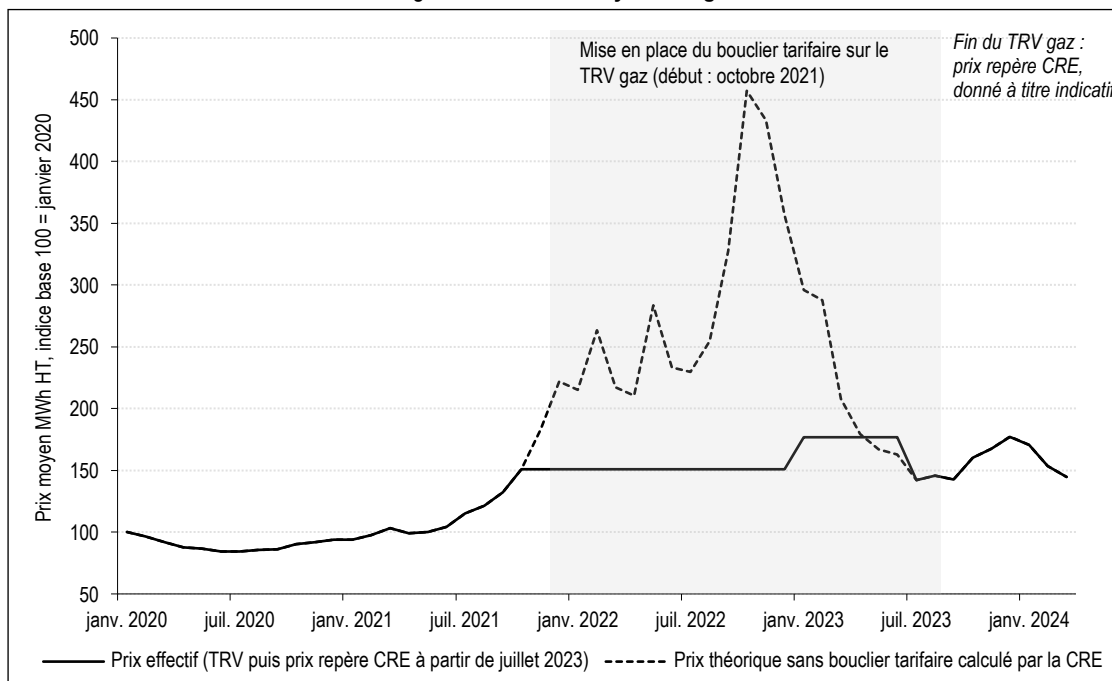
TRV MOYENS DU GAZ

Figure A3-I – Comparaison des TRV moyens de l'électricité TTC et hors-taxes



Source : CRE, calculs des auteurs.

Figure A3-II – TRV moyens du gaz



Source : CRE, calculs des auteurs.

Distance entre métiers et transitions professionnelles des demandeurs d'emploi après une formation

Skill Distance Between Occupations and Post-Training Professional Transitions of Jobseekers

Kevin Michael Frick*, Yagan Hazard**, Damien Mayaux***
et Thomas Zuber****

Résumé – La formation professionnelle contribue-t-elle à la résorption des déséquilibres structurels du marché du travail ? Nous construisons une nouvelle mesure d'écart de compétences entre métiers grâce à l'application d'un algorithme de traitement du langage à un échantillon d'offres d'emploi. En utilisant cette mesure, nous montrons que le différentiel de retour à l'emploi entre demandeurs d'emploi formés et non formés est tiré par les réallocations vers des métiers éloignés en termes de compétences par rapport à celui du dernier poste occupé. D'un point de vue purement réallocatif, le différentiel de retour à l'emploi lié à la formation professionnelle ne semble cependant pas être tiré par des redirections plus nombreuses vers des métiers en forte tension.

Abstract – *Does vocational training help correct structural imbalances in the labour market? We propose a new measure of the skills distance between occupations, obtained by fine-tuning a large language model on a sample of job offers. Using this method, we demonstrate that the “return to employment” differential between jobseekers with and without training is driven by a reallocation of workers towards occupations that are very different from their previous posts in terms of the skills required. From a purely reallocative perspective, however, the return to employment differential associated with vocational training does not appear to be driven by more jobseekers moving to occupations where employers are struggling to recruit.*

JEL : J62, J68, J24

Mots-clés : déséquilibre structurel, formation, compétences

Keywords: structural imbalance, training, skills

* Toulouse School of Economics ; ** Collegio Carlo Alberto et ESOMAS ; *** Paris School of Economics ; **** Banque de France.

Correspondance : thomas.zuber@banque-france.fr

Les opinions exprimées dans cette étude ne reflètent ni les positions de la Banque de France ni celles de l'Eurosystème. Cette recherche a bénéficié de la participation financière de la DARES, dans le cadre de l'appel à projets de recherche « La formation des personnes en recherche d'emploi – Vague 3 » qu'elle a lancé ; d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du programme d'Investissements d'avenir portant la référence ANR-17-EURE-001 ; et d'un accès aux moyens de calcul de l'IDRIS au travers de l'allocation de ressources 2022-AD011013484R1 attribuée par GENCI. Nous tenons à remercier Cyril Verluise pour ses conseils avisés lors de la genèse de ce projet, Pauline Givord et Anne Bucher pour leurs nombreuses remarques et leur soutien dans l'accès aux données, ainsi que l'ensemble des participants aux différentes réunions de co-pilotage.

Reçu en mars 2024, accepté en septembre 2025.

Les jugements et opinions exprimés par les auteurs n'engagent qu'eux-mêmes, et non les institutions auxquelles ils appartiennent, ni a fortiori l'Insee.

Citation: Frick, K. M., Hazard, Y., Mayaux, D. & Zuber, T. (2025). Skill Distance Between Occupations and Post-Training Professional Transitions of Jobseekers. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 547, 49–67. doi: 10.24187/ecostat.2025.547.2138

Les déséquilibres structurels d'offre et de demande sur le marché du travail contribuent à augmenter aussi bien le niveau que la persistance du taux de chômage. Parmi ces déséquilibres, l'hypothèse du *mismatch*, c'est-à-dire de l'inadéquation entre les compétences détenues par les travailleurs et celles demandées par les entreprises, est souvent mise en avant. Cette inadéquation a pour conséquence la coexistence de poches résiduelles de chômage et de marchés tendus dans lesquels les entreprises cherchant à recruter se heurtent à la rareté de l'offre de travail qualifié. Si en théorie ces déséquilibres pourraient se résorber grâce à une réorientation de l'offre de travail vers les marchés en tension, en pratique de nombreux facteurs empêchent ces mobilités professionnelles d'avoir lieu.

Les programmes de formation professionnelle ciblant les personnes en recherche d'emploi visent à apporter des éléments de réponse à ce problème. D'abord en facilitant l'accès à la formation des personnes en recherche d'emploi, puis en orientant autant que possible l'offre de formation existante vers les métiers en tension pour lesquels les difficultés de recrutement sont les plus importantes. La combinaison de ces deux leviers devrait permettre d'exploiter à leur maximum les gains que l'on peut attendre de la formation professionnelle sur le retour à l'emploi. En France, le Plan d'investissement dans les compétences (PIC) mis en place depuis 2018 s'inscrit dans cette logique.

Les effets directs de la formation sur le retour à l'emploi sont mieux connus que ceux, indirects, sur l'équilibre du marché du travail via les transitions professionnelles. De nombreuses études documentent l'effet de la formation sur le retour à l'emploi (voir par exemple la méta-analyse de Card *et al.*, 2018). En revanche, seules quelques rares études considèrent les effets indirects que la formation professionnelle peut avoir sur le marché du travail en contribuant à réduire les déséquilibres structurels d'offre et de demande de travail existant entre différents métiers (Şahin *et al.*, 2014 ; Barnichon & Figura, 2015 ; Marinescu & Rathelot, 2018). Une importante difficulté consiste à quantifier à quel point un facteur donné, comme la mobilité géographique ou les écarts de compétences entre métiers, est responsable des déséquilibres entre métiers. L'enjeu est pourtant de taille : en 2021 en France, ces déséquilibres structurels pourraient avoir été responsables d'environ 15 % du niveau de chômage observé (Fontaine & Rathelot, 2022).

Cet article cherche à déterminer si, et dans quelle mesure, les personnes en recherche d'emploi ayant suivi une formation professionnelle ont réalisé des transitions professionnelles (i) associées à un changement de compétences plus important que celui qu'elles auraient connu en l'absence de formation, et (ii) orientées vers des marchés du travail en plus forte tension que ceux dans lesquels elles auraient exercé en l'absence de formation. Pour ce faire, nous construisons une mesure de distance en compétences inter-métiers en utilisant le contenu textuel des offres d'emploi publiées par Pôle emploi. Nous développons à cette fin une nouvelle approche basée sur l'entraînement d'un réseau de neurones à partir de tâches dites « prétextes »¹ permettant d'isoler le contenu propre aux compétences dans le corpus des textes des offres d'emploi, de placer chaque offre et chaque métier dans un espace de compétences de dimension réduite et de définir une notion de distance inter-métiers comme l'angle entre deux métiers donnés dans cet espace. Les compétences qui forment les dimensions de l'espace ne sont pas interprétables individuellement, mais il est par construction possible de comparer le vecteur des compétences pour deux métiers donnés. Grâce à cette mesure de distance entre métiers, nous sommes capables de distinguer les transitions professionnelles qui relient entre eux des métiers dont les compétences sont relativement proches, et des transitions professionnelles dirigées vers des métiers dont les compétences s'écartent beaucoup plus nettement des compétences utilisées dans le métier d'origine du demandeur d'emploi. Dawson *et al.* (2021) utilisent une méthodologie similaire à la nôtre².

L'appariement de données administratives réalisé par le dispositif Formation, Chômage et Emploi (ForCE) de la Dares nous permet ensuite de suivre les trajectoires des personnes en recherche d'emploi ayant eu recours à la formation professionnelle entre 2018 et 2020. Notre étude se concentre sur un sous-échantillon de demandeurs d'emploi ayant exercé un emploi stable au cours de l'année écoulée pour lesquels les notions de métier d'origine et donc de transition professionnelle éventuelle sont bien définies. La comparaison des trajectoires professionnelles réalisées par les demandeurs d'emploi formés et non formés, associée à la présence d'un grand nombre de variables de contrôle présentes dans les données administratives, permet d'étudier

1. Une tâche prétexte est une tâche utilisée non car elle constitue l'objectif final de l'entraînement de l'algorithme mais parce qu'elle permet de contraindre celui-ci à acquérir certaines propriétés que l'on juge désirables.
2. Voir également Bana *et al.* (2019) et Gentzkow *et al.* (2019).

la relation entre formation et retour à l'emploi, ainsi que la distance inter-métiers parcourue et les différentiels de tension entre métiers associés aux transitions professionnelles permises par la formation. Cette comparaison est réalisée grâce à une méthode de *machine learning* avec orthogonalisation en deux étapes (Chernozhukov *et al.*, 2018) permettant de corriger les différences observables entre le groupe traité et le groupe de contrôle³. Le résultat de cette comparaison n'est interprétable comme un effet causal de la formation professionnelle que sous l'hypothèse d'indépendance conditionnelle (CIA) du recours à la formation professionnelle – ce qui a peu de chance d'être le cas en pratique. Malgré cet écueil bien connu de la littérature sur l'évaluation des politiques de formation, nos résultats permettent d'apporter un premier éclairage sur la question peu étudiée du lien entre la formation professionnelle et la résorption des déséquilibres structurels du marché du travail.

Notre étude se concentre en effet sur la question plus spécifique de l'impact de la formation sur les transitions professionnelles des demandeurs d'emploi et certaines caractéristiques de l'emploi retrouvé. Nous montrons ainsi que la relation entre formation et retour à l'emploi passe presque entièrement par un retour à l'emploi vers des métiers éloignés des métiers d'origine des personnes formées. Du point de vue de la réallocation des emplois, ces transitions professionnelles plus nombreuses des personnes formées ne semblent cependant pas être systématiquement dirigées vers des métiers en plus forte tension que les métiers d'origine. Ceci laisse penser qu'un meilleur ciblage des métiers en tension par l'offre de formation professionnelle à destination des demandeurs d'emploi permettrait d'améliorer la réallocation des emplois retrouvés à la suite d'une formation. Notre méthodologie impose de nous restreindre aux demandeurs d'emploi ayant connu un épisode d'emploi stable au cours des douze derniers mois. Cette sous-population est plus jeune, plus diplômée, et plus proche de l'emploi que la moyenne des demandeurs d'emploi inscrits à Pôle emploi. En plus de la validité incertaine attachée à l'hypothèse d'indépendance conditionnelle, cette restriction nécessaire de notre échantillon circonscrit également le champ d'interprétation de nos résultats.

Nous contribuons à une abondante littérature qui montre que les transitions entre métiers sont associées à un fort coût en capital humain spécifique (Becker, 1964). Shaw (1984) est le premier à mettre en évidence le rôle spécifique joué par la trajectoire professionnelle accomplie entre

différents métiers, plutôt qu'entre secteurs, dans la détermination du revenu d'un travailleur. Dans le contexte du système d'apprentissage allemand, Eckardt (2022) montre que les personnes travaillant dans un domaine pour lequel elles n'ont pas été spécifiquement formées accusent une perte de revenu par rapport à leurs collègues bénéficiant d'une formation adéquate. Ces coûts sont positivement corrélés à une mesure de distance en compétences inter-métiers. Les coûts liés aux transitions professionnelles forcées ont par ailleurs été étudiés dans le cadre de l'évaluation des effets de la concurrence internationale sur les marchés du travail locaux. Traiberman (2019) pour le Danemark et Basco *et al.* (2025) pour la France montrent que les changements de métiers causés par une forte concurrence internationale aboutissent à des pertes de revenus d'autant plus importantes que le nouveau métier du travailleur est éloigné de son métier d'origine. De plus, Hyman (2018) montre que les politiques de formation permettent aux travailleurs touchés de réaliser des transitions professionnelles vers des métiers moins exposés à la concurrence internationale. Enfin, reprenant l'intuition de Shaw (1984), une littérature abondante montre que la prise en compte du caractère multidimensionnel des compétences (par opposition à un simple indice linéaire) est cruciale pour la compréhension des transitions sur le marché du travail, du processus d'appariement entre travailleurs et entreprises et de la détermination du niveau de rémunération des salariés (Gathmann & Schönberg, 2010 ; Lindenlaub & Postel-Vinay, 2021 ; Guvenen *et al.*, 2020 ; Baley *et al.*, 2022).

Le reste de l'article est structuré de la manière suivante. Dans un premier temps, nous construisons une nouvelle mesure de distance inter-métiers à partir des données textuelles contenues dans les offres postées à Pôle emploi et la validons quantitativement et qualitativement. Dans un deuxième temps, nous présentons la base FORCE et les choix méthodologiques adoptés dans la sélection de notre échantillon d'étude et des différentes variables d'intérêt. Enfin, nous présentons les résultats issus d'une comparaison des trajectoires professionnelles réalisées par les demandeurs d'emploi ayant recours à la formation et celles des inscrits à Pôle emploi n'y ayant pas eu recours, avant de conclure.

3. Nous vérifions que l'utilisation de la méthode des appariements sur score de propension (Rosenbaum & Rubin, 1983) donne des résultats en tous points comparables.

1. Une nouvelle mesure de distance inter-métiers

Notre analyse de la relation entre formation et retour à l'emploi repose sur une nouvelle mesure de distance inter-métiers, qui traduit les obstacles liés aux différences de compétences entre métiers rencontrés lors d'une reconversion professionnelle.

Il existe déjà de nombreuses sources de données de qualité reliant métiers et compétences professionnelles. Aux États-Unis, le système O*NET fournit un répertoire détaillé des compétences, et pour chaque métier de la nomenclature américaine (la *Standard Occupational Classification*), un indicateur de la fréquence d'utilisation et du niveau de maîtrise attendu dans chacune des compétences. Il contient aussi une table des métiers connexes (la *Related Occupation Matrix*) qui donne, pour chaque métier de départ, la liste ordonnée des dix métiers vers lesquels il est le plus facile de se reconvertir eu égard aux compétences attendues. En France, la classification du Répertoire Opérationnel des Métiers et des Emplois (ROME V3) joue un rôle analogue : en plus de la définition de 532 métiers et 14 secteurs d'activité, elle fournit un registre de compétences qu'elle fait correspondre à la nomenclature des métiers et suggère une liste de métiers de reconversion possibles en partant d'un métier donné (rubrique Mobilités du ROME). Le ROME permet ainsi d'approcher la notion de distance en compétences inter-métiers soit en étudiant les intersections existant entre les compétences recensées pour chaque métier, soit en s'appuyant sur l'ensemble des trajectoires professionnelles suggérées par les transitions vers des métiers proches recensés dans la rubrique Mobilités.

Toutefois, l'usage du ROME V3 pour étudier l'effet de la formation professionnelle présente plusieurs limites. Tout d'abord, la liste des mobilités professionnelles suggérées ne vise pas à l'exhaustivité, ce qui fait qu'elle ne mentionne pas certaines transitions tout à fait possibles et pertinentes, et ne dit rien des transitions difficiles à réaliser. De plus, elle classe ces suggestions de mobilité professionnelle en deux catégories seulement, alors qu'on souhaiterait plutôt mesurer de manière continue la difficulté à se reconvertir d'un métier à un autre, en particulier pour des métiers assez lointains en termes de compétences. Enfin, les compétences identifiées dans le ROME sont souvent spécifiques à un ou deux métiers seulement, ce qui rend impossible la distinction entre des paires de métiers assez différents et des paires de métiers complètement

différents. Ces trois points sont autant d'obstacles à l'étude quantitative de l'effet de la formation sur les mobilités professionnelles, puisqu'on peut supposer que cette dernière permet justement des mobilités plus lointaines en termes de compétences.

Dans cette partie, nous construisons une mesure de distance inter-métiers en entraînant un réseau de neurones à partir de textes d'offres d'emploi. L'accès à un large corpus de données textuelles permet de produire une mesure continue et informative, même pour des paires de métiers éloignés. Après avoir détaillé les données utilisées, nous présentons la méthodologie de construction de la mesure et les différents exercices de validation.

1.1. Données

Le principal jeu de données utilisé est le texte de plus de 4 millions d'offres postées sur le site de Pôle emploi entre décembre 2018 et octobre 2020 ainsi que les codes métier ROME associés. Nous utilisons le texte de ces offres pour pré-entraîner notre modèle de langage, puis pour entraîner notre réseau de neurones à prédire le code métier à partir du texte de l'offre. Nous avons rééquilibré le nombre d'offres de chaque métier par rapport à l'échantillon initial afin de ne pas introduire de biais lors de l'entraînement. Nous présentons des statistiques descriptives sur le jeu de données d'offres d'emploi dans l'Annexe en ligne S1 (lien de l'Annexe en ligne à la fin de l'article).

Un de nos objectifs était de proposer une alternative aux métriques basées sur le ROME V3. Nous avons donc utilisé deux champs du ROME afin de produire des mesures de distance inter-métiers alternatives pour tester notre propre mesure :

- Le champ Mobilités associe à des couples de métiers la valeur 1 si une mobilité inter-métiers semble possible sans formation et 2 si une mobilité inter-métiers semble possible avec une formation minimale des compétences sous-jacentes. Nous utilisons notamment ce champ pour produire une distance inter-métiers alternative, appelée *Graph distance*, qui est la distance sur le graphe orienté dont les sommets sont les codes ROME, dont la présence d'une arête indique qu'une mobilité est suggérée dans le champ Mobilités et dont la pondération de chaque arête correspond au niveau 1 ou 2 défini précédemment. Nous avons également utilisé le champ Mobilités dans la construction de notre mesure de distance inter-métiers.

- Le champ Compétences associe une liste d'items de compétences, générales ou spécifiques, à chacun des 532 métiers de la classification

ROME V3. Nous utilisons ce champ pour produire une distance inter-métiers alternative, appelée *Skill distance*, qui est le cosinus de l'angle entre les vecteurs représentant les métiers dans l'espace, dont la composante i vaut 1 si la compétence i est associée au métier et 0 sinon. Cela correspond à l'analogue de notre mesure de distance, mais à partir d'une représentation dans un espace de dimension égale au nombre total de compétences listées dans ROME et qui est établie principalement à dire d'expert.

En plus de ces champs issus de la classification du ROME, nous avons intégré à l'entraînement du réseau de neurones des informations sur le marché du travail français. Pour faire en sorte que notre mesure de distance inter-métiers reflète uniquement des écarts en matière de compétences requises, et non d'autres facteurs affectant les comportements des agents sur le marché du travail comme les stéréotypes de genre associés à des métiers, le prestige social de certaines professions ou encore les différentiels de tension entre métiers, nous nous sommes limités à des données qui nous semblaient clairement interprétables en termes de compétences professionnelles, en particulier le niveau moyen de formation des travailleurs dans un métier donné⁴, ainsi qu'une liste de couples de métiers de départ et d'arrivée pour lesquels nous avons observé des transitions fréquentes au sein d'une même entreprise, associées à des hausses de salaire, que nous avons interprétées comme des mobilités professionnelles verticales⁵.

1.2. Le réseau de neurones

La construction de la distance inter-métiers se fait en trois temps : nous nous appuyons tout d'abord sur un modèle de langage pour extraire une représentation sémantique riche du contenu des offres d'emploi, puis sur un réseau de neurones pour ne retenir de cette représentation sémantique que le contenu pertinent par rapport aux compétences et positionner les métiers dans un espace de grande dimension, et enfin nous utilisons la distance angulaire dans cet espace comme mesure de distance inter-métiers.

Notre contribution méthodologique principale est la construction d'une représentation spatiale en grande dimension des compétences mobilisées et exigées par les 532 métiers de la classification ROME V3 qui soit pertinente quantitativement pour analyser les mobilités professionnelles tout en restant géométriquement interprétable. La mesure de distance inter-métiers utilisée dans la suite de cet article est un sous-produit immédiat de cette construction. Le modèle de langage utilisé pour analyser le texte des offres d'emploi,

FlauBERT (Le *et al.*, 2020), est une référence pour la langue française et nous nous en servons d'une manière tout à fait standard dans la littérature en traitement automatique du langage.

Le choix d'utiliser un réseau de neurones pour obtenir notre représentation nous distingue de la littérature existante sur la multidimensionalité des compétences. Celle-ci repose majoritairement sur des méthodes de construction d'indice ou de réduction de dimension (analyse en composante principale, analyse de correspondance), qui sont simples à définir mathématiquement, mais produisent une représentation des compétences dont la pertinence par rapport à la finalité souhaitée n'a rien d'évident – en particulier pour un usage dans des analyses quantitatives. Au contraire, nous avons fait le choix d'une approche supervisée dans laquelle les tâches prétextes permettant l'entraînement de la représentation sont facilement explicables, en lien étroit avec la finalité de la représentation et imposent une cohérence géométrique au résultat. Ce parti pris permet une meilleure interprétabilité de la représentation obtenue, au prix d'une complexité accrue dans sa construction.

Le fait que la construction de la représentation spatiale des compétences s'appuie sur des données textuelles fait courir certains risques. Il est possible que les textes des offres d'emploi contiennent des éléments sans lien avec les compétences, et ayant donc un faible pouvoir prédictif sur le métier, comme le style de rédaction de l'offre, le nom de l'entreprise ou le lieu d'exercice de l'activité, qui pourraient affecter la représentation. On peut également craindre que, selon les métiers, les offres aient tendance à demander plus de compétences que le métier n'en exige vraiment, ou à demander des compétences différentes selon la phase du cycle du marché du travail, comme observé dans (Deming & Kahn, 2018). La taille du corpus d'offres d'emploi et la faible profondeur du réseau de neurones permettent cependant d'espérer que ce dernier exploitera surtout les éléments du texte ayant un fort pouvoir prédictif sur le métier et parviendra à faire abstraction du bruit dans la description des compétences.

1.2.1. Objectifs

Nous utilisons un réseau de neurones afin de placer les 532 métiers de la classification ROME dans un espace de dimension 20 de telle sorte que le positionnement relatif de deux métiers

4. Pour ce faire nous utilisons le niveau de formation renseigné dans le Fichier historique de Pôle emploi pour les inscrits en 2018. Cette information est tirée de l'appariement ForCE.

5. Ces transitions verticales sont construites sur la base de données administratives de l'année 2019 (Base tous salariés, fichier « Postes », Insee).

nous renseigne sur la possibilité d'effectuer une transition professionnelle de l'un vers l'autre. Les dimensions de cet espace n'ont pas vocation à être considérées individuellement, comme si elles mesuraient l'importance d'une compétence spécifique (ou même facilement interprétable) pour un métier donné. En revanche, le vecteur formé de ces 20 dimensions contient une représentation synthétique des compétences requises par le métier et peut, quant à lui, être interprété. Une fois les métiers positionnés dans l'espace, nous utilisons la distance cosinus entre vecteurs comme mesure de la distance inter-métiers en termes de compétences.

Formellement, on appellera représentation R la fonction qui à chaque métier de la classification ROME associe le vecteur correspondant dans cet espace.

$$R : \begin{matrix} \{\text{Codes ROME}\} & \rightarrow & \mathbb{R}^{20} \\ x & \mapsto & R(x) \end{matrix}$$

La représentation est construite de sorte que la géométrie dans cet espace ait une interprétation claire en matière de compétences et de mobilité professionnelle.

(i) L'angle entre les vecteurs $R(x)$ et $R(y)$ doit refléter à quel point les compétences mobilisées dans les métiers x et y sont similaires. Le cosinus de cet angle est notre mesure de distance inter-métiers.

(ii) La norme $\|R(x)\|$ doit refléter le niveau de maîtrise attendu dans les compétences mobilisées dans le métier x .

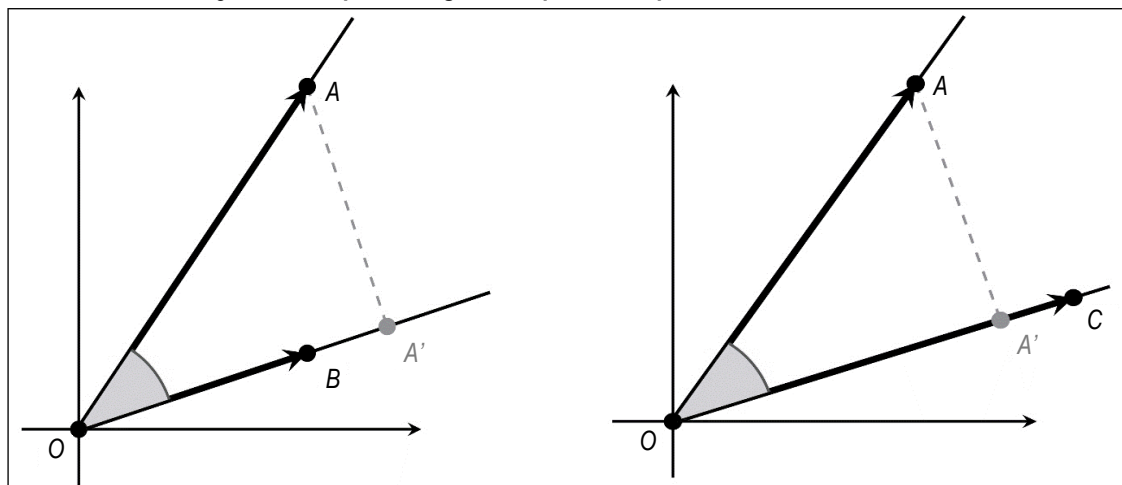
(iii) La projection du vecteur u sur la droite engendrée par $R(x)$ doit refléter le niveau de maîtrise dans les compétences mobilisées par le métier x d'une personne dont les compétences détenues sont représentées par u .

(iv) Toutes les composantes du vecteur $R(x)$ sont positives et représentent une certaine dimension des compétences mobilisées par le métier x .

La distinction entre quelles sont les compétences mobilisées (la direction du vecteur) et quel est le niveau de maîtrise dans les compétences mobilisées (la norme du vecteur) s'inspire des questions posées dans plusieurs jeux de données existants reliant les compétences et les métiers, comme ceux de la classification O*NET aux États-Unis. En pratique, nous utilisons la direction des vecteurs dans la représentation des métiers (voir infra), mais leur norme joue également un rôle dans le processus de construction de cette représentation.

La figure I illustre l'interprétation géométrique de notre représentation. Une conséquence de la troisième propriété, qui porte sur le transfert de compétences lors d'une transition professionnelle, est que la dimension de l'espace majore le cardinal du plus grand ensemble de métiers dont les compétences mobilisées n'ont deux à deux absolument rien en commun. Autrement dit, en passant de l'un de ces métiers à un autre, il faut absolument tout réapprendre de zéro. Nous avons choisi de travailler en dimension 20, ce qui impose à la représentation de capter des compétences partagées entre les 532 métiers de

Figure I – Interprétation géométrique de la représentation R des métiers



Note : représentation du passage d'un métier de départ A à un métier d'arrivée B dans l'espace des compétences. Notre mesure de distance inter-métiers, qui traduit l'écart entre les compétences mobilisées par les métiers A et B, correspond au cosinus de l'angle grisé. Le métier A nécessite un niveau de maîtrise des compétences qu'il mobilise plus élevé que le métier B, d'où une plus grande distance à l'origine. Si un individu dont les compétences sont exactement celles correspondant au métier A venait à se reconverter dans le métier B, son niveau de maîtrise des compétences mobilisées par B serait la distance à l'origine du point A'. Ici, le niveau de maîtrise est suffisant pour envisager une mobilité de A à B. À l'inverse, il n'est pas possible pour ce même individu de se reconverter dans le métier C, qui mobilise les mêmes compétences que le métier B mais nécessite un niveau de maîtrise plus élevé.

la classification ROME, tout en laissant plus de flexibilité pour représenter ces compétences que dans un modèle de très faible dimension.

Le cadre géométrique proposé possède deux propriétés qui peuvent paraître contre-intuitives. D'une part, la représentation introduit une forme de substituabilité imparfaite entre les compétences. Avoir un niveau de maîtrise très important dans un domaine donné assure un niveau minimum dans tout autre domaine ayant au moins une compétence en commun. En ce sens, la représentation gère mal les impossibilités absolues de reconversion. D'autre part, la relation binaire sur les métiers qui indique qu'une transition professionnelle est possible n'est en général pas transitive, autrement dit, il peut être possible d'aller d'un métier A à un métier B et d'un métier B à un métier C sans pouvoir aller directement de A à C. L'idée sous-jacente est que cette relation binaire capture la possibilité d'une mobilité professionnelle en un temps raisonnable sans avoir à suivre une formation spécifique. Or, la somme de deux temps raisonnables n'est pas forcément raisonnable.

Cette traduction géométrique de la faisabilité des transitions professionnelles dans l'espace des compétences n'est pas utilisée directement dans la construction de la mesure. Cependant, elle illustre le mécanisme de la réutilisation partielle des compétences déjà acquises lors d'une mobilité professionnelle. Plus on s'éloigne du métier initial en termes de compétences mobilisées, c'est-à-dire plus l'angle est grand, plus la norme du projeté est petite, c'est-à-dire moins on peut réutiliser ses compétences déjà acquises. Ainsi, pour un niveau de maîtrise des compétences donné dans le métier d'arrivée, il est plus faisable de se reconvertir dans un métier avec lequel on a une faible distance angulaire. Cela explique l'intérêt d'utiliser la distance angulaire comme mesure de la difficulté à se reconvertir.

En plus de cette représentation des métiers, notre réseau de neurones permet également d'associer à tout texte d'offre d'emploi une position dans ce même espace de dimension 20. On notera F la fonction associée.

$$F : \{\text{Textes d'offres d'emploi}\} \rightarrow \mathbb{R}^{20}$$

$$x \mapsto F(x)$$

Cette représentation des textes d'offre d'emploi a deux intérêts :

- Elle est utilisée pour apprendre la représentation R des métiers. La principale tâche d'entraînement du réseau de neurones consiste à comparer le texte t d'une offre d'emploi à un métier x , via leurs représentants $F(t)$ et $R(x)$, afin de prédire le code ROME du métier de l'offre d'emploi.

- Une fois l'entraînement terminé, elle peut être utilisée pour analyser qualitativement la représentation obtenue. On peut modifier le texte t d'une offre d'emploi en entrée et observer comment cela affecte son représentant $F(t)$.

1.2.2. L'architecture du réseau de neurones

Le réseau de neurones est composé de trois blocs, comme illustré sur la figure II.

Le bloc 1 est un modèle de langage. Il prend en entrée un texte et produit une représentation de ce texte en 768 dimensions qui permet de répondre à une large classe de problèmes sémantiques. Nous utilisons une version pré-entraînée de ce modèle et ses paramètres sont figés pendant l'entraînement des autres blocs.

Le bloc 2 est un réseau de neurones à trois couches. Il prend en entrée la représentation d'une offre d'emploi en sortie du bloc 1 et produit une représentation de cette offre en 20 dimensions. Cette étape permet de ne conserver des 768 dimensions initiales que l'information pertinente en termes de compétences et de mobilité professionnelle. Associé avec le bloc 1, il forme la fonction F qui associe au texte d'une offre d'emploi sa représentation en dimension 20.

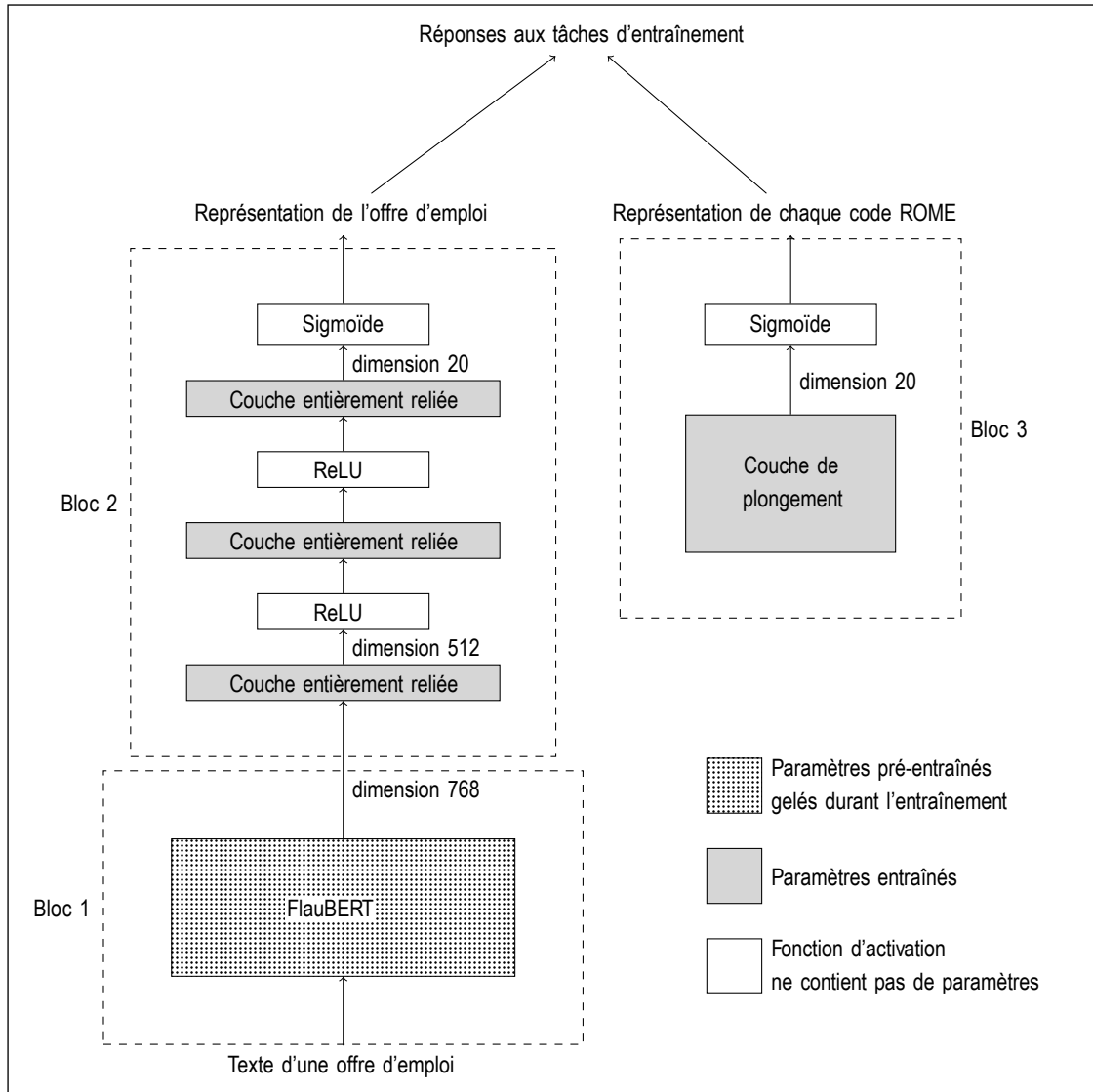
Le bloc 3 est une couche supplémentaire qui stocke la représentation R des 532 métiers de la classification ROME en 20 dimensions. La comparaison de la sortie du bloc 2 avec la sortie du bloc 3 permet d'évaluer la performance du réseau aux différentes tâches et d'entraîner ses paramètres en conséquence.

Les paramètres du bloc 1 (fond en pointillé sur la figure II) sont récupérés sur un modèle déjà entraîné (FlauBERT. Le *et al.*, 2020), puis légèrement ré-entraînés de manière semi-supervisée sur notre corpus d'offres d'emploi séparément du reste du modèle, avant d'être gelés durant l'entraînement des blocs 2 et 3. Les paramètres des blocs 2 et 3 (couches en gris foncé sur la figure II) sont initialisés aléatoirement, puis entraînés grâce au texte des offres d'emplois tel que détaillé dans la sous-section suivante.

1.2.3. Tâches d'entraînement et pénalités associées

La représentation R des métiers fait partie des paramètres du réseau de neurones, qui évoluent à mesure que le réseau de neurones s'entraîne à réaliser certaines tâches. C'est le choix de tâches d'entraînement pertinentes et de pénalités associées qui permet d'imposer à la représentation les propriétés géométriques énoncées précédemment.

Figure II – Schéma du réseau de neurones utilisé



Nous utilisons les couples tâche/pénalité suivants pour l'entraînement du réseau de neurones :

Prédire le code ROME d'une offre d'emploi - *WARP loss*

Nous avons adapté la pénalité (*Weighted Approximate-Rank Pairwise*, WARP) de l'article Weston *et al.* (2011) à notre problème. Pour chaque texte t d'une offre d'emploi, nous calculons l'angle de son représentant $F(t)$ avec le représentant $R(x)$ de chaque métier x de la classification ROME. On s'attend à ce que l'angle entre $F(t)$ et le représentant $R(x_0)$ du métier correspondant à l'offre soit très faible. On pénalise donc le réseau pour chaque métier x telle que l'angle entre $F(t)$ et $R(x)$ est inférieur à celui entre $F(t)$ et $R(x_0)$.

$$l_{\text{WARP}} = \sum_{\text{ROME codes } x \neq x_0} |F(t) \cdot (R(x) - R(x_0))|_+$$

où $| \cdot |_+ = \max(0, \cdot)$.

Prédire les mobilités suggérées dans la classification ROME - *Triplet loss*

La *triplet loss* vient à l'origine de la reconnaissance d'image. Si l'on a trois photos de visage et que, contrairement à la troisième, les deux premières viennent d'une même personne, alors un algorithme de reconnaissance faciale devrait prédire que la première ressemble plus à la deuxième qu'à la troisième.

De la même manière, nous formons des triplets de métiers en prenant un métier de départ x_0 , un métier x vers lequel une transition depuis le métier de départ est suggérée dans le champ Mobilités de la classification ROME, et un autre y vers lequel aucune transition n'est suggérée. Nous prenons ensuite une offre au hasard dans chacun de ces métiers.

On s'attend à ce que la mobilité de x_0 à x soit un meilleur choix que celle de x_0 vers y . En particulier, la transition doit être faisable en termes de compétences sans que le niveau de maîtrise attendu n'ait trop diminué par rapport à l'emploi initial. Cela conduit à utiliser la métrique suivante pour dire à quel point une mobilité est susceptible d'être recommandée.

$$d(x_0, x) = \max \left(1 - \frac{\|R(x)\|}{\|R(x_0)\|}, 1 - \frac{R(x_0) \cdot R(x)}{\|R(x)\|^2} \right)$$

On définit alors la *triplet loss* comme l'écart, par rapport à cette métrique, entre les couples (x_0, x) et (x_0, y) .

$$l_{\text{Triplet}} = |d(x_0, x) - d(x_0, y)|_+$$

Prédire le niveau de maîtrise attendu dans les compétences mobilisées par le métier x - Norm loss

Pour chaque métier x , on compare la norme de son représentant $R(x)$ à une valeur e_x (normalisée entre 0 et 1) qui reflète le niveau de qualification moyen de travailleurs occupants ce métier⁶.

$$l_{\text{Norm}} = \sum_{\text{ROME codes } x} (\|R(x)\| - e_x)^2$$

Prédire le niveau de maîtrise - Vertical loss

Dans de nombreux secteurs, les mobilités verticales nécessitent d'avoir acquis les compétences des échelons inférieurs. On s'attend donc à ce que, parmi les couples de métiers de départ et d'arrivée souvent associés dans les données du marché du travail à des mobilités verticales, le premier nécessite moins de compétences que le second, dans toutes les dimensions que recouvre la notion de compétences.

En notant $x < y$ le fait que beaucoup de mobilités verticales impliquent de passer du métier x au métier y , on définit la *vertical loss* par

$$l_{\text{Vertical}} = \sum_{x < y} \sum_{i=1}^{20} |R(x)_i - R(y)_i|_+$$

Les différentes pénalités associées à ces tâches sont normalisées, passées au logarithme puis sommées pour former la pénalité totale l , soit :

$$l = \log(1 + l_{\text{WARP}}) + \log(1 + l_{\text{Triplet}}) + \log(1 + l_{\text{Norm}}) + \log(1 + l_{\text{Vertical}})$$

1.3. Résultats

Nous avons validé qualitativement et quantitativement la mesure de distance obtenue à partir de la représentation spatiale des métiers. Nous détaillons dans l'annexe des premiers éléments sur la performance de l'algorithme sur les tâches prétextes ainsi qu'un exercice de validation qualitative.

Notre principale démarche de validation quantitative de la mesure obtenue a consisté à évaluer sa capacité à prédire les transitions professionnelles effectivement réalisées sur le marché du travail.

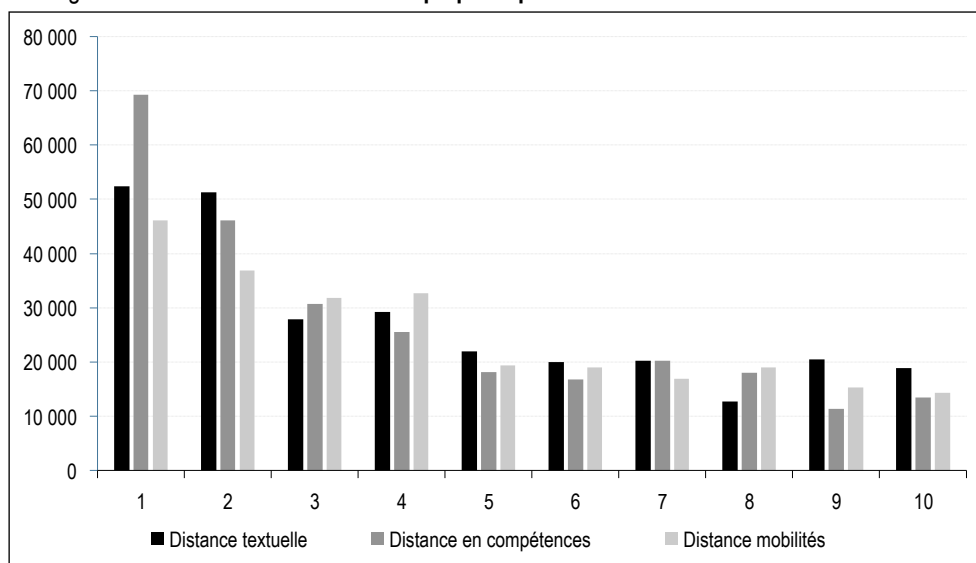
Prédire parfaitement les transitions observées n'est pas la vocation de la mesure, car ces dernières peuvent dépendre de nombreux facteurs qui n'ont rien à voir avec les compétences professionnelles, tels que les aspirations personnelles, les stéréotypes de genre ou encore le contexte local du marché du travail. Cependant, il semble raisonnable de supposer qu'il y ait en général plus de transitions professionnelles entre des métiers plus proches en termes de compétences mobilisées.

Nous avons comparé le pouvoir prédictif de notre mesure de distance inter-métiers par rapport à deux alternatives : d'une part, la distance sur le graphe des mobilités professionnelles suggérées dans la classification ROME, d'autre part, la distance cosinus entre les vecteurs de compétences associés au métier de départ et d'arrivée dans la classification ROME.

La figure III représente, pour chacune des trois mesures de distance inter-métiers et pour chaque rang k de 1 à 10, le nombre de transitions professionnelles observées qui vont d'un métier de départ vers le k -ième métier le plus proche selon la mesure. Cela nous permet d'évaluer la capacité à retrouver les transitions les plus probables et d'observer la qualité de la mesure pour des métiers plus éloignés. On observe que notre mesure de distance (appelée Distance textuelle dans le graphique) fait mieux que la distance construite à partir des suggestions de la classification ROME (Distance mobilités) pour 7 des 10 rangs. D'ailleurs, si l'on cumule les transitions expliquées par les k métiers d'arrivée les plus proches, notre mesure la surpasse pour tout k entre 1 et 10. Concernant la mesure fondée sur les compétences définies dans la classification ROME V3 (Distance en compétences), on remarque qu'elle a un très bon pouvoir prédictif pour les métiers très proches, mais un faible pouvoir prédictif pour les métiers plus lointains. Cela s'explique simplement par le fait que les notions de compétences utilisées dans la classification ROME V3 sont assez étroites et manquent de pouvoir de généralisation (ce constat a d'ailleurs orienté les travaux sur la refonte de la classification ROME vers sa version 4.0). À l'inverse, notre mesure construite à partir de données textuelles diverses et non

6. En pratique ce niveau est construit comme le niveau d'études moyen observé dans le métier, normalisé entre 0 et 1.

Figure III – Nombre de transitions expliquées par les mesures de distance inter-métiers



Note : cet histogramme représente le nombre de transitions réalisées sur le marché du travail en 2019 vers les 10 métiers d'arrivée les plus proches du métier d'origine selon différentes mesures de distance inter-métiers. Nous comparons la distance textuelle que nous construisons aux distances construites grâce aux rubriques Mobilités et Compétences du ROME V3. Les transitions utilisées dans ce graphique ne distinguent pas les transitions réalisées avec ou sans formation préalable.

Source : Base tous salariés, fichier « Postes », 2019, Insee ; calcul des auteurs.

structurées semble plus à même d'identifier des notions larges de compétence et de faire des généralisations puisque c'est elle la plus performante pour des rangs élevés.

Le tableau 1 donne les résultats de la régression, sur l'ensemble des couples de métiers pour lesquels au moins une transition a eu lieu, du logarithme du nombre de transitions réalisées par rapport à différentes mesures de distance inter-métiers normalisées. Cela nous permet de comparer la qualité de la mesure à prédire les transitions à longue distance, c'est-à-dire même pour des métiers de départ et d'arrivée qui peuvent être assez éloignés en termes de compétences, par opposition à la figure précédente qui se concentrait sur les transitions les

plus probables. La part de la variance expliquée par notre mesure de distance inter-métiers est plus grande que pour les deux autres mesures et le coefficient de corrélation est plus élevé. Il n'est pas surprenant que les mesures de distance inter-métiers centrées sur les compétences n'expliquent qu'une faible part des transitions observées, dans la mesure où elles ne prennent pas en compte les nombreux autres facteurs qui peuvent conduire à une mobilité professionnelle.

2. Formation professionnelle, retour à l'emploi et trajectoires professionnelles

Cette section étudie le devenir des demandeurs d'emploi primo-formés en termes de retour à l'emploi et de trajectoires professionnelles en

Tableau 1 – Pouvoir explicatif des mesures de distance inter-métiers sur les transitions réalisées

	log(transitions)	log(transitions)	log(transitions)	log(transitions)
Distance mobilités	-0,409 (0,0052)			-0,288 (0,0049)
Distance en compétences		-0,4501 (0,0051)		-0,287 (0,0049)
Distance textuelle			-0,609 (0,0052)	-0,495 (0,0052)
N	149 209	149 209	149 209	149 209
R ²	0,0409	0,0506	0,0935	0,1388

Note : cette table donne les résultats de quatre régressions dont la variable dépendante est le logarithme du nombre de transitions entre métiers. Les deux premières variables explicatives sont des mesures de distance construites à partir des rubriques Mobilités et Compétences du ROME V3, que nous comparons à la distance textuelle construite pour les besoins de cette étude. Chaque mesure de distance inter-métiers a été normalisée de sorte que le coefficient donne directement la corrélation entre variables expliquée et explicative.

Source : Base tous salariés, fichier « Postes », 2019, Insee ; calcul des auteurs.

général, en les comparant à des demandeurs d'emploi jamais formés mais comparables du point de vue des caractéristiques observables. Nous décrivons d'abord les données administratives exploitées et leur traitement préalable, puis nous expliquons brièvement la stratégie empirique adoptée, avant de présenter les résultats obtenus.

2.1. Données et construction de l'échantillon

Nous utilisons les données du dispositif Formation, Chômage, Emploi (FORCE)⁷ qui regroupe notamment :

- le Fichier historique des demandeurs d'emploi (FH), qui rassemble pour chaque demandeur d'emploi des informations sur ses épisodes d'inscription à Pôle emploi sur les 10 années précédant le millésime de FORCE considéré ;
- la base régionalisée des stagiaires de la formation professionnelle (Brest), qui rassemble pour chaque demandeur d'emploi ayant été stagiaire de la formation professionnelle les caractéristiques des formations suivies depuis 2017 ;
- la base Mouvements de main-d'œuvre (MMO, dont les données sont issues de la Déclaration sociale nominative), qui rassemble depuis 2017 les informations sur les contrats de travail pour chaque salarié du privé⁸, pour l'ensemble des demandeurs d'emploi présents dans le FH du millésime de FORCE considéré.

Nous construisons notre base d'analyse en suivant les mêmes principes généraux que ceux adoptés par Chabaud *et al.* (2022) dans leur étude sur la relation entre formation professionnelle et retour à l'emploi des demandeurs d'emploi et mobilisant des données similaires. Nous créons d'abord pour chaque mois entre janvier 2018 et décembre 2020 une base contenant l'ensemble des demandeurs d'emploi inscrits durant ce mois m (hors catégorie E / catégorie administrative 5)⁹, après avoir préalablement abouté les épisodes administratifs de demande d'emploi séparés de moins de 30 jours. Afin de concentrer l'analyse sur les primo-formés, nous utilisons la table P2 du Fichier historique pour exclure les demandeurs d'emploi qui ont suivi une formation avant 2017. Cet échantillon est apparié à la base Brest afin de déterminer l'ensemble des demandeurs d'emploi entrant en formation pour la première fois au cours du mois m , qui constitue le groupe de traitement pour ce mois-ci – tout en excluant du groupe de contrôle l'ensemble des individus ayant suivi une formation avant le mois m . Nous excluons du champ des formations considérées celles qui sont directement associées à un projet de recrutement (POEI,

POEC, AFPR) – afin de ne pas considérer ces formations mécaniquement associées au retour à l'emploi dans le champ d'étude¹⁰. Enfin, l'appariement avec la base MMO permet de récupérer des informations sur les contrats détenus par les demandeurs d'emploi (i) préalablement au mois m et (ii) pour chacun des 24 mois suivant le mois m . Dans la mesure où cette étude se concentre sur les trajectoires professionnelles accomplies par les demandeurs d'emploi, notre échantillon principal restreint la population des demandeurs d'emploi aux personnes ayant détenu un emploi stable au cours des 12 mois précédant le mois m . Nous identifions ainsi pour chaque demandeur d'emploi un métier de référence qui, lorsque nous l'associons aux caractéristiques de l'emploi retrouvé après le mois m , nous permet de construire les principales variables d'intérêt de cette étude (distance inter-métiers parcourue, différentiel de tension, nature du contrat retrouvé, etc.).

Nous conservons un grand nombre d'informations sur les individus en provenance du FH, telles que leur âge, sexe, situation familiale, nombre d'enfants, niveau de formation, qualification, situation de handicap, habitation dans une zone rurale/urbaine, volonté de mobilité géographique, catégorie d'inscription, motif d'inscription, nationalité, métier recherché, salaire de réserve, ancienneté au chômage au mois m , temps passé au chômage et nombre d'épisodes de chômage avant l'épisode en question. Ces variables de contrôle nous permettent de redresser les différences observables existant entre les demandeurs d'emploi ayant recours à la formation professionnelle et ceux n'y ayant pas recours.

2.2. Stratégie empirique

Définissons une variable $D_i \in \{0,1\}$ indiquant si l'individu i est entré en formation durant le mois m ($D_i = 1$) ou non ($D_i = 0$). Pour une variable d'intérêt Y_i (par exemple, le retour à l'emploi dans les 24 mois suivant le mois m d'entrée potentielle en formation), on peut définir deux valeurs potentielles (selon le langage usuel de l'inférence causale) désignant la valeur prise par Y_i pour l'individu i dans le cas où i n'est pas

7. Millésime 2023T2.

8. Depuis 2022, les informations sur les contrats en cours d'une grande partie des salariés de la fonction publique sont également collectées.

9. La catégorie E / catégorie administrative 5 contient l'ensemble des demandeurs d'emploi inscrits et ayant un emploi à temps plein, n'ayant de ce fait aucune obligation de recherche d'emploi.

10. La base Brest permet de distinguer les Préparations Opérationnelles à l'Emploi Individuelles (POEI), les Préparations Opérationnelles à l'Emploi Collectives (POEC) et les Actions de Formation Préalables au Recrutement (AFPR) des Aides Individuelles de Formation (AIF) sur lesquelles nous nous concentrons.

entré en formation durant le mois m ($Y_i(0)$) ou dans le cas où l'entrée en formation a eu lieu ($Y_i(1)$). Intuitivement, l'hypothèse d'indépendance conditionnelle suppose qu'un individu traité ($D_i = 1$) aurait eu, en l'absence d'entrée en formation, un devenir similaire à un individu i' contrôle ($D_{i'} = 0$) ayant des caractéristiques observables X similaires à i . Formellement,

$$Y_i(0) \perp D_i \mid X.$$

Cette hypothèse, si elle est vérifiée, permet d'identifier l'*average treatment effect on the treated* (ATT), c'est-à-dire l'effet moyen de l'entrée en formation au mois m parmi les individus étant effectivement entrés. Il est important de garder à l'esprit, dans l'interprétation de nos résultats, que le traitement étudié ici est bien l'entrée en (première) formation *durant le mois m* , par opposition à tout autre scénario (incluant l'absence totale d'entrée en formation, ou une entrée postérieure au mois m).

Notons cependant que dans le cas présent, il est probable que les demandeurs d'emploi choisissant d'entrer en formation diffèrent des individus non formés selon des caractéristiques inobservables (motivation, aspiration à des changements de métier, etc.) susceptibles d'être corrélées significativement avec le retour à l'emploi et la trajectoire professionnelle en général. Ce genre de biais – empêchant l'interprétation causale d'analyses se basant sur l'hypothèse d'indépendance conditionnelle et ne contrôlant que pour les différences de caractéristiques observables – a été abondamment commenté dans la littérature (Lalonde, 1986). Il est donc plus prudent d'interpréter nos résultats comme des mesures de la corrélation existant entre formation professionnelle et retour à l'emploi, corrigées des différences de caractéristiques observables.

Concernant l'estimation, il existe plusieurs manières de contrôler pour des différences associées aux observables X , en particulier quand la dimensionalité de X est élevée. La première consiste à avoir recours à du *matching* sur score de propension. Ces méthodes sont bien connues comme solutions au problème de dimensionnalité de X depuis Rosenbaum & Rubin (1983). La méthode que nous privilégions, dite de *Double Debiased Machine Learning* (DML) (Chernozhukov *et al.*, 2018), repose sur l'utilisation d'estimateurs non paramétriques de l'espérance conditionnelle de la variable d'intérêt et du score de propension qui sont ensuite combinés pour former un estimateur robuste à une mauvaise spécification de l'un des

deux termes¹¹. Bien que présentant de meilleures propriétés statistiques que l'estimateur classique d'appariement sur score de propension, le caractère biaisé ou non de l'estimateur DML est tout autant dépendant de la validité de l'hypothèse d'indépendance conditionnelle.

2.3. Caractéristiques de l'échantillon étudié

Cette sous-partie décrit l'échantillon de demandeurs d'emploi mobilisé lors de nos analyses. Comme nous l'avons déjà souligné, notre population d'intérêt se restreint à des personnes pour lesquelles nous sommes en mesure de définir un métier de référence et qui sont, par conséquent, relativement proches de l'emploi. Comme indiqué ci-dessus, nous excluons par ailleurs du champ de l'étude les demandeurs d'emploi ayant recours à des formations directement associées à un projet de recrutement (POEI, POEC et AFPR).

Le tableau 2 compare les demandeurs d'emploi pour lesquels un contrat de travail stable (CDI ou CDD de plus de 6 mois) terminé il y a moins de 12 mois est observé (notre population d'intérêt), à ceux pour lesquels ce n'est pas le cas. La première sous-population est la seule pour laquelle nous pouvons étudier l'association entre formation et changement de compétences ainsi que le différentiel de tension entre métier d'origine et métier d'arrivée. Cette sous-population apparaît plus jeune, avec une proportion plus faible de femmes, davantage de diplômés du supérieur ; elle est inscrite depuis moins longtemps au chômage et se forme davantage.

Le tableau 3 présente les caractéristiques des demandeurs d'emploi composant notre population d'intérêt selon le type de formation suivie. Nous distinguons les demandeurs d'emploi n'entretenant aucune formation des demandeurs d'emploi entretenant une formation de plus de 30 heures selon le type (certifiante ou non) et la durée de celle-ci (supérieure ou inférieure à 420 heures, soit 3 mois à temps complet)¹².

Comparée aux demandeurs d'emploi n'entretenant pas une formation de plus de 30 heures, la sous-population des demandeurs d'emploi débutant une première formation de plus de 30 heures est en moyenne plus jeune, au chômage depuis moins longtemps, et contient une proportion plus importante de femmes et de diplômés du supérieur. Ces observations sont toutes encore

11. Concernant l'exécution concrète de cette méthode, des packages sont disponibles sous Python et R (langage utilisé pour cette étude) à l'adresse suivante : <https://docs.doubleml.org/stable/index.html>.

12. Il existe une saisonnalité importante dans le nombre d'entrées en formation parmi les demandeurs d'emploi. Les mois de septembre correspondent à un pic du nombre d'entrées. Nous choisissons de présenter les statistiques pour les inscrits entre janvier 2018 et décembre 2020.

Tableau 2 – **Statistiques descriptives selon l'observation (ou non) d'un contrat stable dans les 12 mois précédant le mois d'étude**

	Sans emploi stable dans l'année écoulée	Avec un emploi stable dans l'année écoulée
Femme (%)	53,4	48,9
Âge (%)		
Moins de 25 ans	10,2	12,4
De 25 à 50 ans	60,1	64,5
Plus de 50 ans	25,1	18,0
Niveau d'études (%)		
Inférieur au baccalauréat	50,6	43,2
Baccalauréat	22,1	22,6
Supérieur au baccalauréat	27,3	34,3
Ancienneté d'inscription (mois)	31,7	12,6
Formation (%)	5,2	8,8
Formation certifiante (%)	2,1	4,0
Formation > 420 heures (%)	2,4	3,7
Observations (milliers)	4 118	908

Source et champ : données ForCE, Dares. Ensemble des demandeurs d'emploi inscrits entre janvier 2018 et décembre 2020 à l'exclusion des demandeurs d'emploi ayant recours à des formations directement associées à un projet de recrutement (POEI, POEC et AFPR).

Tableau 3 – **Statistiques descriptives selon le statut de formation pour la population des demandeurs d'emploi avec un emploi stable au cours de l'année écoulée**

	Sans formation	Formation	Formation certifiante	Formation > 420 heures
Femme (%)	48,9	49,8	51,3	55,7
Âge (%)				
Moins de 25 ans	12,4	12,4	13,3	18,6
De 25 à 50 ans	64,4	69,3	71,6	69,3
Plus de 50 ans	18,1	14,0	10,7	7,7
Niveau d'études (%)				
Inférieur au baccalauréat	43,3	38,5	33,7	32,7
Baccalauréat	22,5	26,5	29,2	31,9
Supérieur au baccalauréat	34,2	35,0	37,1	35,4
Durée d'inscription (mois)	12,7	8,3	8,3	8,4
Changement de métier désiré (%)	67,5	69,2	69,9	70,8
Distance si changement	0,51	0,53	0,53	0,54
Observations (milliers)	900	8,0	3,7	3,4

Source et champ : données ForCE, Dares. Ensemble des demandeurs d'emploi inscrits entre janvier 2018 et décembre 2020 pour lesquels un contrat de travail (CDI ou CDD de plus de 6 mois) terminé il y a moins de 12 mois est observé, à l'exclusion des demandeurs d'emploi ayant recours à des formations directement associées à un projet de recrutement (POEI, POEC et AFPR).

plus prononcées dans les sous-populations des individus débutant une formation certifiante ou une formation longue de plus de 420 heures. Par ailleurs, un fait surprenant est l'absence de différence notable d'aspiration à changer de métier entre ces différentes populations. Nous mesurons cette aspiration comme la part des demandeurs d'emploi déclarant rechercher un métier différent du dernier métier exercé de

manière stable¹³. On observe que presque les trois quarts des individus indiquent chercher un métier différent de celui précédemment exercé – cette proportion n'évoluant pas ou très

13. Nous retenons dans cet exercice un métier exprimé dans la version la plus détaillée de la classification FAP, soit 225 postes. Un passage à un niveau moins granulaire, par exemple la FAP 87, ne change pas le résultat. Le passage à la classification FAP permet de faire concorder le ROME utilisé par le FH et la PCS utilisée par les MMO.

peu quel que soit le statut de traitement. De plus, l'ampleur des changements en compétences envisagés – tels que mesurés par la distance en compétence entre le métier recherché et le métier précédemment exercé – est comparable entre individus débutant ou non une formation, quel que soit le type de celle-ci.

Les stratégies d'identification et d'estimation associées reposent sur la correction des différences observables entre demandeurs d'emploi contrôlés et traités grâce à la méthode DML (voir supra). En pratique nous incluons parmi les variables de contrôle utilisées par l'algorithme le niveau de qualification, l'âge, le sexe, le type de contrat recherché, le niveau de formation, l'expérience sur le marché du travail, la résidence dans un quartier prioritaire de la ville, la situation matrimoniale, la catégorie administrative d'enregistrement à Pôle emploi, la nationalité, la résidence dans une zone urbaine sensible, le dernier motif d'inscription à Pôle emploi, le caractère obligatoire ou non des démarches de recherche d'emploi, le niveau du salaire de réserve déclaré, les préférences de mobilité, le métier recherché, la zone d'emploi de résidence, le nombre d'épisodes de chômage distincts ainsi que le temps total d'inscription à Pôle emploi au cours des dix dernières années.

2.4. Résultats

Tous les résultats présentés dans cette partie sont obtenus grâce la technique du *Double Debiased Machine Learning* (voir supra) et sont largement comparables à ceux obtenus en appliquant une méthode plus classique d'appariement sur score de propension.

Le tableau 4 synthétise nos résultats sur la relation entre la formation professionnelle et le retour à l'emploi à différents horizons temporels (3, 6, 12 et 24 mois après l'entrée en formation), pour l'ensemble des demandeurs d'emploi primo-formés entre janvier 2018 et juin 2020 pour lesquels nous observons un emploi stable au cours de l'année précédant leur entrée en formation. On distingue ici la relation entre l'ensemble des formations et le retour à l'emploi de la relation entre les seules formations certifiantes et le retour à l'emploi en général puis, dans un second temps, en restreignant la variable d'intérêt au retour à l'emploi dans un emploi stable (CDI ou CDD de plus de 6 mois). Comme largement documenté dans la littérature (Card *et al.*, 2018), nous retrouvons un phénomène dit d'« enfermement » (*lock-in*), c'est-à-dire une relation négative entre l'entrée en formation et le retour à l'emploi à court terme liée au temps

consacré à la formation. La relation entre la formation et le retour à l'emploi est positive 12 mois après l'entrée en formation et reste positive mais devient plus forte 24 mois après l'entrée en formation. Nos résultats, qui portent sur une sous-population relativement proche de l'emploi, diffèrent tant qualitativement que quantitativement de ceux rapportés par Chabaud *et al.* (2022). D'un point de vue qualitatif, l'effet d'enfermement apparaît plus prononcé et plus durable sur notre population d'intérêt qu'il ne l'est pour l'ensemble des inscrits à Pôle emploi. D'un point de vue quantitatif, le différentiel redressé formé/non formé à 24 mois pour notre population d'intérêt est environ 20 % plus faible que le résultat que Chabaud *et al.* (2022) obtiennent sur l'ensemble de la population des inscrits à Pôle emploi. Ces différences peuvent s'expliquer par le fait que les individus de notre échantillon sont par construction plus proches de l'emploi ainsi que par le type de formations retenues. Ainsi, une entrée en formation est davantage susceptible de réduire significativement les opportunités de retour à l'emploi pour cette sous-population, pour laquelle de telles opportunités sont nombreuses, même en l'absence de formation.

Le tableau 4 montre par ailleurs que si l'effet initial d'enfermement est plus prononcé pour les formations certifiantes qui sont très souvent des formations longues, le différentiel formé/non formé à 24 mois de ce type de formations est plus élevé que le différentiel mesuré pour les formations prises dans leur ensemble. Cette conclusion demeure globalement inchangée lorsque l'on s'intéresse au retour à un emploi stable (CDI ou CDD de plus de 6 mois) : cependant le différentiel formé/non formé à 24 mois suite à une formation certifiante n'est pas significativement différent de celui pour l'ensemble des formations. L'effet d'enfermement est par ailleurs plus durable, encore significatif 12 mois après la formation.

Le tableau 5 résume nos principaux résultats sur la relation entre la formation et les trajectoires professionnelles des demandeurs d'emploi pour différents types de formation (toutes formations confondues et formations certifiantes) 24 mois après l'entrée en formation. Comme précédemment, nous présentons l'ensemble de ces résultats sur l'échantillon des demandeurs d'emploi pour lesquels nous observons un contrat stable au cours de l'année écoulée. Dans ce tableau, la variable dépendante de retour à l'emploi à 24 mois est décomposée en fonction de la distance entre l'emploi retrouvé et l'emploi d'origine. On distingue ainsi un

Tableau 4 – Les différences de retour à l'emploi observées entre les personnes formées et les personnes n'ayant pas recours à la formation

	(1) 3 mois	(2) 6 mois	(3) 12 mois	(4) 24 mois
Tout type d'emploi				
Toute formation	-0,100 (0,002)	-0,089 (0,002)	0,007 (0,002)	0,069 (0,002)
Formation certifiante	-0,119 (0,002)	-0,119 (0,003)	0,018 (0,003)	0,086 (0,003)
Emploi stable				
Toute formation	-0,063 (0,001)	0,06 (0,002)	-0,011 (0,002)	0,033 (0,002)
Formation certifiante	-0,078 (0,002)	-0,082 (0,002)	-0,013 (0,003)	0,040 (0,003)

Note : ce tableau présente les résultats de régressions séparées de 4 variables dépendantes différentes (en colonne, correspondant au retour à l'emploi pour différents horizons temporels) sur 2 variables explicatives (en ligne, correspondant aux différents types de formation considérés). La partie haute du tableau considère le retour à tout type d'emploi à différents horizons temporels, tandis que la partie basse répète les analyses en ne considérant comme variable dépendante que le retour à l'emploi stable (CDI, CDD de plus de 6 mois). Les erreurs standard clusterisées au niveau métier \times zone d'emploi sont présentées entre parenthèses.

retour à l'emploi dans le métier d'origine ($d=1$), dans un métier très proche du métier d'origine ($d \in [2; 5]$), dans un métier proche du métier d'origine ($d \in [6; 20]$), et finalement dans un métier dont les compétences sont éloignées de celles du métier d'origine ($d > 20$). En procédant ainsi on constate que la formation professionnelle réduit la probabilité de retour à l'emploi dans le métier d'origine des demandeurs d'emploi, est presque neutre pour les métiers proches, et augmente de manière substantielle la probabilité de retour à l'emploi dans les métiers dont les compétences sont éloignées de celles du métier d'origine. Ces conclusions sont encore plus prononcées lorsque l'on restreint les formations considérées aux seules formations certifiantes. Ainsi, le recours à la formation en général et le recours à des formations certifiantes en particulier semblent bien coïncider avec une réallocation de la main-d'œuvre vers des métiers que l'on peut considérer comme éloignés en termes de compétences des métiers exercés

avant la formation. Ce résultat est frappant dans la mesure où il implique que la totalité de la relation entre le retour à l'emploi et la formation professionnelle passe par des transitions professionnelles dirigées vers des métiers éloignés du métier d'origine des demandeurs d'emploi.

Le surcroît d'emploi observé chez les personnes ayant recours à la formation professionnelle est-il associé à une redirection plus fréquente vers les marchés du travail en forte tension ? Pour répondre à cette question, le tableau 6 décompose la relation entre la formation et le retour à l'emploi selon que l'emploi retrouvé se situe dans un marché en plus faible ou en plus forte tension que le marché de l'emploi d'origine. Les données de tension utilisées pour réaliser cette décomposition sont obtenues en régressant le retour à l'emploi des demandeurs d'emploi n'ayant pas recours à la formation sur des effets fixes marché (zone d'emploi \times FAP) en contrôlant pour les caractéristiques individuelles

Tableau 5 – Les différences de retour à l'emploi après 24 mois entre personnes formées et non formées selon la distance entre le métier d'origine et le métier d'arrivée

	(1) Métier d'origine ($d=1$)	(2) Métier très proche ($d \in [2; 5]$)	(3) Métier proche ($d \in [6; 20]$)	(4) Métier éloigné ($d > 20$)
Toute formation	-0,044 (0,001)	0,005 (0,001)	0,006 (0,001)	0,080 (0,002)
Formation certifiante	-0,052 (0,002)	0,009 (0,002)	0,005 (0,002)	0,095 (0,003)

Note : ce tableau présente les résultats de régressions séparées de 4 variables dépendantes différentes (en colonne) sur 2 variables explicatives (en ligne, correspondant aux différents types de formation considérés). À titre d'exemple, les coefficients de la colonne (2), Métier très proche ($d \in [2; 5]$), correspondent au différentiel formé/non formé de retour à l'emploi (à 24 mois) dans l'un des 4 métiers les plus proches du métier précédemment exercé, selon notre mesure de distance inter-métiers. Les erreurs standard clusterisées au niveau métier \times zone d'emploi sont présentées entre parenthèses.

Tableau 6 – Les différences de retour à l'emploi après 24 mois entre personnes formées et non formées selon le niveau relatif de tension du métier d'arrivée

	(1) plus faible tension que le métier d'origine	(2) plus forte tension que le métier d'origine
Toute formation	0,046 (0,002)	0,045 (0,002)
Formation certifiante	0,050 (0,003)	0,059 (0,003)

Note : ce tableau reprend les analyses du tableau 4 en distinguant, dans la construction des variables dépendantes, le retour à l'emploi dans un marché en plus faible (ou plus forte) tension que le métier précédemment exercé par le demandeur d'emploi. Les erreurs standard clusterisées au niveau métier x zone d'emploi sont présentées entre parenthèses.

des demandeurs d'emploi présents sur chaque marché. Cette manière de procéder nous permet de nous appuyer sur un indicateur de tension (taux de retour à l'emploi par marché) qui évite les problèmes de mesure habituels liés au caractère non observable de l'effort de recherche des demandeurs d'emploi et des entreprises¹⁴. Le tableau 6 montre qu'aussi bien dans le cas des formations certifiantes que pour l'ensemble des formations, le différentiel formé/non formé à 24 mois sur le retour à l'emploi ne semble pas être porté par des redirections plus nombreuses vers des marchés de l'emploi en plus forte tension que le marché d'origine de chaque demandeur d'emploi. Dans l'ensemble, l'entrée en formation (certifiante ou non) semble augmenter de manière comparable la probabilité d'une transition vers un métier en plus forte ou en plus faible tension. Dans la perspective d'un usage du système de formation visant à réduire les déséquilibres d'offre et de demande de travail entre différents marchés du travail, ce résultat peut apparaître comme relativement décevant. Il suggère qu'une plus grande attention portée au ciblage de l'offre de formation permettrait de rediriger plus encore la main-d'œuvre vers les marchés les plus en tension, quand à ce jour les transitions générées par le passage en formation apparaissent comme relativement neutres de ce point de vue.

* *

du travail ? Cette étude vise à apporter des éléments de réponse à cette question en comparant les trajectoires professionnelles réalisées par les demandeurs d'emploi ayant ou non recours à la formation professionnelle. À cette fin, nous avons construit une mesure originale de distance en compétences entre métiers en nous appuyant sur les textes des offres d'emploi postées à Pôle emploi. Nous avons utilisé cette mesure de distance pour étudier les transitions professionnelles des demandeurs d'emploi ayant ou non recours à la formation. Sur un échantillon de demandeurs d'emploi relativement proches de l'emploi, nos résultats montrent que, par rapport aux demandeurs d'emploi n'ayant pas recours à la formation professionnelle, les demandeurs d'emploi formés accomplissent des transitions professionnelles plus lointaines dans l'espace de compétences. Nos résultats reposent sur une hypothèse – forte dans ce contexte – d'indépendance conditionnelle du recours à la formation et doivent donc être interprétés avec prudence. D'un point de vue purement réallocatif, le surcroît de retour à l'emploi des personnes accédant à la formation professionnelle ne semble pas être tiré par des redirections plus nombreuses vers des métiers en forte tension. Ce résultat laisse présumer qu'un ciblage plus systématique de l'offre de formation professionnelle sur les compétences demandées par les métiers en tension permettrait d'accroître l'effet réallocatif de la formation professionnelle. □

La formation professionnelle permet-elle de réduire les déséquilibres structurels du marché

14. La Dares utilise une mesure comparable (taux d'écoulement de la main-d'œuvre par marché) lorsqu'elle construit un indicateur synthétique de tension sur le marché du travail.

Lien vers l'Annexe en ligne :

www.insee.fr/fr/statistiques/fichier/8678968/ES547_Frick-et-al_Annexe-en-ligne.pdf

BIBLIOGRAPHIE

- Baley, I., Figueiredo, A. & Ulbricht, R. (2022).** Mismatch Cycles. *Journal of Political Economy*, 130(6). <https://doi.org/10.1086/720461>
- Bana, S. H., Brynjolfsson, E., Rock, D. & Steffen, S. (2019).** Job2Vec: Job Title Benchmarking with Collective Multi-View Representation Learning. In *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM '19)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2763–2771. <https://doi.org/10.1145/3357384.3357825>
- Barnichon, R. & Figura, A. (2015).** Labor Market Heterogeneity and the Aggregate Matching Function. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 7(4), 222–249. <https://doi.org/10.1257/mac.20140116>
- Basco, S., Liégey, M., Mestieri, M. & Smagghue, G. (2024).** The effect of import competition across occupations. *Journal of International Economics*, 153, 104001. <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2024.104001>
- Becker, G. S. (1964).** *Human capital: A theoretical and empirical analysis with special reference to education*. New York & London: Columbia University Press for the National Bureau of Economic Research. <https://www.nber.org/books-and-chapters/human-capital-theoretical-and-empirical-analysis-special-reference-education-first-edition>
- Card, D., Kluve, J. & Weber, A. (2018).** What Works? A Meta Analysis of Recent Active Labor Market Program Evaluations. *Journal of the European Economic Association*, 16(3), 894–931. <https://doi.org/10.1093/jeea/jvx028>
- Chabaud, M., Bucher, A., Givord, P. & Louvet, A. (2022).** Quelles sont les chances de retour à l'emploi après une formation ? DARES, *Document d'études* N° 261. <https://dares.travail-emploi.gouv.fr/publication/quelles-sont-les-chances-de-retour-lemploi-apres-une-formation>
- Chernozhukov, V., Chetverikov, D., Demirer, M., Dufo, E., Hansen, C., Newey, W. & Robins, J. (2018).** Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters. *The Econometrics Journal*, 21(1), C1–C68. <https://doi.org/10.1111/ectj.12097>
- Dawson, N., Williams, M. A. & Rizoïu, M. A. (2021).** Skill-driven recommendations for job transition pathways. *PLoS ONE*, 16(8), e0254722. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0254722>
- Deming, D. & Kahn, L. B. (2018).** Skill Requirements across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals. *Journal of Labor Economics*, 36(S1), S337–S369. <https://doi.org/10.1086/694106>
- Eckardt, D. (2022).** Are Chemists Good Bankers? Returns to the Match between Training and Occupation. *Working Paper*. https://conference.iza.org/conference_files/TAM_2022/eckardt_d29661.pdf
- Fontaine, F. & Rathelot, R. (2022).** Le marché du travail français à l'épreuve de la crise sanitaire. *Notes du Conseil d'analyse économique*, 71(2), 1–12. <https://www.cairn.info/revue-notes-du-conseil-d-analyse-economique-2022-2-page-1.htm>
- Gathmann, C. & Schönberg, U. (2010).** How General Is Human Capital? A Task-Based Approach. *Journal of Labor Economics*, 28(1), 1–49. <https://doi.org/10.1086/649786>
- Gentzkow, M., Kelly, B. & Taddy, M. (2019).** Text as Data. *Journal of Economic Literature*, 57(3), 535–574. <https://doi.org/10.1257/jel.20181020>
- Guvenen, F., Kuruscu, B., Tanaka, S. & Wiczer, D. (2020).** Multidimensional Skill Mismatch. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 12(1), 210–244. <https://doi.org/10.1257/mac.20160241>
- Hyman, B. G. (2018).** Can Displaced Labor Be Retrained? Evidence from Quasi-Random Assignment to Trade Adjustment Assistance. In: *Proceedings. Annual Conference on Taxation and Minutes of the Annual Meeting of the National Tax Association*, 111, 1–70.
- LaLonde, R. J. (1986).** Evaluating the Econometric Evaluations of Training Programs with Experimental Data. *The American Economic Review*, 76(4), 604–620. <http://www.jstor.org/stable/1806062>
- Le, H., Vial, L., Frej, J., Segonne, V., Coavoux, M., Lecouteux, B., Allauzen, A., ... & Schwab, D. (2020).** FlauBERT: Unsupervised Language Model Pre-training for French. In: *Proceedings of the 12th Language Resources and Evaluation Conference (LREC 2020)*, Marseille. European Language Resources Association, 2479–2485. <https://aclanthology.org/2020.lrec-1.302>
- Lindenlaub, I. & Postel-Vinay, F. (2021).** The Worker-Job Surplus. NBER, *Working Paper* 28402. <http://www.nber.org/papers/w28402>
- Marinescu, I. & Rathelot, R. (2018).** Mismatch Unemployment and the Geography of Job Search. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 10(3), 42–70. <https://doi.org/10.1257/mac.20160312>
- Rosenbaum, P. R. & Rubin, D. B. (1983).** The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41–55. <https://doi.org/10.1093/biomet/70.1.41>

- Şahin, A., Song, J., Topa, G. & Violante, G. L. (2014).** Mismatch Unemployment. *American Economic Review*, 104(11), 3529–3564. <https://doi.org/10.1257/aer.104.11.3529>
- Shaw, K. L. (1984).** A formulation of the earnings function using the concept of occupational investment. *Journal of Human Resources*, 19(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/145876>
- Traiberman, S. (2019).** Occupations and import competition: Evidence from Denmark. *American Economic Review*, 109(12), 4260–4301. <https://doi.org/10.1257/aer.20161925>
- Weston, J., Bengio, S. & Usunier, N. (2011).** WSABIE: Scaling up to large vocabulary image annotation. In: *Proceedings of the Twenty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-11)*, 2764–2770. <https://dl.acm.org/doi/10.5555/2283696.2283856>
-

ANNEXE

AUTRES APPROCHES POUR L'ÉVALUATION DU RÉSEAU DE NEURONES

Performance sur les tâches prétextes

Durant l'entraînement du réseau de neurones, nous surveillons l'évolution de la fonction de pénalité générale définie précédemment, ainsi que la capacité du réseau de neurones à prédire correctement le code ROME d'une offre d'emploi donnée (i.e. sa précision).

Ces deux métriques sont calculées sur l'ensemble d'entraînement et de test, et l'entraînement est arrêté pour la valeur des paramètres qui donne la plus haute précision sur le jeu de données d'entraînement – environ 80 % dans notre cas. Nous avons observé que le fait de ré-entraîner le modèle de langage de manière non supervisée sur notre corpus d'offres avant de réaliser l'entraînement de notre propre réseau de neurones augmente significativement, de l'ordre de 20 %, la précision que nous parvenons à atteindre. Cela suggère que la disponibilité de larges corpus d'offres d'emploi comme la base JOCAS peut s'avérer précieuse pour l'entraînement de modèles, même si le code ROME correspondant aux offres d'emplois est inconnu (il est aujourd'hui imputé par des techniques d'apprentissage statistique).

Nous avons observé une baisse de la pénalité générale durant l'entraînement. La décomposition selon chaque pénalité montre que, malgré la normalisation, c'est la tâche de prédiction du code ROME à partir d'une offre d'emploi qui joue le rôle le plus important dans l'entraînement. En effet, les autres pénalités décroissent assez rapidement, sans doute car les contraintes qu'elles imposent sont plus simples à satisfaire dans la géométrie de l'espace.

Validation qualitative de la mesure de distance inter-métiers

Pour l'analyse qualitative, nous nous sommes concentrés sur le métier le plus représenté parmi les demandeurs d'emploi dans chacun des 14 secteurs d'activité définis par la classification ROME. Pour chacun de ces 14 métiers types, nous avons déterminé les 5 métiers les plus proches selon notre mesure, ainsi que ceux parmi eux vers lesquels aucune mobilité n'est suggérée dans la classification ROME (voir Annexes en ligne S3 et S4). Cette deuxième liste permet d'illustrer la capacité du réseau de neurones à prédire des transitions professionnelles plausibles en dehors de celles qui lui ont été présentées durant l'entraînement. Les résultats suggèrent que, non seulement notre mesure de distance retrouve les mobilités suggérées par la classification ROME V3, mais également qu'elle parvient souvent à faire d'autres suggestions qui semblent qualitativement cohérentes. Cela conforte notre intuition initiale selon laquelle les suggestions du champ Mobilités de la classification ROME sont relativement étroites et ne permettent pas d'explorer l'ensemble des mobilités professionnelles pertinentes. On notera toutefois que notre mesure de distance est moins cohérente pour les métiers peu représentés dans notre corpus d'offres, comme Musique et chant (L1202). Dans l'Annexe en ligne S2, nous présentons également une méthode de visualisation de la représentation qui préserve la distance cosinus entre métiers au voisinage d'un métier donné tout en projetant les représentants dans un espace en deux dimensions.

N° 546 (2025)

RETRAITE ET VIEILLISSEMENT / PENSIONS AND AGEING

- Introduction – Inégalités sociales de santé et inégalités de genre en matière de retraite et de vieillissement / Introduction – *Health and Gender Inequalities in Retirement and Ageing* – Camille Chaserant & Ronan Mahieu
- Le recours aux pensions d'invalidité selon les revenus du travail en début de carrière / *How Does the Probability of Benefiting From a Disability Pension Vary With Early Career Earned Income?* – Anam Mohammad, Delphine Roy, Maxime Tô & Todor Tochev
- Permettre aux personnes qui vivent moins longtemps de partir plus tôt à la retraite : quel bilan des réformes depuis les années 1970 ? / *Allowing People with Lower Life Expectancies to Retire Earlier: What Are the Outcomes of the Reforms Implemented in France Since 1970?* – Patrick Aubert
- Quels mécanismes de redistribution du système de retraite entre femmes et hommes ? Une approche sur cycle de vie / *Mechanisms of Male-Female Redistribution in the Pensions System: A Life Cycle Approach* – Frédérique Nortier-Ribordy

AGRICULTURE

- La répartition de la consommation finale de produits agroalimentaires en valeurs ajoutées. Essai de comparaison européenne / *The Breakdown of Final Consumption of Agrifood Products Into Values Added. Attempting a Europe-Wide Comparison* – Philippe Boyer & Jean-Pierre Butaut

N° 545 (2024)

LES MÉNAGES FACE AU DÉFI ENVIRONNEMENTAL / HOUSEHOLDS AND THE ENVIRONMENTAL CHALLENGE

- Quelles préférences spatiales pour la localisation des parcs éoliens en mer ? / *Spatial Preferences for the Location of Offshore Wind Farms* – François-Charles Wolff, Pierre-Alexandre Mahieu, Brice Trouillet, Alexia Pigeault & Nicolas Rollo
- L'influence des caractéristiques et des décisions des ménages sur leur empreinte carbone : une analyse par régression quantile / *Unravelling the Influence of Household Characteristics and Decisions on their Carbon Footprint: A Quantile Regression Analysis* – Raphaël Semet
- Tarification du carbone et subventions vertes : quelle combinaison des deux est optimale ? / *Carbon Pricing and Green Subsidies: What Is the Optimal Combination of the Two?* – Riyad Abbas, Mathieu Fouquet & Alexandre Godzinski

LES REVENUS AU COURS DE LA VIE / INCOME MOBILITY

- La mobilité des individus le long de l'échelle des revenus en France sur la période 2003-2021 / *Intragenerational Income Mobility in France Over the 2003-2021 Period* – Tristan Loisel et Michaël Sicsic

N° 544 (2024)

ENVIRONNEMENT : LA RÉDUCTION DES ÉMISSIONS DE CARBONE / ENVIRONMENT: THE REDUCTION OF CARBON EMISSIONS

- En chemin vers la neutralité carbone. Mais quel chemin ? / *On the Way to Net Zero. But Which Way?* – Riyad Abbas, Nicolas Carnot, Matthieu Lequien, Alain Quartier-la-Tente & Sébastien Roux
- À la chasse aux « zombies bruns » pour réduire les émissions de carbone de l'industrie / *Hunting "Brown Zombies" to Reduce Industry's Carbon Emissions* – Gert Bijnens & Carine Swartenbroekx
- Commentaire – Le défi du siècle et la science économique / *Comment – The Challenge of the Century and Economics* – Aude Pommeret

ENTREPRISES / COMPANIES

- Difficultés de recrutement anticipées par les entreprises : quels facteurs explicatifs en France ? / *Recruitment Difficulties Anticipated by Companies: What Are the Explanatory Factors in France?* – Thomas Bézy, Catherine Bruneau, Cédric Crofils, Étienne Lavenant & Dimitris Mavridis
- Diversité sectorielle et croissance de l'emploi local en France / *Sectoral Diversity and Local Employment Growth in France* – Mounir Amdaoud & Nadine Levratto

N° 543 (2024)

ENVIRONNEMENT : LES ENJEUX ÉCONOMIQUES DU DÉFI CLIMATIQUE / ENVIRONMENT: THE ECONOMIC STAKES OF THE CLIMATE CHALLENGE

- Coûts & co-bénéfices des politiques de transition climatique : comment seront-ils retracés par les indicateurs de niveau de vie & de bien-être ? / *Costs and Co-Benefits of Climate Transition Policies: How Accurately Will They Be Measured by Standard of Living and Well-Being Indicators?* – Didier Blanchet & Craig Pesme

- La sobriété énergétique choisie : chocs de préférences & biais comportementaux / *Chosen Energy Sufficiency: Preference Shocks and Behavioural Biases* – Miquel Oliu-Barton, Aude Pommeret, Alice Robinet, Katheline Schubert & Mathilde Viennot
- Impact macroéconomique des dommages climatiques en France / *Macroeconomic Impact of Climate Damage in France* – Florian Jacquetin & Gaël Callonnec
- Commentaire – Le peu d'intérêt de la science économique pour le défi du siècle / *Comment – The Lack of Interest in Economics for the Challenge of the Century* – Xavier Timbeau

SOCIÉTÉ / SOCIETY

- L'attachement aux animaux de compagnie revisité / *Attachment to Pets Revisited* – Cécile Brousse & Marceline Bodier

N° 542 (2024)

ÉCONOMIE DE LA SANTÉ / HEALTH ECONOMICS

- Introduction – De la théorie à la pratique et vice versa ou comment les économistes contribuent à comprendre et à améliorer le système de santé / *Introduction – From Theory to Practice and Vice Versa or How Economists Contribute to Understanding and Improving the Healthcare System* – Thomas Barnay & David Crainich

INÉGALITÉS ET VULNÉRABILITÉ / INEQUALITIES AND VULNERABILITY

- La répartition géographique des internes en médecine générale : un outil de régulation des lieux d'installation ? / *Geographical Distribution of Interns in General Practice: A Tool for Regulating Place of Settlement?* – Julien Silhol
- Comment prendre en compte le coût supplémentaire lié au handicap dans la mesure du niveau de vie des ménages en France ? / *How Can the Additional Cost Due to Disability Be Taken Into Account When Measuring the Standard of Living of Households in France?* – Thomas Blavet
- Le reste à charge en santé nuit-il à l'équité dans le financement des soins ? Une comparaison des systèmes de santé en Europe / *Do Out-Of-Pockets Undermine Equity in Healthcare Financing? A Comparison of Healthcare Systems in Europe* – Florence Jusot & Adèle Lemoine

CONSOMMATION DE SOINS ET PRÉVENTION / HEALTH CARE CONSUMPTION AND PREVENTION

- L'impact d'un programme social sur la consommation de soins des travailleurs indépendants âgés en France / *The Impact of a Social Programme on the Healthcare Consumption of Elderly Self-Employed Workers in France* – Estelle Augé & Nicolas Sirven
- Impact d'Internet haut débit sur les comportements préventifs en matière de santé au Sénégal / *Impact of Broadband Internet on Preventive Healthcare Behaviors in Senegal* – Pauline Kergall & Jean-Baptiste Guiffard

EHPAD ET HÔPITAL / EHPADS AND HOSPITAL

- Effet de l'aide informelle fournie par leurs enfants sur la santé des personnes âgées en maison de retraite / *The Effect of Informal Care Provided by Children on Health in Nursing Homes* – Quitterie Roquebert
- Inciter à prescrire des médicaments biosimilaires : évaluation d'une expérimentation de partage de gains entre les hôpitaux et l'Assurance maladie en France / *Biosimilar Prescribing Incentives: Results of a French Pilot of Gainsharing Between Hospitals and the National Health Insurance* – Vincent Attia, Mathilde Gaini, Edouard Maugendre & Catherine Pollak

N° 541 (2023)

- Discriminations dans l'accès à l'emploi : les effets croisés du genre, de l'origine et de l'adresse / *Discrimination in Access to Employment: The Combined Effects of Gender, Origin and Address* – Sylvain Chareyron, Yannick L'Horty & Pascale Petit
- La régulation des prix des alcools en France : quel scénario de réforme pour une politique proportionnée aux objectifs de santé publique et d'équité fiscale ? / *Alcohol Price Regulation in France: Choosing a Reform Scenario to Achieve Public Health and Tax Fairness Objectives* – Sébastien Lecocq, Valérie Orozco, Christine Boizot-Szantai, Céline Bonnet & Fabrice Etilé
- Les stéréotypes de genre en Europe / *Gender Stereotypes in Europe* – Clotilde Coron
- La non-imposition des loyers imputés : un cadeau pour Harpagon ? Une estimation dans le cas de la France / *Non-Taxation of Imputed Rent: A Gift to Scrooge? Evidence from France* – Montserrat Botey & Guillaume Chapelle

N° 540 (2023)

- Qui est mieux classé que ses parents dans l'échelle des revenus ? Une analyse de la mobilité intergénérationnelle en France / *Who Climbs Up the Income Ladder? An Analysis of Intergenerational Income Mobility in France* – Michaël Sicsic
- Les délocalisations jouent-elles encore un rôle dans le déclin de l'emploi industriel ? / *Does Offshoring Still Play a Role in the Decline in Manufacturing Employment?* – Camille Beaurepaire & Victor Lavialle
- Aides publiques et performances des entreprises nées mondiales / *Public Aid and the Performance of Born Globals* – Flora Bellone, Catherine Laffineur & Sophie Pommet
- Brexit et exportations agricoles et alimentaires bretonnes / *Brexit and Breton Agricultural and Food Exports* – Angela Chepeta, Marilyne Huchet & Lucile Henry

Economie et Statistique / Economics and Statistics

Objectifs généraux de la revue

Economie et Statistique / Economics and Statistics publie des articles traitant de tous les phénomènes économiques et sociaux, au niveau micro ou macro, s'appuyant sur les données de la statistique publique ou d'autres sources. Une attention particulière est portée à la qualité de la démarche statistique et à la rigueur des concepts mobilisés dans l'analyse. Pour répondre aux objectifs de la revue, les principaux messages des articles et leurs limites éventuelles doivent être formulés dans des termes accessibles à un public qui n'est pas nécessairement spécialiste du sujet de l'article.

Soumissions

Les manuscrits doivent être adressés au secrétariat de la revue (redaction-ecostat@insee.fr), de préférence en format MS-Word. Il doit s'agir de travaux originaux, qui ne sont pas soumis en parallèle à une autre revue. Les articles peuvent être soumis en français ou en anglais. Le texte d'un article standard fait environ 11 000 mots en français (y compris encadrés, tableaux, figures, annexes et bibliographie, non compris d'éventuelles annexes en ligne). Aucune proposition initiale de plus de 12 500 mots (11 500 mots pour les soumissions en anglais) ne sera examinée.

La soumission doit comporter deux fichiers distincts :

- Un fichier d'une page indiquant : le titre de l'article ; les prénom, nom, affiliations (maximum deux) et adresses e-mail et postale de chaque auteur ; un résumé de 160 mots maximum (140 mots pour les soumissions en anglais) qui doit présenter très brièvement la problématique, indiquer la source et donner les principaux axes et conclusions de la recherche ; les codes JEL et quelques mots-clés ; d'éventuels remerciements.
- Un fichier anonymisé du manuscrit complet (texte, illustrations, bibliographie, éventuelles annexes) indiquant en première page uniquement le titre, le résumé, les codes JEL et les mots-clés.

Les propositions retenues sont évaluées par deux à trois rapporteurs (procédure en « double-aveugle »). Les articles acceptés pour publication devront être mis en forme suivant les consignes aux auteurs (accessibles sur <https://www.insee.fr/fr/information/2410168>). Ils pourront faire l'objet d'un travail éditorial visant à améliorer leur lisibilité et leur présentation formelle.

Publication

Les articles sont publiés en français dans l'édition papier et simultanément en français et en anglais dans l'édition électronique. Celle-ci est disponible, en accès libre, sur le site de l'Insee, le jour même de la publication ; cette mise en ligne immédiate et gratuite donne aux articles une grande visibilité. La revue est par ailleurs accessible sur le portail francophone Persée, et référencée sur le site international Repec et dans la base EconLit.

Main objectives of the journal

Economie et Statistique / Economics and Statistics publishes articles covering any micro- or macro- economic or sociological topic, either using data from public statistics or other sources. Particular attention is paid to rigor in the statistical approach and clarity in the concepts and analyses. In order to meet the journal aims, the main conclusions of the articles, as well as possible limitations, should be written to be accessible to an audience not necessarily specialist of the topic.

Submissions

Manuscripts should be sent to the editorial team (redaction-ecostat@insee.fr), preferably in MS-Word format. The manuscript must be original work and not submitted at the same time to any other journal. It can be submitted either in French or in English. The standard length of an article is of about 10,000 words (including boxes if any, tables, figures, appendices, bibliography, but not counting online appendices if any). Manuscripts of more than 11,500 words will not be considered. Submissions must include two separate files:

- A one-page file providing: the title of the article; the first name, name, affiliation-s (at most two), e-mail et postal addresses of each author; an abstract of maximum 140 words, briefly presenting the research question, data and methodology, and the main conclusions; JEL codes and a few keywords; acknowledgements if any.
- An anonymised manuscript (including the main text, illustrations, bibliography and appendices if any), mentioning only the title, abstract, JEL codes and keywords on the front page.

Proposals that meet the journal objectives are reviewed by two to three referees ("double-blind" review). The articles accepted for publication will have to be presented according to the guidelines for authors (available at <https://www.insee.fr/en/information/2591257>). They may be subject to editorial work aimed at improving their readability and formal presentation.

Publication

The articles are published in French in the printed edition, and simultaneously in French and in English in the online edition. The online issue is available, in open access, on the Insee website the day of its publication; this immediate and free online availability gives the articles a high visibility. The journal is also available online on the French portal Persée, and indexed in Repec and EconLit.

N° 547 - 2025

Economie ET Statistique

Economics AND Statistics



ISBN 978-2-11-162505-1 - ISSN 0336-1454 - ECO 547
Parution décembre 2025 - PRIX : 22 €

