



HAL
open science

Leviers de Politiques Publiques pour Promouvoir les Comportements Durables

Adélaïde Fadhuile

► **To cite this version:**

Adélaïde Fadhuile. Leviers de Politiques Publiques pour Promouvoir les Comportements Durables. Economies et finances. Université Grenoble Alpes, 2024. tel-04839700

HAL Id: tel-04839700

<https://hal.science/tel-04839700v1>

Submitted on 16 Dec 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Copyright

Mémoire en vue de l'obtention de l'Habilitation à Diriger des Recherches

Leviers de Politiques Publiques pour Promouvoir les Comportements Durables

Adélaïde Fadhuile

Maître de conférences en Economie

Univ. Grenoble Alpes, CNRS, INRAE, Grenoble INP, GAEL.

Garant : Alban Thomas

INRAE, Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, GAEL.

Jury :

BOUAMRA-MECHEMACHE Zohra, Directrice de Recherche, INRAE, Toulouse School of Economics, TSE-R, rapporteur.

CHAVAS Jean-Paul, Professeur, University of Wisconsin–Madison.

DI FALCO Salvatore, Professeur, Geneva School of Economics and Management, Université de Genève, Institute of Economics and Econometrics, rapporteur.

DUPRAZ Pierre, Directeur de Recherche, INRAE, SMART.

LE GALLO Julie, Professeur, Institut Agro Dijon, CESAER.

ROZAN Anne, Professeur, Ecole Nationale du Génie de l'Eau et de l'Environnement de Strasbourg (ENGEES), SAGE, rapporteur.

Soutenance le 6 décembre 2024

Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer ma gratitude à Alban Thomas, garant de mon HDR, ses conseils et ses encouragements ont été très précieux pour mener à bien ce travail.

Je remercie également l'ensemble des membres du jury de cette HDR, Zohra Bouamra-Mechemache, Jean-Paul Chavas, Salvatore Di Falco, Pierre Dupraz, Julie Le Gallo, et Anne Rozan pour avoir accepté de prendre le temps de lire et d'évaluer ce travail malgré leur nombreuses activités. Vos remarques et suggestions enrichissantes contribueront, sans aucun doute, à la poursuite et à l'approfondissement de mes recherches.

Je souhaite remercier mes collègues et collaborateurs scientifiques dont les échanges et contributions ont enrichi ma réflexion et permis d'aboutir à plusieurs projets présentés ici. Je suis reconnaissante à l'ensemble de mes coauteurs sans qui le présent mémoire n'aurait jamais vu le jour : France Caillavet, Alain Carpentier, Fabienne Femenia, Stéphane Lemarié, Elodie Letort, Daniel Llerena, Alain Pirotte, Véronique Nichèle et Béatrice Roussillon. Une mention spéciale à France Caillavet, Julie Subervie, Mireille Matt et Pascale Bazoche nos discussions régulières et votre confiance ont largement contribué à la réalisation de mes recherches.

Je remercie les membres du laboratoire GAEL et l'écosystème de l'Université Grenoble Alpes, pour les conditions de travail et les moyens mis à disposition au cours de mes recherches, qui m'ont permis de mener mes recherches dans un cadre stimulant et exigeant. J'ai une pensée pour l'équipe d'appui, passée et présente, qui se débrouille toujours pour faciliter nos recherches. Je remercie les membres de la Faculté d'économie qui ponctuent mon quotidien d'enseignant-chercheur avec une mention spéciale pour Alain Laurent, Alexis Garapin et Laurence Baraldi pour leur engagement et leur soutien, en tant de directeurs de composante, depuis mon arrivée à la Faculté d'Économie de Grenoble.

Enfin, je remercie Xavier, ma famille et mes amis pour leur soutien sans faille.

Table des matières

Présentation générale	6
Liste des travaux mentionnés	8
1 Introduction	10
1.1 Enjeux économiques et sociétaux	10
1.2 Méthodes et champs d'étude explorés	13
1.3 Évolutions thématiques et recherche collaborative	14
1.4 Organisation du mémoire	19
2 Observer et simuler l'impact : approches <i>ex-ante</i>	21
2.1 Modélisation de la demande alimentaire	21
2.1.1 Taxe Carbone et durabilité	21
2.1.2 Autres analyses de la demande	27
2.1.3 Perspectives à court terme	27
2.2 Réduction des pesticides	28
2.2.1 Evaluation économique de la sortie du glyphosate	28
2.2.2 Pratiques des agriculteurs et coûts des exploitations (en cours)	31
2.2.3 Perspectives à court terme	33
3 Expérimenter et évaluer l'impact : approches <i>ex-post</i>	34
3.1 Comportements de consommation électrique	34
3.1.1 Consommation des ménages et incitations intrinsèques	34
3.1.2 Comportement des usagers d'un bâtiment tertiaire	38
3.1.3 Perspectives à court et moyen terme	39
3.2 Informations et actions volontaires pour la réduction des pesticides	40
3.2.1 Apprentissage social	40
3.2.2 Alternatives à l'utilisation des pesticides (en cours)	44
4 Projets à moyen et long terme	48
4.1 Efficacité <i>ex-post</i> des instruments économiques	48
4.2 Diffusion des connaissances en agriculture	50
4.3 Impact des réseaux sociaux	53
5 Conclusion et perspectives de recherche	56
5.1 Conclusion	56
5.2 Perspectives de recherche	57
5.2.1 Consommations durables	57
5.2.2 Réduction des pesticides	57
Bibliographie	57
CV	67
Travaux représentatifs caractérisant au mieux mes activités de recherche	75

Table des figures

1.1	Six transformations pour atteindre les objectifs de développement durables d'ici 2030.	11
2.1	Synthèse des résultats des scénarios d'une taxe Carbone de l'alimentation . .	24
2.2	Infographie : Les enjeux sociaux de la durabilité alimentaire	26
3.1	Calendrier des alertes et météo moyenne (températures moyenne, minimale et maximale sur le bassin grenoblois) lors de l'expérimentation	36
3.2	Effet des alertes sur les consommations d'électricité des ménages	37
3.3	Résultats généraux de l'évaluation de l'impact de DEPHY sur la réduction des pesticides par période de développement.	43
3.4	Effets de T2 sur les réduction des IFT selon le niveau de T2 et la période de développement.	43
3.5	Résultats de l'estimation d'un modèle Logit à coefficients aléatoires présenté aux participants du second webinaire	46

Liste des tableaux

1.1	Synthèse de mes recherches	15
2.1	Description des différents scénarios d'évaluation des coûts liés à la suppression du glyphosate	30
2.2	Evaluation du coût additionnel de la suppression du glyphosate par scénario (en euros 2020 par hectare)	31
3.1	Critères de construction des pseudo-panels	42
3.2	Attributs et niveaux des attributs de l'expérience de choix	46

Liste des abréviations

AB Agriculture Biologique.

AIDS Almost Ideal Demand System.

ANSES Agence Nationale de Sécurité Sanitaire de l'alimentation, de l'environnement et du travail.

BNV-d Banque Nationale des Ventes distributeurs.

CASD Centre d'accès sécurisé aux données.

CEPP Certificats d'Economie de Produits Phytosanitaires.

DAPP Direction de l'Appui aux Politiques Publiques.

DCE expérience de choix discret (*Discrete Choice Experiment*).

DEPHY Démonstration, Expérimentation et Production de références sur les systèmes économes en phytosanitaires.

EASI Exact Affine Stone Index.

GES Gaz à Effets de Serre.

IA Intelligence Artificielle.

IFT Indicateur de Fréquence de Traitements.

OGM Organismes Génétiquement Modifiés.

OTE Observatoire de la Transition Energétique.

PEPR Programmes et Equipements Prioritaires de Recherche.

PK Pratiques Culturelles.

PPR-PCA Programme Prioritaire de Recherche "Protéger et Cultiver Autrement".

RCT Essai randomisé contrôlé (*Randomized Control Trial*).

RICA Réseau d'Information Comptable Agricole.

RPD Redevance Pollution Diffuse.

RTE Réseau de Transport d'Électricité.

SSP Service de la statistique et de la Prospective.

TCS Techniques Culturelles Simplifiées.

TGAP Taxe générale sur les activités polluantes.

Présentation générale

Actuellement maître de conférences à l'Université Grenoble Alpes, au sein du laboratoire GAEL, mes travaux de recherche couvrent plusieurs domaines de l'économie : agriculture, environnement et énergie. J'ai développé un intérêt marqué pour l'économétrie appliquée et l'évaluation économique de dispositifs visant à encourager des comportements durables. Mes recherches s'articulent autour de trois thématiques principales : la réduction des pesticides, la demande alimentaire et la flexibilité de la demande électrique. Je m'intéresse à l'impact des instruments économiques, tels que les mécanismes de marché ou les informations et actions volontaires, sur les comportements individuels. J'évalue l'efficacité de ces instruments, soit de manière *ex-ante* avant leur déploiement, soit de manière *ex-post* après leur mise en place, en exploitant des données microéconomiques issues d'enquêtes ou d'expérimentations sociales.

Je participe à plusieurs projets de recherche, avec responsabilités scientifiques (PPR FAST, IDEX UGA RESAGRI) ou sans responsabilités scientifiques (ANR LearningHome, PEPR FlexTASE) dans lesquels je collabore et/ou coécrit des articles en économie. Mes recherches m'ont permis d'enrichir mon métier d'enseignant en intégrant pleinement l'enseignement par la recherche. En encadrant ou co-encadrant des stages et des CDD financés par des projets de recherche, je transmets aux étudiants non seulement des connaissances théoriques, mais aussi une méthodologie scientifique rigoureuse et un esprit critique. Actuellement, je co-encadre deux thèses en économétrie appliquée, portant sur les instruments économiques de réduction des pesticides, financées par mes contrats de recherche. Ce double rôle de chercheur et d'enseignant offre une véritable synergie qui profite autant à l'avancement des connaissances qu'à la formation des étudiants.

En tant qu'enseignant-chercheur, l'enseignement et les activités pédagogiques occupent une place essentielle dans mon parcours. Je veille à établir un lien fort entre mes recherches et mes cours, en intégrant mes thématiques de recherche, telles que la transition écologique et l'utilisation des pesticides, dans la conception des enseignements et dans l'encadrement des étudiants. Actuellement, j'enseigne principalement l'économétrie appliquée en troisième année de licence et en master 2. L'évolution rapide des outils d'[Intelligence Artificielle \(IA\)](#) m'amène à adapter constamment mes méthodes d'enseignement pour relever

ces nouveaux défis. En m'appuyant sur mes travaux de recherche, je m'efforce d'offrir aux étudiants un cadre thématique original et stimulant, afin de les encourager à prendre du recul critique sur les méthodes et outils innovants qu'ils utilisent.

Au niveau institutionnel, en local, je suis membre élue au Conseil d'UFR depuis 2020, au conseil du laboratoire GAEL depuis 2023 et de la Commission Commune aux Composantes élémentaires de l'UGA. Depuis 2022, je suis bénéficiaire de la RIPEC, à ce titre l'UGA me sollicite afin d'évaluer 3 à 4 dossiers en local. Depuis 2023, je suis élue au Conseil National des Université (CNU section 05), j'évalue les dossiers de demande de qualification, de RIPEC et d'avancement de collègues MCF. La participation à ces différentes instances à différents niveaux me permet de comprendre le fonctionnement de l'institution et renforce mon envie de m'investir pour son bon fonctionnement.

Je m'investis dans la communauté scientifique dans laquelle j'évolue, je suis membre du comité scientifique des Journées de Recherche en Sciences Sociales (JRSS) depuis 2017, à ce titre j'évalue une dizaine de contributions pour les journées annuelles. Je participe également à l'évaluation en tant que *referee* pour les revues et pour des conférences de mon champs.

Je contribue à la recherche collaborative avec différents chercheurs, et j'aimerais transmettre mon expérience et encadrer des doctorants en thèse. En juin 2023, j'ai assisté à la formation à l'encadrement de la thèse dispensée par le collège doctoral de l'UGA. Je pense pouvoir apporter aux doctorants mon expertise méthodologique et scientifique pour leur permettre de mener à bien leur thèse et d'acquérir les standards de la recherche académique. L'habilitation à diriger des recherches me donnera la possibilité de diriger des recherches et transmettre mes compétences à ces jeunes chercheurs.

La section 1 expose les enjeux sociétaux et économiques qui sous-tendent mes recherches, offrant une compréhension des motivations qui guident mon parcours ainsi que l'évolution de mes thématiques. Les sections 2 et 3 présentent mes travaux de recherche passés et actuels, constituant le socle sur lequel je construis mes futures orientations de recherche, détaillées dans la section 4. Enfin, la section 5 clôture ce mémoire en synthétisant mes principales recherches et en résumant le calendrier de mon projet de recherche.

Liste des travaux mentionnés

Réduction des pesticides

- 2024. **Plan d’analyse préliminaire.** Deperrois, R., Fadhuile, A., Subervie, J., Thoyer, S. “Social learning to scale-up the agroecological transition.” AEA RCT Registry. [\[lien\]](#)
- 2024. **Plan d’analyse préliminaire.** Blanck, M., Fadhuile, A., Gallo Aguilera, N., Subervie, J., “Participation of pesticide retailers in the agroecological transition .” AEA RCT Registry. [\[lien\]](#)
- 2023, “*Social Learning For The Green Transition : Evidence From A Pesticide Reduction Policy.*” R. Deperrois, A. Fadhuile, J. Subervie. CEE-M Working paper 2023-12 [\[lien\]](#). GAEL Working Paper 06/2023. [\[lien\]](#).
- 2022, “*Chapitre 7. Les leviers politiques et organisationnels.*”, P. Bazoche, A. Carpentier, A. Fadhuile, F. Femenia, C.Gendre, B. Grimonprez, M. Hannachi, F. Jacquet, J. Jouan, A. Sauquet, J. Subervie, S. Thoyer. Chapitre de Jacquet, F., Jeuffroy, M. H., Jouan, J., Le Cadre, E., Malausa, T., Reboud, X., Huyghe, C. (2022). *Zéro pesticide : un nouveau paradigme de recherche pour une agriculture durable.* Quae. [\[lien\]](#)
- “*Alternatives au glyphosate en grandes cultures. Evaluation économique*”, A. Carpentier, A. Fadhuile, M. Roignant, M. Blanck, X. Reboud, F. Jacquet, C. Huyghe. Contrat INRAE. 2020, 161 pages. [\[lien\]](#).
Résumé exécutif : “*Alternatives au glyphosate en grandes cultures. Résumé exécutif*”2020, 17 pages. [\[lien\]](#).
- “*Disaggregating the Demand for Pesticides: Does it Matter ?*” avec S. Lemarié et A. Pirotte. “*Canadian Journal of Agricultural Economics*”, Vol 64 : Issue 2, pages 223-252, Juin 2016. (CNRS 3 - HCERES B - CNU B). [\[lien\]](#).

Consommation alimentaire et durabilité

- “*Assessing the distributional effects of carbon taxes on food : Inequalities and nutritional insights in France*” avec F. Caillavet et V. Nichèle, “*Ecological Economics*”, Volume 163, Pages 20-31, September 2019. (CNU A). [\[lien\]](#)
- “*L’évolution de la consommation de produits animaux en France : de multiples enjeux*”, F. Caillavet, A. Fadhuile et V. Nichèle. *INRA Productions Animales*, 131-146, Juin 2019. Revue à comité de lecture. [\[lien\]](#)
- “*Inégalités et politiques publiques pour une alimentation durable*”, F. Caillavet, et A. Fadhuile. INRAE Sciences Sociales, INRAE Département EcoSocio, 2020, pp.1-4. [\[lien\]](#).
- “*A comparative analysis of food demand and its determinants in six EU countries*”. Irz X., Caillavet F., Fadhuile A., Nichèle V., Castellari E., Moro D., Quattrone G., Sckokai P., Varacca A., Gil J.M., Dogbe W, Surry Y, S Basnet K, Revoredo-Giha C, Akaichi F. SUSDIET Research Project Newsletter 7, juin 2017. [\[lien\]](#)
- “*Taxing Animal Products for Sustainability: Environmental, Nutritional and Social Perspectives in France*” avec F. Caillavet et V. Nichèle. “*European Review of Agricultural Economics*”, Vol 43 : Issue 4, pages 537-560. Sept 2016. (CNU A). [\[lien\]](#).

Comportements de consommation électrique

- 2023. **Plan d’analyse préliminaire**. Fadhuile, A., D. Llerena, B. Roussillon, F. Wurtz, 2023. “Measuring Indirect of Flexibility.” AEA RCT Registry. Jan 23. [\[lien\]](#)
- A. Fadhuile, D. Llerena et B.Roussillon.“*Intrinsic Motivation to Promote Demand Flexibility : A Field Experiment from Household Demand*”, 2024, Accepté dans Energy Journal en juillet 2024. (CNU A). Précédente version 2023, “*Intrinsic Motivation to Promote the Development of Renewable Energy : A Field Experiment from Household Demand*”. GAEL Working Paper numéro 01/2023.[\[lien\]](#)
- “*Demand response in the workplace : a field experiment*”. D. Llerena, B. Roussillon, S. Teyssier, A. Fadhuile, P. Buckley, B. Delinchant, J. Ferrari, T. Laranjeira, F. Wurtz. “*Journal of Environmental Management*”, Volume 341, 1 Sep. 2023 (CNU B). [\[lien\]](#)

1. Introduction

1.1. Enjeux économiques et sociétaux

En 2015, l’Organisation des Nations Unies a défini 17 objectifs de développement durable visant des transformations profondes. Dans cette même dynamique, le Pacte Vert Européen ambitionne de “ *transformer l’UE en une économie moderne, efficace dans l’utilisation des ressources et compétitive, garantissant : la fin des émissions nettes de gaz à effet de serre d’ici 2050, une croissance économique dissociée de l’utilisation des ressources, et que personne ne soit laissé de côté* ” (Commission Européenne, 2023). À l’échelle française, les politiques environnementales se concentrent sur l’“atténuation” et l’“adaptation” afin de réduire les impacts du changement climatique. Cependant, ces objectifs ne convergent pas toujours, et les atteindre nécessitera de modifier en profondeur les comportements et d’encourager des transitions majeures. Cela impliquera d’identifier les obstacles ainsi que les leviers d’action, afin de déployer les instruments adéquats et d’en assurer la gouvernance par les agents économiques concernés.

La croissance économique actuelle ne suffit plus à financer les politiques sociales et environnementales, limitant ainsi les possibilités de redistribution. Face à cet enjeu, de nombreuses recherches académiques préconisent de combiner divers instruments économiques tout en impliquant l’ensemble des acteurs pour atteindre ces objectifs, et ainsi initier un changement profond du rôle et du fonctionnement des différents agents économiques (Schot et Kanger, 2018; Schot et Steinmueller, 2018). Le changement ne peut plus s’appuyer exclusivement sur les innovations technologiques. Il devient nécessaire de les associer à des innovations organisationnelles et comportementales, favorisant le dialogue, le retour d’expérience et l’apprentissage mutuel entre les acteurs. La Figure 1.1 illustre six transformations, proposées par Sachs *et al.* (2019), qui visent à aligner les objectifs du Pacte Vert Européen avec les 17 objectifs de développement durable des Nations Unies (Koundouri *et al.*, 2024). Ces transformations encouragent une production plus respectueuse de l’environnement, une augmentation de la justice sociale, et une meilleure redistribution des richesses. En somme, les instruments économiques néoclassiques devront être ajustés pour répondre à ces nouveaux paradigmes et soutenir une croissance économique plus équitable et durable.



FIGURE 1.1 – Six transformations pour atteindre les objectifs de développement durables d’ici 2030.

Source : [Sachs et al. \(2019\)](#), Figure 1, page 809.

Je m’intéresse à deux sujets en particulier : la réduction des pesticides et les comportements de consommations durables relatifs à l’alimentation et l’électricité. Afin de cerner certains enjeux sociétaux spécifiques à chaque sujet, et comprendre ce que pourrait induire des changements profonds, je vais successivement présenter certains défis associés.

L’enjeu de la réduction des pesticides est un défi important pour la France. Avec son secteur agricole particulièrement développé, la France est le premier utilisateur de pesticides (en tonnes par an) en Europe¹, les enjeux sur la compétitivité du secteur agricole sont décisifs autant pour les agriculteurs que pour les consommateurs ([Aubertot et al., 2007](#)). Les externalités liées à l’utilisation des pesticides en terme de santé et d’environnement ne font plus débat ([Wynn et Webb \(2022\)](#); [Fogliatto et al. \(2020\)](#); [Finger et al. \(2024a\)](#)). En effet, les pesticides occasionnent une pollution diffuse difficile à mesurer et anticiper ([Zilberman et al., 1991](#); [Weersink et al., 1998](#); [Sexton et al., 2007](#); [Falconer et Hodge, 2000](#); [Frisvold, 2019](#)). Il en résulte que le coût social, notamment environnemental et sanitaire, de l’utilisation des pesticides est largement supérieur au coût privé de leur utilisation. Face au

1. [Source Commission européenne, d’après les chiffres de 2021.\[lien\]](#)

risque occasionné par l'utilisation non contrôlée des pesticides, les régulateurs ont combiné de nombreux instruments économiques (voir [Jacquet et al. \(2022\)](#); [Brunelle et al. \(2024\)](#); [Finger et al. \(2024b\)](#) pour des références récentes) : la réglementation (via les instruments de “*command and control*”), les instruments de marché, et les informations et/ou actions volontaires. Du point de vue du régulateur, ces instruments ont été combinés dans le cadre des différentes versions des plans [EcoPhyto](#) en vue d'atteindre une réduction de 50% de l'utilisation des pesticides chimiques. Néanmoins, les agriculteurs peinent à les décroître en volume et l'efficacité des actions mises en place dans le cadre des plans nationaux fait débat ([Rapport n°2000, 2023](#)). Face à ces constats, [Brunelle et al. \(2024\)](#) recommandent de donner les moyens d'accélérer l'apprentissage par les pairs, de former à l'utilisation d'intrants moins risqués ; de proposer des incitations pour favoriser la transition agroécologique et de simplifier l'information auprès des consommateurs et communiquer sur les méthodes de production. L'utilisation de ces intrants pose de sérieuses questions lorsqu'il s'agit de les substituer par des pratiques alternatives assimilables à l'adoption d'innovations.

Du point de vue des consommateurs, les changements induits par la transition, qu'ils concernent l'alimentation ou l'électricité, doivent encourager une modification acceptable des habitudes de consommation des ménages sans pour autant être régressifs d'un point de vue social ([Deaton, 2016](#)).

Les consommations des ménages représentent 50% des émissions totales de CO₂. Parmi elles, 30% sont issues de la chaîne alimentaire ce qui correspond à 20/25 % du budget des ménages ([WEF, 2010](#); [Boeglin et al., 2012](#)). Une politique alimentaire durable devrait être capable de concilier des objectifs très larges comprenant près de six dimensions incluant la santé, l'environnement et l'équité ([Macdiarmid et al., 2012](#); [Johnston et al., 2014](#)). Les critères nutritionnels et les bénéfices pour la santé sont un levier pour influencer la demande alimentaire. Intégrer des objectifs environnementaux soulève de nombreuses questions pour concilier un régime alimentaire sain au niveau nutritionnel et peu polluant au niveau environnemental, et équitable pour tous les ménages.

En France, 20% de la consommation finale d'énergie provient des énergies renouvelables (Commission Européenne, 2023²) avec un objectif de 42.5% d'ici 2030, ce secteur va nécessiter des transformations. L'enjeu principal est de mettre en adéquation le niveau

2. [\[link\]](#).

de production et les moments de consommation. En effet, la production d'énergies renouvelables est intermittente car elle dépend des conditions climatiques (ensoleillement, vents) et le stockage de l'électricité produite est difficile. Il en résulte que les moments de consommation ne correspondent pas toujours aux moments de production. Cela nécessite d'ajuster la demande pour le gestionnaire du réseau de deux façons : soit par la flexibilisation de la demande, en réduisant les pics de consommation soit par la sobriété en réduisant la consommation. Encourager les consommateurs à des petits changements dans leurs habitudes de consommation pourrait permettre d'être un levier suffisant initier ces ajustements.

Comprendre et analyser les comportements des agriculteurs et des consommateurs sont essentiels pour identifier les freins et leviers des actions susceptibles d'infléchir les comportements. Comment favoriser la diffusion des innovations et de l'information pour soutenir la transition ? Quels sont les freins et leviers de la transition ? Comment les consommateurs sont-ils prêts à supporter le coût de la transition ? La réponse à ces questions n'est pas simple tant elle implique d'acteurs et d'indicateurs qui peinent à converger.

1.2. Méthodes et champs d'étude explorés

Mes recherches ont pour objectif d'aider les économistes à mettre en place, évaluer ou tester les prédictions de la théorie économique en faisant le lien entre la théorie et les comportements individuels permettant d'évaluer les leviers et l'efficacité de politiques publiques (Heckman, 2001, 2010). Elles se caractérisent par l'utilisation de méthodes microéconométriques pour la modélisation de l'hétérogénéité individuelle pour estimer les effets des politiques publiques. Au niveau méthodologique, cela passe par l'identification des instruments économiques qui sont susceptibles de modifier les comportements afin de formuler des recommandations de politiques publique adaptées. Selon la disponibilité des données, je mobilise ces méthodologies de façon complémentaire pour réaliser des évaluations *ex-ante* ou *ex-post* (Angrist et Pischke, 2010; Deaton et Cartwright, 2018; Angrist, 2022).

Afin de simuler l'impact de dispositifs jamais expérimentés, je retiens des évaluations *ex-ante*. Elles s'inscrivent dans le champ de la microéconométrie de l'évaluation des politiques publiques (Imbens et Wooldridge, 2009; Abadie et Cattaneo, 2018). Ces évaluations reposent principalement sur des approches micro-fondées. Par exemple, afin de simuler des

effets d'une taxe carbone, cela suppose en amont d'estimer des élasticités de la demande. Une grande partie des méthodologies que j'ai mobilisé s'appuie sur l'utilisation de données existantes, et recueillies par des enquêtes publiques permettant d'observer les comportements. Il s'avère que certains mécanismes économiques ne sont pas évaluables, car inobservables dans la pratique.

Cela m'a conduit à considérer des approches complémentaires grâce à des expérimentations sociales permettant des collectes de données originales (Todd et Wolpin, 2023). Fruit de collaborations avec des collègues expérimentalistes, comportementalistes ou économistes de l'environnement, je participe la construction de protocoles expérimentaux et la collecte de données originales issues du terrain pour réaliser des évaluations *ex-post*. Ces recherches peuvent être considérées comme pilotes dans la mesure où elles testent l'effet de nouveaux dispositifs, du type *nudge* ou la diffusion de l'information au sein de réseaux d'individus, sur les comportements. En randomisant les participants entre un groupe traité et un groupe de contrôle, l'observation d'un "vrai" contrefactuel permet de réaliser des évaluations *ex-post* et d'expérimenter de nouveaux instruments et mécanismes d'information afin de proposer des leviers d'action inédits. L'efficacité de ces différents instruments est notamment mesurée en mobilisant des méthodes en double différence (*difference-in-difference*) (Athey et Imbens, 2017; Roth *et al.*, 2022; De Chaisemartin et D'Haultfœuille, 2023).

1.3. Évolutions thématiques et recherche collaborative

Mes recherches offrent un éclairage empirique ciblé sur des thématiques telles que la réduction des pesticides et les comportements de consommation durable. La Table 1.1 résume mes recherches ainsi que les méthodes que j'emploie. Elle met en évidence le lien constant entre la disponibilité des données et les compromis que j'ai dû faire pour identifier les mécanismes économiques qui influencent les comportements. Ainsi, mes travaux visent à apporter des réponses précises à des questions spécifiques, tout en s'inscrivant dans des enjeux plus larges de durabilité, nécessitant souvent des ajustements méthodologiques. Elles s'articulent autour de deux grands thématiques : la réduction des pesticides et les comportements de consommation. Je présenterai successivement l'évolution de mes thématiques et mes recherches collaboratives pour ces deux thèmes.

TABLE 1.1 – Synthèse de mes recherches

	Réduction des pesticides		Consommations durables	
			alimentation	électricité
Transformations attendues	“La fin des émissions nettes de gaz à effet de serre d’ici à 2050, une croissance économique dissociée de l’utilisation des ressources, que personne n’est laissé de côté.” (Commission Européenne, 2023)			
Acteurs	Agriculteurs		Consommateurs	
Instruments économiques				
<i>Basés sur le marché</i>	Taxation		Taxation/subvention	
<i>Informations</i>	Partage d’informations		<i>Nudges</i> : engagement, pré et post information	
<i>Actions volontaires</i>	Adhésion à un groupe (DEPHY)			
Évaluation	<i>Ex-ante</i> et <i>Ex-post</i>		<i>Ex-ante</i>	<i>Ex-post</i>
Dispositif(s) évalué(s)	Taxe, partage de connaissance entre pairs		Taxation ciblée à la consommation	Informations aux consommateurs
Méthodes économétriques	Effets de traitements, doubles différences, score des propensions		Système d’équation contraint avec endogénéité	Effets de traitements, doubles/triples différences
Données	Enquête du ministère et expérimentations sociales parfois en panel/pseudo-panel		Panel consommateurs, pseudo-panel	Expérimentation sociale, ménages en panel
Outputs	Quantités, rendements, indicateurs de diffusion des connaissances		Quantités, revenus, indicateurs environnementaux, nutritionnels	Quantités
Principal résultat	Le partage de connaissance est un levier prometteur pour la transition		Un compromis semble nécessaire pour atteindre la durabilité des régimes alimentaires	Les <i>nudges</i> doivent intégrer des dispositifs de conseils et d’engagements

Note : Les instruments économiques mobilisés par les pouvoirs publics afin de réguler l’utilisation des pesticides incluent également des dispositifs réglementaires sur lesquels je n’ai pas travaillé.

Je travaille principalement sur la réduction des pesticides par les agriculteurs sous l’angle de l’évaluation d’impact des actions publiques ou privées. J’ai historiquement travaillé sur cette thématique lors de ma thèse qui s’est intéressé à la “Concurrence et différenciation des produits sur le marché des pesticides : une analyse empirique sur données françaises” soutenue en mars 2014. La thématique de la réduction des pesticides a été inscrite dans l’agenda politique suite au Grenelle de l’environnement, en 2007, avec un objectif de réduction de 50% de l’utilisation des pesticides chimiques, “si possible”. Ma thèse a étudié les choix individuels des agriculteurs en prenant en compte les caractéristiques des produits qu’ils utilisent ainsi que les firmes qui les commercialisent. L’interdépendance des stratégies entre les différents acteurs du marché visant à comprendre les enjeux économiques de la réduction des usages en pesticides dans un contexte où l’essentiel des recherches en économie agricole avait eu pour finalité d’expliquer l’impact de l’utilisation des pesticides sur la production agricole et les mesures de régulation de leur usage par ces mêmes agriculteurs (par exemple [Aubertot et al. \(2007\)](#); [Sexton et al. \(2007\)](#)). Ma thèse comportait un volet analyse de la demande des agriculteurs et proposait une estimation d’élasticité désagrégées par catégories de produits ([Fadhuile et al., 2016](#)). Les élasticités permettent d’illustrer d’importants niveaux de taxation pour atteindre des objectifs de réduction de 50%, et donc un impact important sur le revenu des agriculteurs. Ces résultats étaient conformes aux résultats académiques des autres pays, comme l’illustre la méta-analyse de [Böcker et Finger \(2017a\)](#), suggérant que la taxation n’était pas un instrument adapté. Les données disponibles m’ont conduit à travailler sur des données d’enquête réalisées par le ministère en charge de l’agriculture. La mobilisation de données individuelles pour réaliser ce travail m’a conduit à identifier des freins importants en termes de données pour aborder la question de l’évaluation de la réduction des pesticides en France, cela a orienté la suite de mes recherches, tant au niveau de la temporalité que de la thématique.

En 2019, j’ai été sollicité par A. Carpentier (INRAE, SMART) pour travailler sur l’évaluation économique de la sortie du glyphosate. Cette mission était coordonnée par la direction scientifique agriculture d’INRAE à la demande du Premier Ministre et des Ministres en charge de l’Agriculture et la Transition Ecologique et Solidaire dans le cadre du plan de sortie du glyphosate (coord F. Jacquet et C. Huyghe, DS Agriculture à INRAE). Nous avons rendu le rapport en mars 2020³. Cette recherche m’a conduit à co-encadrer un

3. Carpentier, A., Fadhuile, A., Roignant, M., Blanck, M., Reboud, X., Jacquet, F.,

contrat d'IE de M. Roignant avec A. Carpentier. Les résultats ont été mobilisés par l'Agence Nationale de Sécurité Sanitaire de l'alimentation, de l'environnement et du travail (ANSES) pour l'évaluation comparative des alternatives au glyphosate⁴.

Depuis 2020, la grande majorité de mes recherches s'inscrit dans le cadre du projet FAST coordonné par J. Subervie (INRAE, CEE-M)⁵. Le projet FAST est le seul projet du Programme Prioritaire de Recherche "Protéger et Cultiver Autrement" (PPR-PCA)⁶ à s'intéresser exclusivement aux sciences sociales avec une importante dimension relative aux leviers socio-économiques pour aller vers le zéro pesticide. J'ai participé au montage et à la structuration du projet, je suis membre du comité de pilotage, je co-anime un workpackage le WP 3 ("*Food demand, Markets and Trade*"), je suis responsable scientifique GAEL, et je participe à l'animation de ce projet. Dans le cadre de ce projet, je collabore avec des chercheurs (F. Femenia, E. Letort, S. Thoyer et J. Subervie), je co-encadre deux thèses avec J. Subervie (R. Deperrois et N. Gallo), j'ai co-encadré plusieurs stages en recherche (R. Deperrois, Césure M1 PSE; L. Bedouelle, M2 U. Paris-Saclay; H. Seidou, deuxième année ENSAI; E. Marchand et E. Barthelemy, L2 Economie-Gestion/Langues, UGA) et je co-encadre la mission d'un contrat de post-doctorat à partir d'octobre 2024 (M. Lassalas) avec C. Boizot-Szantai et A. Carpentier. Dans le cadre de ce projet, mes recherches se concentrent principalement sur les dispositifs visant à réduire l'utilisation des pesticides. Cela implique l'évaluation de l'impact des informations privées ou publiques ou ainsi que l'analyse des mécanismes de diffusion d'informations destinées à encourager la transition vers des pratiques agricoles plus durables et sans utilisation de pesticides chimiques.

Entre juillet 2022 et août 2024, j'ai participé à une expertise à l'ANSES dans le groupe de travail "Impacts socio-économiques du cuivre". Ce groupe traite de l'auto-saisine "Analyse des impacts socio-économiques des évolutions de l'encadrement réglementaire de l'utilisation des produits phytopharmaceutiques à base de cuivre en agriculture biologique et conventionnelle et identification des alternatives chimiques et non-chimiques". Notre dé-

& Huyghe, C. (2020). Alternatives au glyphosate en grandes cultures. Evaluation économique. <https://www.inrae.fr/actualites/alternatives-au-glyphosate-grandes-cultures-evaluation-economique>

4. <https://www.anses.fr/fr/content/glyphosate-l-anses-publie-les-resultats-de-son-evaluation-comparative-avec-les-alternatives>

5. L'ensemble du projet est constitué de 75 chercheurs et enseignants chercheurs. Il s'échelonne sur 6 ans, de 2021 à décembre 2026 avec un budget avoisinant les 3 millions d'Euros (20-PCPA-0005). <https://sites.google.com/view/ppr-fast-project/>.

6. <https://www.cultiver-protoger-autrement.fr>

marche méthodologique a été d'identifier les situations délicates en cas de non renouvellement de la substance active au niveau européen afin de proposer une "évaluation" technico-économique des coûts induits par la suppression du cuivre en agriculture conventionnelles mais également biologique. Nous avons identifié les filières "prioritaires" et calculé les coûts en mobilisant une méthode d'élicitation de dires d'experts. Ma contribution à ce travail a été ponctuée de présentations de mes précédents travaux, notamment la méthodologie de [Carpentier et al. \(2020a\)](#), lors des journées de travail, puis les évaluations technico-économiques concernant la vigne qui ont été réalisées en collaboration avec L. Delière (INRAE) et A. Ugaglia (Agro Bordeaux). Le rapport est en cours de validation par l'[ANSES](#).

En parallèle de mes recherches sur les pesticides, je travaille sur les comportements de consommation durables en matière d'alimentation et d'électricité. J'ai commencé à travailler sur la demande alimentaire à ALISS-INRAE à l'occasion d'un post-doctorat. Mes recherches ont analysé les comportements de consommation alimentaires en mobilisant des approches micro-fondées afin d'estimer des élasticités de la demande. Ces recherches ont retenu un cadre *ex-ante* pour imaginer une taxe carbone sur l'alimentation et mesurer les *trade-off* entre les dimensions environnementales, nutritionnelles et sociales. Ces recherches ont été le fruit de collaborations très enrichissantes avec F. Caillavet et V. Nichèle et ont été valorisées par deux publications en économie et trois publications hors champs. Elles m'ont donné la possibilité de participer à des projets sans responsabilité scientifique initialement (ANR OCAD, H2020 Susdiet), avec encadrement (ANR DIET+, stage R. Fares, M1 UGA ; Agroecodiv, stage et contrat IE C. Butin, M2 TSE) et responsabilités scientifiques ensuite (projet FAST).

J'ai commencé des collaborations avec des expérimentalistes à GAEL en apportant mes compétences en économétrie appliquée dans le cadre d'expériences de terrain sur la consommation d'électricité. Ces recherches sont valorisées par deux publications en économie. Elles s'inscrivent dans plusieurs projets pluridisciplinaires plus larges qui bénéficient de l'appui du "Cross Disciplinary Project" ECO-SESA, *Smart Energies in Districts* de l>IDEX Univ Grenoble Alpes (coord G. Debizet, F. Wurtz et N. Hadjsaid)⁷, le projet région Auvergne Rhone-Alpes "EXPESIGNO" (coord D. Llenera), l'ANR Learninghome (coord S. Ploix), l'[Observatoire de la Transition Énergétique \(OTE\)](#) (coord F. Wurtz et D. Llenera), et le [Programmes et Equipements Prioritaires de Recherche \(PEPR\)](#) FlexTASE (coord F.

7. ECO-SESA2017-2021,<https://ecosesa.univ-grenoble-alpes.fr>, ANR-15-IDEX-02.

Wurtz et D. Llerena)⁸. Ces projets impliquent notamment des collègues expérimentalistes du GAEL (B. Roussillon et D. Llerena), des chercheurs du G2ELAB (B. Delinchant et F. Wurtz, génie électrique) et de G-SCOP (S. Ploix) initiant ainsi des collaborations pluridisciplinaires avec des chercheurs de l'UGA en utilisant des approches méthodologiques complémentaires. J'apporte mes compétences en économétrie appliquée afin de mesurer l'impact d'informations sur les changements de comportement. Ces méthodes n'étaient pas mobilisées par mes collègues jusqu'alors. Ces recherches m'ont donné la possibilité de participer au co-encadrement de trois stages (Expesigno, stage J.-P. Vernet et S. Sani Abdou Zaki, M1 UGA ; ANR Learninghome, stage M. Jullin, M1 TSE).

1.4. Organisation du mémoire

Afin de présenter mes recherches et mon projet, je présente dans un premier temps les évaluations *ex-ante* que j'ai réalisées en mobilisant des données d'enquêtes (section 2). Ces recherches permettent d'observer les comportements et de simuler l'impact d'actions non existantes dans la réalité. En général, mes travaux empiriques reposent sur des modèles micro-fondés, où les paramètres estimés sont contraints et fondés sur la théorie économique. Dans un second temps, je présente mes recherches qui s'inscrivent dans un cadre *ex-post*, c'est-à-dire d'évaluation d'actions ou de dispositifs déjà expérimentés (section 3). Contrairement à la section précédente, les méthodes économétriques reposent sur l'estimation de formes réduites, et sont dans la lignée des travaux d'inférence causale mesurant des effets de traitement. Dans chaque section, certaines recherches sont déjà initiées et constituent mon projet à court ou moyen terme dans la mesure où l'identification est réalisée et la collecte de données est à un stade préliminaire. Une sous-section conclut systématiquement ces sections par la présentation des financements qui contribuent à réaliser ces recherches et la valorisation de ces travaux.

La section 4 présente mon projet à moyen et long terme, il s'articule autour de trois thématiques. Ma première thématique vise à mesurer l'efficacité d'une taxe sur les pesticides sur les quantités appliquées en France, cette recherche est rendue possible par la récente disponibilité des données. Ma deuxième thématique s'intéresse à la diffusion des

8. <https://ote.univ-grenoble-alpes.fr>; voir le descriptif de FlexTASE sur le site de l'OTE : <https://ote.univ-grenoble-alpes.fr/flexbase/>

connaissances au sein de groupes d'agriculteurs. Ce projet est constitué d'un [Essai randomisé contrôlé \(*Randomized Control Trial*\) \(RCT\)](#) visant à analyser l'influence sociale, et le rôle du "porteur" de l'information, comme levier pour améliorer les connaissances des agriculteurs en vue de favoriser une transition agroécologique. Ma troisième et dernière thématique vise à analyser la diffusion de l'information via les réseaux sociaux et à mesurer son impact sur les comportements.

La section 5 conclut ce mémoire et résume mes perspectives de recherches.

2. Observer et simuler l'impact : approches *ex-ante*

Dans cette partie, je présente mes recherches réalisées dans le cadre d'évaluations *ex-ante*. Elles s'articulent autour de la demande alimentaire dans la section 2.1 et la réduction des pesticides dans la section 2.2.

2.1. Modélisation de la demande alimentaire

2.1.1. Taxe Carbone et durabilité

J'ai commencé à travailler sur la modélisation et l'estimation économétrique de la demande des consommateurs afin de modéliser les comportements de consommation alimentaire et leur prise en compte dans les analyses de bien-être dans le champ de l'économétrie de la consommation (Deaton, 2016) grâce à F. Caillavet (INRAE, ALISS) et V. Nichèle (INRAE, ALISS) au sein du laboratoire ALISS-INRAE. L'objectif est de simuler l'efficacité d'une politique de taxation sur les produits alimentaires proportionnellement à leur impact sur l'environnement et la santé et d'en déduire des mesures individuelles sur l'environnement, la nutrition et le revenu des consommateurs.

Notre contribution propose des scénarios de politiques publiques de changement de tarification (taxation/subvention) afin de mesurer *ex-ante* les effets d'un signal tarifaire pour changer les comportements de consommation. Les estimations sont utilisées pour calculer les élasticités de la demande et mesurer l'impact de plusieurs scénarios qui pourraient réduire les émissions environnementales des achats alimentaires tout en répondant aux préoccupations nutritionnelles. Nous mesurons les effets d'une variation des prix sur les achats alimentaires, les émissions et les nutriments associés, en modélisant également les substitutions entre les groupes alimentaires. Plusieurs indicateurs sont calculés pour évaluer les effets de chaque scénario. Un score de qualité nutritionnelle de l'alimentation est également calculé. Enfin, l'équité est abordée en désagrégeant nos résultats par classe de revenu et d'âge ou en explorant le changement de courbe d'Engel suite à ces changements de prix.

Afin de réaliser ces simulations, les approches standard en économie consistent à modéliser les comportements des consommations par un système de demande qui permet de

mesurer les substitutions/complémentarités entre les biens choisis par les consommateurs à budget ou niveau d'utilité constant. L'article fondateur de [Deaton et Muellbauer \(1980\)](#) propose un *Almost Ideal Demand System (AIDS)*. Cette modélisation retient un système de demande linéaire avec satiété des préférences et impose les contraintes théoriques issues de la théorie du consommateur : axiomes de choix, agrégation des préférences, homogénéité et symétrie et courbes d'Engel linéaires. Depuis, de nombreuses extensions ont permis de relâcher ces hypothèses initiales, notamment celle de [Lewbel et Pendakur \(2009\)](#) qui modélise une fonction de demande de la forme *Exact Affine Stone Index (EASI)*. Cette fonction est dérivée d'une fonction de demande Hicksienne et permet d'estimer une fonction de demande implicite Marshalienne. Sa flexibilité considère des courbes d'Engel non linéaires et exploite l'hétérogénéité individuelle dans l'évaluation du niveau d'utilité implicite. Cela permet de déduire les variations de surplus du consommateur qui résultent d'un changement de prix (taxe et/ou subvention).

Notre démarche a été progressive, dans un premier temps, nous avons estimé un système d'équations, puis nous avons calculé des élasticités de la demande et simulé des scénarios de taxation carbone à partir de ces élasticités ([Caillavet et al., 2016](#)). Dans un second temps, nous nous sommes concentrées sur la décomposition de l'hétérogénéité selon les revenus des consommateurs. A partir des élasticités Hicksiennes estimées dans [Caillavet et al. \(2016\)](#), nous calculons des élasticités Marshaliennes au niveau individuel et mesurons les effets de nouveaux scénarios ([Caillavet et al., 2019a](#)).

L'approche empirique retenue dans [Caillavet et al. \(2016\)](#) estime un système d'équations par les triples moindres carrés (3SLS). Cela permet de contrôler les biais de simultanéité, prendre en compte l'hétérogénéité individuelle, et imposer les contraintes issues de la théorie économique (additivité, homogénéité, symétrie). Préalablement à l'estimation du système, l'endogénéité des prix des produits est corrigée des effets de la qualité et de l'agrégation des produits au sein des groupes alimentaires dans le prolongement de [Crawford et al. \(2003\)](#). Cela passe par une estimation de première étape en utilisant un modèle à effets fixes pour chaque groupe alimentaire. Les prix prédits sont ensuite mobilisés lors de l'estimation du système.

Les estimations sont réalisées grâce à des données individuelles relatives à tous les achats alimentaires de plus de 10 000 ménages par an allant de 1996 à 2010 (données Kan-

tar). Compte tenu des contraintes de collecte des données, la stratégie d'identification nous a conduit à construire un pseudo-panel (Deaton, 1985) combinant de trois dimensions : 4 classes de revenu, 4 classes d'âge et 3 grandes régions géographiques. Au total, 48 cohortes sont observées pour 169 périodes de 4 semaines allant de 1996 à 2010. Afin d'estimer le système de demande, 21 groupes alimentaires sont définis compte tenu des préférences des consommateurs en termes de substitutions/complémentarités et homogénéités des produits qui les composent en termes environnementaux et nutritionnels. Ces données d'achat des ménages sont complétées par des données individuelles concernant les émissions environnementales des produits et leurs caractéristiques nutritionnelles.

Je présente les résultats des quatre scénarios principaux que nous avons retenu. Ils évaluent les effets d'une augmentation homogène des prix des produits à base d'animaux, sur l'intégralité de l'alimentation et sur les protéines animales, une augmentation proportionnelle au niveau de [Gaz à Effets de Serre \(GES\)](#) (en eqCO₂), puis une redistribution des revenus de la taxe.

Une première approche simule une augmentation de 20 % du prix des aliments à base de produits animaux concernant des groupes à base de protéines animales (scénarios 1A et 1B). Cette valeur, issue de la littérature nutritionnelle, a été montrée comme nécessaire pour obtenir des effets favorables sur la santé (Mytton *et al.*, 2012). Le scénario 1A privilégie les aspects environnementaux par le biais de leurs émissions de [GES](#). Ainsi tous les produits à base de produits animaux sont concernés. Partant du scénario 1A, le scénario 1B intègre des aspects nutritionnels et exclut poissons et produits laitiers autres que les fromages.

Une deuxième approche simule les effets d'une taxe carbone sur l'alimentation, i.e. des taux de taxation proportionnels aux émissions de [GES](#) (en eqCO₂) par catégorie de produit et pour une taxe de 140€/t eqCO₂⁹ (Scénarios 2A et 2B). Ces derniers visent les aliments sources de protéines : l'un de taxation pure, l'autre de taxation/subvention dans une optique de neutralité budgétaire du point de vue de l'État. Le scénario 2A vise les mêmes catégories que le scénario 1A. Le scénario 2B redistribue le revenu de la taxation du scénario 2A en subventionnant deux catégories de produits riches en protéines végétales. Ce

9. Dans le cas français, il a été évalué par le rapport [Quinet \(2009\)](#) pour répondre aux objectifs de neutralité carbone à l'horizon 2050 fixés par la Communauté Européenne. Pour chacun de ces scénarios, deux coûts carbone (56 et 140 €/teqCO₂) correspondant à des horizons temporels différents de réduction des GES sont retenus. Les résultats d'une taxe de 140€/t eqCO₂ sont présentés.

choix est motivé par un arbitrage entre la nutrition par le biais des substitutions protéines animales par des protéines végétales, et de revenu, pour mesurer selon les niveaux de revenu les effets sur le pouvoir d'achat. Les résultats des effets moyens de ces scénarios sont illustrés dans la Figure 2.1.

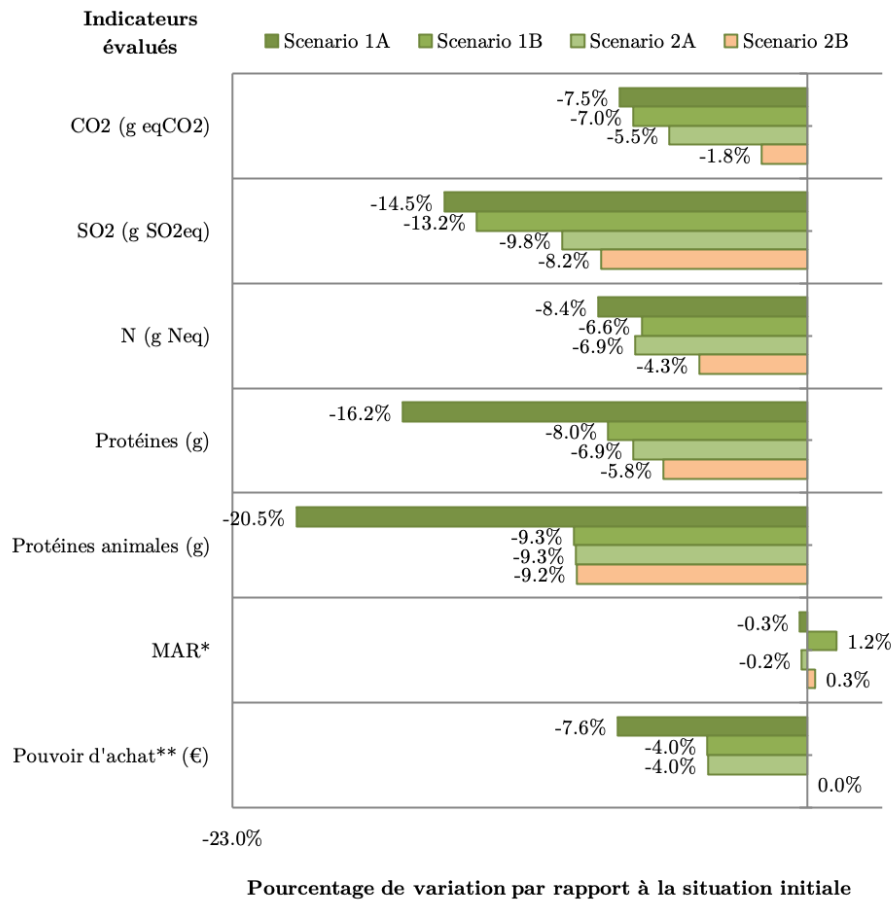


FIGURE 2.1 – Synthèse des résultats des scénarios d'une taxe Carbone de l'alimentation

Notes : *Le MAR ("*Mean Adequacy Ratio*") est calculé pour une consommation normalisée de 2 000 kcal/jour, en utilisant 18 nutriments. ** Les valeurs négatives indiquent la perte de pouvoir d'achat induite par la hausse des prix.

Malgré des effets globaux positifs sur le plan environnemental et nutritionnel, tous nos scénarios se révèlent moins favorables en matière d'inégalités économiques et nutritionnelles. D'une part, les inégalités nutritionnelles s'accroissent légèrement. D'autre part, sur le plan budgétaire, la part consacrée à l'alimentation dans le revenu des ménages s'accroît, avec une incidence moindre pour les ménages les plus riches. En particulier, le scénario taxation/subvention, neutre sur le plan budgétaire en moyenne, conduit même à une rédu-

tion de la part budgétaire de l'alimentation au domicile pour les plus riches. Nos simulations alertent sur les conséquences inévitables de politiques de prix dont le bien-fondé sur le plan environnemental et nutritionnel globalement doit s'accompagner de mesures compensatoires spécifiques pour les ménages les plus pauvres. Il paraît ainsi illusoire d'espérer combiner enjeux environnementaux et nutritionnels avec l'équité à travers des mesures limitées aux prix alimentaires. Cela montre la nécessité d'accompagner de telles politiques publiques afin de garantir leur acceptabilité. Concrètement, des mesures à destination des ménages défavorisés, par exemple par la distribution de coupons concernant les aliments sources de protéines végétales favorables sur le plan environnemental et nutritionnel, iraient dans le bon sens.

Financement et valorisation J'ai contribué à plusieurs travaux de recherche visant à analyser l'impact d'une politique fiscale visant à augmenter les prix de certains produits de 20% (Caillavet *et al.*, 2016) ou proportionnellement à leur niveau d'émission CO₂ dans Caillavet *et al.* (2019a). Une synthèse de ces travaux est présentée dans Caillavet *et al.* (2019b); Caillavet et Fadhuile (2020) et l'infographie de la Figure 2.2.

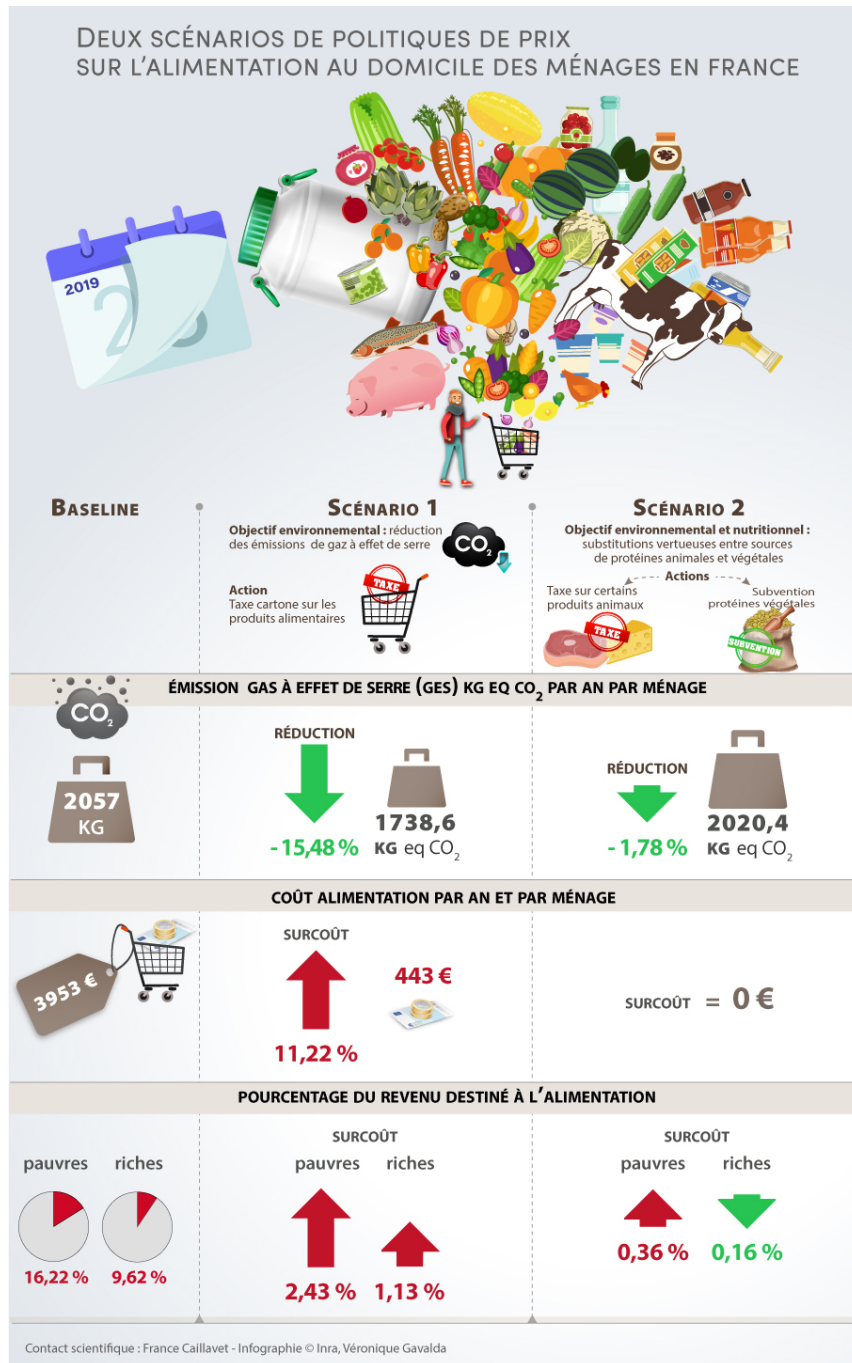


FIGURE 2.2 – Infographie : Les enjeux sociaux de la durabilité alimentaire

Note : Source <https://www.inrae.fr/actualites/infographie-enjeux-sociaux-durabilite-alimentaire>, Octobre 2019. Le premier scénario, avec un objectif purement environnemental de réduction des émissions de gaz à effet de serre, porte sur l'ensemble de l'alimentation (Scénario 1) : il répercute le surcoût environnemental (taxation carbone) associé à chaque groupe alimentaire. Le deuxième scénario utilise le levier des sources de protéines, avec des objectifs à la fois environnementaux et nutritionnels, en intervenant sur certaines catégories seulement d'aliments (Scénario 2). Il vise à susciter des substitutions vertueuses entre sources de protéines animales et végétales. Il consiste à décourager la consommation de produits animaux les plus émetteurs de gaz à effet de serre et déconseillés pour la santé en répercutant le surcoût environnemental par des taxes, et à favoriser celle de produits à teneur élevée en protéines végétales par des subventions. Cette politique est conçue à revenu neutre pour l'État, le revenu dégagé par la taxe finançant les subventions.

2.1.2. Autres analyses de la demande

Je mobilise les compétences que j'ai développé sur les analyses de la demande, notamment par l'estimation de systèmes dans différentes recherches. J'ai travaillé sur une comparaison des élasticités de la demande entre pays européens dans le cadre du projet européen SUSDIET. Notre démarche était de construire un cadre méthodologique commun entre 6 pays (France, Italie, Finlande, Ecosse, Espagne et Suède) pour lesquels les consommations et les préférences des consommateurs étaient très hétérogènes. Les bases de données collectées dans ces pays, étant de nature différentes (enquêtes budget des ménages, panels de consommateurs), nous avons travaillé en définissant cadre méthodologique commun pour comparer les élasticités de la demande notamment relative à la prise en compte des consommations nulles avec les données d'enquêtes ménages ou la nature de la base de données (panel pour la France ou l'Écosse, coupe transversale pour les autres). Nous avons estimé un système de demande [EASI](#) et comparé les élasticités entre les différents pays ([Irz et al., 2017](#)). Nos résultats empiriques suggèrent que la plupart des produits alimentaires sont des biens de première nécessité, car leur demande répond positivement mais de manière moins que proportionnelle aux variations des dépenses de consommation. Dans tous les pays, certaines élasticités croisées des prix sont à la fois statistiquement significatives et relativement importantes, ce qui confirme la nécessité de considérer les régimes alimentaires dans leur ensemble plutôt que seulement des sous-ensembles d'aliments lors de l'analyse des politiques visant à améliorer la durabilité des modes de consommation alimentaire.

Financement et valorisation Ces différentes recherches ont été valorisés par (a) une comparaison des élasticités de la demande entre 6 pays ([Irz et al., 2017](#)) dans le cadre d'un projet européen (SUSDIET) ; et (b) une analyse de la demande alimentaire des consommateurs Guadeloupéens et Antillais (Projet AgroEcodiv).

2.1.3. Perspectives à court terme

Dans le cadre de FAST, un des objectif est de fournir des élasticités de la demande pour les produits [Agriculture Biologique \(AB\)](#) puis celles de produits affichés "sans pesticides". Ces résultats empiriques seront obtenus par les méthodologies que je viens de présenter

tout en décomposant les achats selon leurs caractéristiques : la consommation de produits **AB** et de produits conventionnels. En amont de ce travail, j'ai encadré deux stages de Licence 2 financés par le dispositif des stages excellence de l'UGA. L'objectif de ces deux stages était de construire une base de données des mentions "zéro" ou "sans pesticides" sur les produits alimentaires. La mission se décomposait en état des lieux des labels « sans pesticides », exemple « sans pesticides de synthèse », labellisés en **AB**, produits certifiés, et la construction d'une base de données comportant les caractéristiques de ces informations : cahiers des charges, date de création, type de produits, etc. Ce travail est mobilisé dans le cadre d'une analyse de la demande de produits **AB** et de produits "labellisés" dans le cadre d'un contrat de post-doctorat qui commence en octobre 2024. Le premier objectif sera l'estimation d'un système de demande alimentaire **AB** avec des données de panel, dans la lignée de [Caillavet et al. \(2016\)](#). Les élasticités de la demande serviront ensuite à alimenter les simulations du modèle en équilibre partiel MATSIM-LUCA ¹⁰.

2.2. Réduction des pesticides

2.2.1. Évaluation économique de la sortie du glyphosate

En 2019, dans le cadre de l'évaluation économique de la sortie du glyphosate nous avons travaillé avec A. Carpentier (INRAE, SMART) sur l'évaluation économique du coût de sortie du glyphosate pour les grandes cultures ¹¹. L'évaluation économétrique est basée sur la méthode de l'inverse des scores de propension (IPW) ([Imbens et Rubin, 2015](#)) appliquée à des scénarios de changement de pratiques du travail du sol. Nous avons identifié des situations d'impasse et les potentielles exemptions sur l'utilisation de ce produit au moyen d'analyses économétriques pour les évaluations de coûts des agriculteurs. Ce travail a été une expérience très riche de discussions concernant les usages avec les instituts techniques et les responsables de cette mission à INRAE.

Le glyphosate est l'un des herbicides les plus utilisés dans le monde ([Brookes et al., 2017](#); [Antier et al., 2020a,b](#); [Clapp, 2021](#)), en conjonction avec les cultures génétiquement

10. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01208831>

11. Carpentier, A., Fadhuile, A., Roignant, M., Blanck, M., Reboud, X., Jacquet, F., & Huyghe, C. (2020). Alternatives au glyphosate en grandes cultures. Évaluation économique. <https://www.inrae.fr/actualites/alternatives-au-glyphosate-grandes-cultures-evaluation-economique>

modifiées ou non, les restrictions ou l'interdiction de l'utilisation du glyphosate soulèvent plusieurs questions¹². Pour les agriculteurs, cela influence notamment la stratégie de désherbage mécanique ou l'organisation du travail dans les exploitations (Kudsk et Mathiassen, 2020; Wynn et Webb, 2022; Beckie *et al.*, 2020). Ye *et al.* (2021) a proposé une évaluation *ex-ante* d'une taxation du glyphosate pour analyser la substitution du glyphosate afin d'améliorer les indicateurs de santé, d'environnement et d'économie de marché. Sur la base d'une approche en deux étapes, d'un modèle de demande d'herbicides et d'un modèle de déplacement d'équilibre, ils ont constaté une réduction du bien-être en cas de taxation du glyphosate principalement en raison du faible impact environnemental de l'utilisation du glyphosate par rapport à ses alternatives actuelles. L'utilisation du glyphosate est un élément important de la stratégie de lutte contre les mauvaises herbes des exploitations à travail réduit du sol, en particulier pour les grandes exploitations (Danne *et al.*, 2019). Les coûts supplémentaires induits par le retrait du glyphosate sont principalement liés à une intensification du travail du sol, avec des effets limités sur l'utilisation d'herbicides autres que le glyphosate et des effets limités voire inexistantes sur les rendements (Reboud *et al.*, 2017; Wiese et Steinmann, 2020).

Nous nous sommes concentrés sur le coût économique lié à l'interdiction du glyphosate en France. Contrairement aux pays où les Organismes Génétiquement Modifiés (OGM) sont autorisés, le glyphosate est utilisé en interculture dans 95% des cas, il permet de désherber des parcelles avant l'implantation des semis en luttant contre les adventices ou les repousses dans 77% des situations (Carpentier *et al.*, 2020a). Il n'existe pas de situation contrefactuelle pour les non-utilisateurs de glyphosate car les contraintes agricoles ne laissent pas d'autre choix aux agriculteurs que l'utilisation du glyphosate dans le cadre d'une stratégie optimale de lutte contre les mauvaises herbes. Cette motivation nous a conduit à définir des scénarios dans le prolongement de Reboud *et al.* (2017) pour concevoir des situations contrefactuelles dans lesquels la non utilisation de glyphosate serait associée à intensification du travail du sol. Autrement dit, nous "comparerons" des parcelles agricoles qui utilisent du glyphosate pour une stratégie de travail du sol en situation initiale à des parcelles qui n'utilisent pas de glyphosate mais dont la stratégie de travail est plus intense (situation d'arrivée). Nous avons considéré cinq situations initiales : semis-direct (SD), Techniques

12. Ce travail s'intéresse exclusivement aux aspects économiques et n'aborde pas les questions sanitaires, ou environnementales qui peuvent être retrouvées dans Wynn et Webb (2022) ou Fogliatto *et al.* (2020).

Culturales Simplifiées (TCS), labour occasionnel, fréquent et labour systématique. Ces cinq situations initiales sont comparées à plusieurs situations d'arrivée. Dans la pratique, nous avons construit 12 scénarios de changement de pratique (intensification) du travail du sol avec suppression du glyphosate (voir Table 2.1) : (a) 5 scénarios de "référence" : arrivée à labour fréquent¹³ ; (b) 5 scénarios "extrêmes" : arrivée à labour systématique ; (c) 2 scénarios "spécifiques" pour les parcelles non labourées (semis direct et TCS) qui passeraient en labour occasionnel.

TABLE 2.1 – Description des différents scénarios d'évaluation des coûts liés à la suppression du glyphosate

		Situation de départ (avec ou sans or Glyphosate)						
		SD	TCS	Labour occasionnel	Labour Fréquent	Labour Systématique		
Nb parcelles		300	2663	3080	5769	5530		
avec Glyphosate		244	1040	714	759	419		
sans Glyphosate		58	1623	2366	5010	5111		
Part de la surface		1.70%	18.10%	18.60%	33.70%	27.90%		
Part avec Glyphosate		85.80%	39.30%	24.20%	11.90%	7.60%		
							Nb parcelles	Surface
Situation d'arrivée (sans)	Labour Occasionnel vs	$N_1=300$ $N_0=2366$	$N_1=2663$ $N_0=2366$				2366	14.10%
	Labour Fréquent vs	$N_1=300$ $N_0=5\ 010$	$N_1=2\ 663$ $N_0=5\ 010$	$N_1=3\ 080$ $N_0=5\ 010$	$N_1=5\ 769$ $N_0=5\ 010$		5010	29.70%
	Labour Systématiques vs	$N_1=300$ $N_0=5\ 111$	$N_1=2663$ $N_0=5\ 111$	$N_1=3\ 080$ $N_0=5\ 111$	$N_1=5\ 769$ $N_0=5\ 111$	$N_1=5\ 530$ $N_0=5\ 111$	5111	25.80%

Notes : SD : semis-direct ; TCS : Technique de Culture Simplifiée ; N_0 et N_1 sont, respectivement, les nombres de parcelles pour les situations de départ à d'arrivée.

Les estimations sont réalisées à partir des données individuelles des enquêtes *Pratiques Culturales (PK)*–2017, collectées par le ministère en charge de l'Agriculture. Notre approche s'appuie sur la littérature abondante consacrée à la mesure des effets de traitements en utilisant une méthode par pondération de l'inverse du score de propension (*inverse probability of treatment weighting*, IPTW, [Imbens et Rubin \(2015\)](#); [Abadie et Cattaneo \(2018\)](#); [Hirano et al. \(2003\)](#); [Robins et al. \(1994\)](#)). Sous certaines hypothèses (indépendance conditionnelle, recouvrement des supports), l'estimation par l'inverse de score de propension permet de "pondérer" les indicateurs selon un poids (pondération par l'inverse des scores de propension). Ces estimations sont mobilisées pour calculer des surcoûts occasionnés. Les principaux résultats de cette évaluation sont synthétisés dans la Table 2.2. Notre contribution méthodologique permet également de prendre en compte la stratification de l'enquête lors de l'estimation de la distribution asymptotique des estimateurs.

13. Dans la pratique, les parcelles en labour systématique restent en labour systématique. Les résultats de ce scénario sont identiques à celui du cas "extrême" relatif au labour systématique.

Dans le scénario de “référence”, les surcoûts obtenus varient de 80 €/ha pour les situations de semis direct à 6.5 €/ha pour les situations de labour fréquent (voir Table 2.2). Nous identifions des cas de parcelles en semis direct (appartenant généralement à de grandes exploitations sur des sols superficiels et/ou caillouteux) pour lesquelles nous ne trouvons pas de parcelles ayant des caractéristiques similaires qui n'utilisent pas de glyphosate et nous identifions des situations difficiles dues à un faible nombre de jours disponibles pour l'intervention mécanique.

TABLE 2.2 – Evaluation du coût additionnel de la suppression du glyphosate par scénario (en euros 2020 par hectare)

	SD	TCS	Labour occasionnel	Labour fréquent	Labour systématique
Scénarios de “référence”	79.8	25.6	9.4	6.5	4.4
Scénarios “extrêmes”	94.2	46.7	19.9	17.3	4.4
Scénarios “spécifiques”	73.1	14.5			

Note : SD pour semis direct, TCS pour Techniques Culturelles Simplifiées.

Financement et valorisation Ce travail a fait l'objet d'un rapport à la demande du Premier Ministre et des Ministres en charge de l'Agriculture et la Transition Ecologique et Solidaire, dans le cadre du plan de sortie du glyphosate en 2020 (Carpentier *et al.*, 2020b,a). Une première version académique a été présentée à la conférence européenne d'économie agricole (EAAE) (Fadhuile et Carpentier, 2023).

2.2.2. Pratiques des agriculteurs et coûts des exploitations (en cours)

Mes recherches m'ont conduit à réaliser un constat important concernant la disponibilité des données permettant de réaliser nos évaluations. En effet, les données disponibles, notamment celles des enquêtes du Service de la statistique et de la Prospective (SSP), permettent rarement de reconstituer une vue d'ensemble concernant les coûts des exploitations agricoles et leurs pratiques agronomiques. Nous avons entrepris avec F. Femenia (INRAE, SMART) et E. Letort (INRAE, SMART) un travail visant à combler ce gap en mobilisant des méthodes d'appariement (Femenia *et al.*, 2023).

L'analyse économique des alternatives à l'utilisation des pesticides est généralement limitée par le manque de données précises sur les pratiques de production des agriculteurs, telles que des informations détaillées sur la fréquence et la composition des applications de

pesticides ou sur les pratiques de travail du sol, qui peuvent être utilisées comme alternatives aux pesticides. D'une part nous proposons une procédure pour introduire des informations supplémentaires, obtenues à partir des enquêtes [PK](#), dans la base de données du [Réseau d'Information Comptable Agricole \(RICA\)](#) habituellement utilisée pour l'analyse microéconomique des coûts des agriculteurs par un méthode d'imputation par les plus proches voisins. Nous proposons une approche visant à tirer parti des informations contenues dans l'enquête sur les pratiques de production végétale pour caractériser les pratiques de protection des cultures des agriculteurs dans les données du RICA. En effet, il existe peu de données et d'informations sur les alternatives aux pesticides alors que cela serait utile afin d'identifier les pratiques agricoles réellement mises en place dans des contextes économiques et pédoclimatiques hétérogènes. D'autre part, nous utilisons ces informations pour estimer des modèles économétriques de choix de production agricole pour différentes pratiques en termes d'utilisation de pesticides dans le prolongement de [Femenia et Letort \(2016\)](#). Ces résultats d'estimation seront ensuite utilisés pour simuler l'impact d'une taxation des pesticides sur les changements de pratiques des agriculteurs et sur la réduction globale des utilisations de pesticides.

Nous avons regroupé les agriculteurs en 3 classes : (a) conventionnels, i.e. [Indicateur de Fréquence de Traitements \(IFT\)](#) chimiques élevés, (b) [IFT](#) faibles avec travail du sol et (c) [IFT](#) faibles avec bas intrants. Nous nous concentrons sur le rôle du travail du sol comme alternative à l'utilisation d'herbicides afin d'estimer l'élasticité de la demande d'intrants et simuler l'effet de politiques publiques visant à réduire les pesticides. Nos premiers résultats d'estimation semblent montrer des effets contrastés du travail du sol sur les rendements et l'utilisation d'intrants chimiques, en particulier de pesticides, en fonction de la culture considérée. L'étape suivante passera par la définition de scénarios de politiques publiques, comme une taxe ou une substitution par des alternatives à l'utilisation des pesticides et l'évaluation *ex-ante* de l'effet de ces scénarios sur les pratiques des agriculteurs.

Financement et valorisation Deux présentations en conférences ont été réalisées en 2023 (EAAE et JRSS, [Femenia et al. \(2023\)](#)). Cette recherche a bénéficié des interactions et du financement du projet FAST en mobilisant les données du [SSP](#) sur le [Centre d'accès sécurisé aux données \(CASD\)](#). Les analyses sont en cours.

2.2.3. Perspectives à court terme

En octobre 2020, l'ANSES a restreint les usages de glyphosate. Sur les grandes cultures, cela a notamment conduit à une “*interdiction d'utilisation du glyphosate lorsque la parcelle a été labourée entre deux cultures (sauf cas particulier)*”¹⁴. La mise en place de ces restrictions sur les usages suggère de reproduire l'analyse que nous avons réalisé en incluant les données des pratiques culturales relatives aux pratiques de 2021 et disponibles sur le [CASD](#) depuis mi-2024. Sur cette filière, on s'attendrait à ce que les surcoûts calculés soient proches si la “substitution” s'est réalisée par un travail du sol, notamment du labour.

14. Source : ANSES <https://www.anses.fr/fr/system/files/Rapport-grandescultures-glyphosate.pdf>.

3. Expérimenter et évaluer l’impact : approches *ex-post*

Les approches *ex-post*, c’est-à-dire qui consistent à mesurer l’efficacité d’un dispositif public d’incitation à un comportement durable, s’inscrivent dans le champ de la microéconomie de l’évaluation (Imbens et Wooldridge, 2009). Je mets en œuvre ces méthodologies sur différentes thématiques que je présenterai successivement : l’analyse de la réaction des consommateurs suite à la mise en place d’un *nudge* pour flexibiliser la demande électrique (section 3.1) et l’impact de dispositifs publiques encourageant la réduction des pesticides (section 3.2), comme le réseau [Démonstration, Expérimentation et Production de références sur les systèmes économes en phytosanitaires \(DEPHY\)](#) ou les [Certificats d’Economie de Produits Phytosanitaires \(CEPP\)](#).

3.1. Comportements de consommation électrique

3.1.1. Consommation des ménages et incitations intrinsèques

Depuis 2017, en collaboration avec des collègues expérimentalistes du GAEL, B. Roussillon et D. Llerena, je travaille sur les consommations énergétiques des ménages en apportant mes compétences en économétrie appliquée aux méthodologies de l’économie comportementale dans un contexte d’expériences de terrain. En effet, il existe de nombreuses similitudes entre les comportements de consommations énergétiques et les recherches que j’ai réalisées préalablement. Ces similitudes concernent tout d’abord l’approche méthodologique de la demande dans un contexte de déploiement des réseaux électriques intelligents afin de mieux adapter la demande au niveau d’offre disponible. Ma contribution est d’appliquer les méthodologies issues de l’économétrie de la consommation et de l’évaluation et pour expliquer la consommation électrique des ménages et les changements de comportement.

Les recherches récentes comparant les incitations économiques et non économiques dans des expériences randomisées sur le terrain et constatent que les premières sont plus efficaces que les secondes (Schaule et Meinzer, 2020; Azarova *et al.*, 2020; Burkhardt *et al.*, 2019; Ito *et al.*, 2018). Cela dit, les incitations non économiques, qui reposent sur des motivations psychosociales, sont souvent considérées comme plus acceptables socialement que

les ajustements de prix. Elles peuvent servir d'outils puissants pour changer le comportement des consommateurs à long terme et apparaître comme une solution attrayante pour induire une flexibilité de la demande de manière non régressive. Les nudges peuvent aider à surmonter un biais cognitif et à renforcer la motivation intrinsèque à entreprendre un effort de conservation de l'énergie (Andor et Fels, 2018; Schubert, 2017; Allcott et Kessler, 2019). Cependant, l'effet d'un *nudge* particulier semble insuffisant pour obtenir un effet important et la flexibilité nécessaire requise par la gestion du réseau (DellaVigna et Linos, 2022) et doit être accompagné.

Nous avons réalisé une expérience de terrain comprenant 165 ménages répartis en deux groupes : un groupe de contrôle et un groupe traité. Lors de leur recrutement, les participants ont été randomisés selon le nombre de personnes dans le ménage et le type de logement. Le traitement consiste en un triptyque visant encourager la consommation d'électricité renouvelable : i) un SMS visant à informer les consommateurs d'un pic de consommation ou de production, ii) un engagement à réaliser des actions personnalisées pour aider à réaliser ce changement et iii) un *feedback* prenant la forme d'une courbe de charge simulée suite à l'intervention. Autrement dit, chaque ménage traité a reçu au moins trois messages par alerte indiquant i) le jour d'alerte, ii) un rappel des actions pour lesquelles il s'est engagé, puis iii) la disponibilité de la courbe de *feedback* sur un site internet personnel. Grâce à ce dispositif, nous évaluons l'impact d'un *nudge* qui vise à flexibiliser la demande d'électricité lors des périodes d'alertes : (a) sur la consommation en hiver (18h à 20h) (b) de production solaire en été (12h à 15h). Sur l'ensemble de l'étude, 27 alertes ont été déclenchées de façon exogène compte tenu des facteurs météorologiques (Figure 3.1) et de la prévision de la charge sur le réseau ¹⁵.

Notre expérience s'est réalisée de juin 2019 à mars 2022 ¹⁶, nous collectons les consommations d'électricité avec des données haute fréquence (30-min, compteurs Linky). Nous observons le résultat en termes de consommation électrique sans pouvoir identifier les actions qui ont conduit les consommateurs à changer d'habitudes. Grâce à la randomisation, nous avons deux groupes pour lesquels les caractéristiques socio-démographiques

15. Les jours de forte consommation d'électricité sur le réseau, jours PP1 et PP2, sont signalés publiquement par le gestionnaire de réseau, afin d'assurer l'équilibre offre demande, la veille du jour concerné.

16. Cela inclut la période des confinements et des restrictions liées au Covid. Afin de ne pas brouiller le dispositif expérimental, nous avons informé tous les participants de la mise en pause de l'étude pendant le premier confinement.

sont en moyenne significativement équivalentes. Par ailleurs, les consommations de ces deux groupes, préalablement à la première alerte, ne sont pas significativement différentes. Cela permet de mesurer l'impact du *nudge* en “comparant” les consommations du groupe engagé au groupe de contrôle.

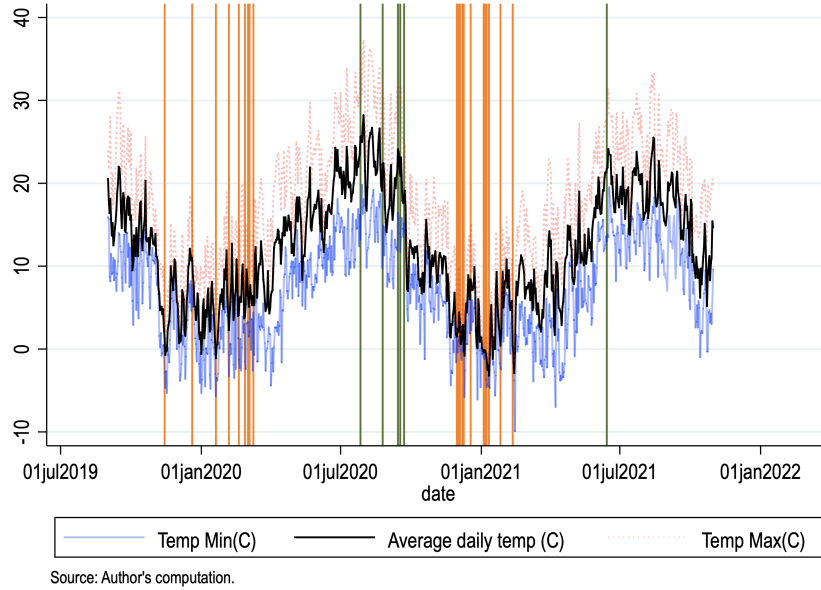


FIGURE 3.1 – Calendrier des alertes et météo moyenne (températures moyenne, minimale et maximale sur le bassin grenoblois) lors de l'expérimentation

L'exploitation de la structure en panel permet de contrôler l'hétérogénéité individuelle et de différencier l'effet du *nudge*. La répétition des alertes permet de mesurer l'impact de la répétition des informations sur la potentielle formation d'habitudes. Les estimations sont réalisées à partir d'un échantillon de 165 ménages, 78 dans le groupe contrôle et 87 dans le groupe traité, observés de septembre 2019 à mars 2022. Les dates des alertes orange et vertes sont illustrées sur la Figure 3.1. Les données couvrent 2 saisons d'hiver et 2 saisons d'été, incluant une période post-traitement pour les deux groupes (entre novembre 2021 et mars 2022). L'efficacité du triptyque sur les consommations d'électricité est mesurée en décomposant systématiquement les alertes oranges et vertes. Les estimations sont réalisées par la méthode des doubles et triples différences.

Les résultats moyens mettent en évidence une réduction significative des consommations de près de 21% lors des alertes oranges au seuil de 5%, et une augmentation des consommations comprise entre 17 et 20% (au seuil de 10%) des consommations pendant les périodes vertes. Ces résultats sont dans la lignée d'Ito *et al.* (2018) pour les alertes orange.

En introduisant des effets spécifiques annuels, une baisse des effets entre la première et la seconde année est constatée, cette réduction pourrait s'expliquer par la mise en place du télétravail et des différents confinements qui sont communs aux deux groupes. Enfin, en décomposant les effets individuels de chaque alerte, nous ne trouvons pas de preuve de la formation d'une habitude, car l'efficacité du *nudge* n'augmente ni ne diminue avec le temps (voir Figure 3.2). Post-traitement, c'est-à-dire sans envoyer de message aux participants du groupe traité, nous mettons en évidence qu'il n'existe pas de différence significative entre le groupe traité et le groupe de contrôle, y compris les jours où les alertes auraient pu être déclenchées, suggérant l'importance de signaler et aiguiller les consommateurs lors jours de pointe sur le réseau électrique.

Nous avons ensuite décomposé l'effet de ces *nudges* pour identifier le mécanisme comportemental pourrait expliquer ces effets. Dans cet optique, nous avons décomposé les effets en mobilisant un estimateur en triple différence (Olden et Møen, 2022), en intégrant dans la régression une variable indicatrice de consultation du site de *feedback* suite à l'alerte précédente. Dans les faits, les ménages consultent assez peu le site internet, et nous ne trouvons pas de preuve empirique de l'effet du *feedback* sur les consommations des ménages. Ces résultats suggèrent que le duo SMS d'alerte et engagement seraient l'explication de l'effet significatif du *nudge* sur les comportements de consommation.

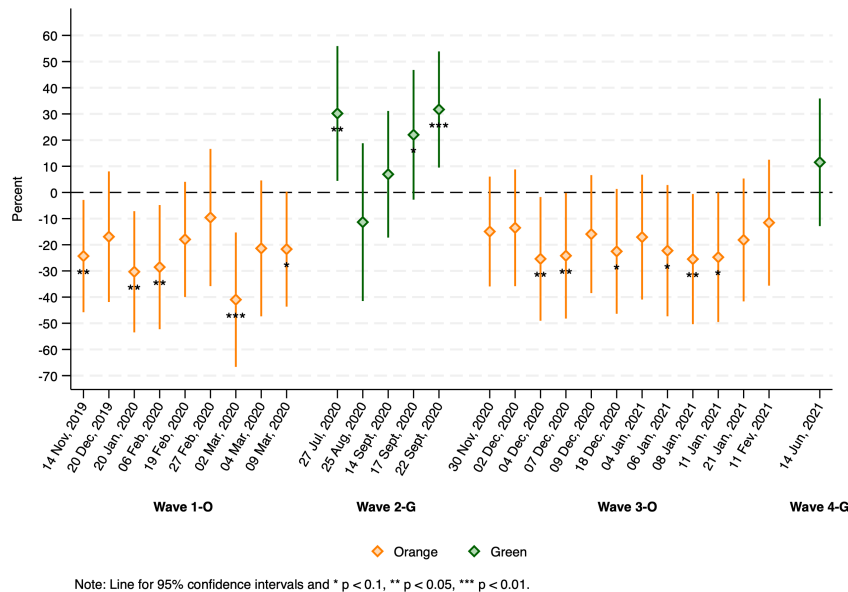


FIGURE 3.2 – Effet des alertes sur les consommations d'électricité des ménages

Nos résultats indiquent qu'une politique publique basée sur un système relativement personnalisé peut compléter les schémas existants pour induire une flexibilité de la demande. Notre intervention semble être efficace à faible coût pour les décideurs politiques souhaitant mettre en place des programmes de *demand response*. Nos résultats indiquent que le *nudge* conçu a déplacé la consommation à la fois vers le bas et vers le haut en fonction des besoins du réseau au cours des deux années de l'étude. Notre intervention a eu un effet persistant sur la période de l'expérience et continue d'être positive d'une vague à l'autre avec une taille d'effet significative. Enfin, il ne semble pas que le *feedback* ait d'influence sur le comportement des consommateurs lors des pics. Ces différents résultats vont dans le sens de la mise en place d'un système d'information ponctuel et non monétaire pour influencer des comportements de consommation.

Financement et valorisation Cette recherche fait l'objet d'article accepté pour publication dans *Energy Journal* en juillet 2024, cette version avant editing est présentée page 78 de ce mémoire (version précédente working paper GAEL (Fadhuile *et al.*, 2023)). Elle a été présentée en séminaire invités et conférence : séminaire INRAE-PSAE, du séminaire CEE-M, du séminaire GAEL, IAEE 2021, CEA YSPOT 2021, ASFEE 2022, FAERE 2023 et JRSS 2023. Cette recherche a bénéficié des interactions du Programme transversal Eco-SESA financé par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR) dans le cadre des Investissements d'avenir (ANR-15-IDEX-02), "Cross Disciplinary Project" ECO-SESA2017-2021, et la Région Auvergne Rhône-Alpes dans le cadre du programme "Pack Ambition Recherche 2017 - Projet Expesigno" (17 01110301) et de l'ANR LearningHome (ANR-21-CE22-0017).

3.1.2. Comportement des usagers d'un bâtiment tertiaire

Pour augmenter la part des énergies renouvelables intermittentes dans le mix de production, les occupants des bâtiments peuvent être appelés à diminuer, anticiper ou reporter leur consommation en fonction de l'équilibre du réseau. Dans Llerena *et al.* (2023), l'expérimentation s'est réalisée dans un bâtiment tertiaire. Cet article présente une expérience de terrain à petite échelle visant à introduire la réponse de la demande sur le lieu de travail dans un bâtiment partiellement contrôlé automatiquement. Ma contribution dans ce travail est très réduite, elle a consisté à analyser en amont de l'expérimentation les consom-

mations du bâtiment tertiaire qui est le terrain de l'étude. Dans cette recherche, l'impact des signaux de délestage assortis d'incitations sur la consommation d'énergie des travailleurs du secteur tertiaire par deux systèmes d'incitation sont testés : (a) un concours honorifique et (b) un tournoi monétaire. Les résultats montrent une réduction de la demande d'électricité des travailleurs pendant les périodes de délestage lorsque les incitations sont basées sur un concours. En revanche, le tournoi monétaire, où les travailleurs peuvent gagner de l'argent en fonction de leur comportement, semble n'avoir aucun impact. Les résultats suggèrent également que peu de travailleurs peuvent être responsables d'une grande partie de la consommation d'énergie lorsque le bâtiment est partiellement contrôlé automatiquement.

Financement et valorisation L'expérimentation dans le bâtiment tertiaire fait l'objet d'une publication en 2023 (Llerena *et al.*, 2023). Cette recherche a bénéficié des interactions du CDP Eco-SESA (ANR-15-IDEX-02).

3.1.3. Perspectives à court et moyen terme

Dans le cadre de l'OTE et du PEPR FlexTASE, un des objectif est de répliquer à grande échelle l'expérimentation du papier "*Intrinsic Motivation to Promote the Development of Renewable Energy : A Field Experiment from Household Demand*" (Fadhuile *et al.*, 2023). Nos résultats empiriques suggèrent des perspectives encourageantes quant à l'impact d'une information ponctuelle sur les pics de consommation, couplée à des "conseils", prenant la forme d'un engagement à réaliser des actions lors des pics. Notre protocole expérimental incluait des ménages disposant d'une tarification unique : dans quelle mesure nos résultats sont-ils valides pour les consommateurs disposant d'une tarification différenciée (heure pleine/ heure creuse) ? La réplification du papier de 2024 en intégrant ces nouveaux enjeux est en cours et prendra forme dans le projet *FlexTASE*, un plan d'analyse préliminaire dans cet optique a été déposé, il est en cours de réécriture¹⁷. La crise énergétique de l'hiver 2023 a soulevé de nombreuses questions notamment sur la gestion du réseau. Face aux risques de coupure, le gestionnaire du réseau (Réseau de Transport d'Électricité (RTE)) informe désormais les consommateurs sur les pic et les jours de production décarbonée par le biais du dispositif *écowatt*. Cette plateforme informant d'éco-gestes devait initialement intégrer les

17. 2023. **Plan d'analyse préliminaire.** Fadhuile, A., D. Llerena, B. Roussillon, F. Wurtz, 2023. "Measuring Indirect of Flexibility." AEA RCT Registry. January 23. <https://doi.org/10.1257/rct.10769-1.0>

signaux “rouges” liés aux risques de coupure de l’hiver 2023, s’ils se produisaient. L’objectif initial était de mesurer l’impact de ces alertes rouges sur les comportements de consommation des ménages. Cela dit, l’hiver 2023 n’a pas connu de situation aussi critique, donc cette analyse n’a pas pu être réalisée. Nous envisageons d’introduire la différenciation tarifaire dans le design expérimental. Cela permettra d’estimer des élasticités prix tout en prenant en compte les substitutions possibles entre les périodes de consommation. Cela n’était pas possible dans le cadre du premier design car les prix payés étaient homogènes.

3.2. Informations et actions volontaires pour la réduction des pesticides

3.2.1. Apprentissage social

L’apprentissage social (“*social learning*”) et la diffusion des innovations par les pairs peuvent être des éléments clés de la transition agroécologique (Foster et Rosenzweig, 1995, 2010; Munshi, 2004; Mobius et Rosenblat, 2014) car ils contribuent à la généralisation des bonnes pratiques et améliorent l’efficacité des politiques publiques en augmentant le nombre d’agriculteurs touchés sans coût supplémentaire occasionnant un multiplicateur social (Sacerdote, 2001; Glaeser *et al.*, 2003)¹⁸. Plusieurs travaux ont montré que l’assistance technique en soi peut être inefficace et hétérogène pour améliorer les pratiques agricoles, l’importance de l’apprentissage social a été soulignée dans divers contextes, y compris l’adoption de nouvelles technologies agricoles (Conley et Udry, 2010; Bandiera et Rasul, 2006; Foster et Rosenzweig, 1995, 2010; Di Falco *et al.*, 2020; Angrist, 2014). En particulier, les premiers utilisateurs sont susceptibles d’accroître l’information disponible pour les autres membres du réseau par le biais d’externalités d’apprentissage (Besley et Case, 1993; Conley et Udry, 2010). Nous complétons la littérature en proposant une évaluation de l’efficacité d’un programme d’assistance technique mis en œuvre en France, qui s’appuie sur des réseaux de pairs assistés d’un ingénieur pour expérimenter, échanger et diffuser des informations sur les méthodes durables de protection des cultures¹⁹.

18. La littérature est foisonnante en économie du travail où les travaux tirent parti des expériences naturelles principalement dans le domaine de l’éducation (voir Sacerdote (2014) ou Angrist (2014) pour une revue des enjeux et travaux réalisés).

19. Les connaissances produites par ces réseaux sont diffusées sur le site <https://ecophytopic.fr>.

Une des actions phares du programme Ecophyto a été de fournir cette assistance technique au sein d'un réseau d'agriculteurs, grâce au réseau [DEPHY](#). Mis en œuvre en France au cours des années 2010, le réseau a été conçu pour former les agriculteurs aux pratiques économes en pesticides et encourager la diffusion des connaissances au-delà du périmètre des exploitations inscrites. Nous évaluons les effets directs et indirects de ce réseau sur la réduction des pesticides. La stratégie idéale consisterait à observer les caractéristiques de tous les agriculteurs, appartenant au réseau DEPHY ou non, avant, pendant et après la mise en place du dispositif. Cela dit, les données qui permettent d'observer l'ensemble des caractéristiques des agriculteurs, incluant les utilisations de pesticides ainsi que les cahiers des charges des agriculteurs, sont des coupes transversales répétées et ne permettent pas de suivre un agriculteur à travers le temps. Face à ce constat, et dans l'alignement de [Deaton \(1985\)](#), nous avons construit plusieurs pseudo-panels afin de mesurer l'impact de ce dispositif sur les [IFT](#). Nous nous intéressons à la définition du réseau au sens strict, c'est-à-dire la part des agriculteurs qui se sont engagés volontairement dans le réseau des fermes DEPHY (noté T1), et à la part des agriculteurs qui ont participé à des visites de fermes DEPHY (noté T2).

Nous avons construit trois pseudo-panels à partir de plusieurs millésimes d'enquêtes représentatives des pratiques agricoles (Pratiques culturelles, via le [CASD](#)). En pratique, nous utilisons un échantillon d'environ 20 000 parcelles par an (inscrites ou non au programme) enquêtées au moins une fois en 2006, 2011, 2014, 2017 et 2021. Les parcelles sont représentatives de l'assolement national en termes de culture, ce qui fait qu'il n'est pas possible d'observer les mêmes parcelles agricoles d'une année à l'autre. Notre stratégie d'identification consiste à construire les pseudo-panel en combinant : la dimension géographique, la culture emblavée et la taille de l'exploitation, voir [Table 3.1](#). Les trois pseudo-panels se différencient par le nombre de cohortes ainsi que par le nombre d'observations de chaque cohorte, cette construction permet d'arbitrer entre biais et variance tout en confirmant la validité de nos résultats d'estimation. Nous avons considéré trois périodes de développement du réseau :

- une période "*pre-program*", correspondant aux années 2006 et 2011, le plan Ecophyto est en train de se mettre en place, il n'existe pas de réseau DEPHY ;
- une période "*early stage*", correspondant à l'année 2014 où le réseau DEPHY est en train de se mettre en place ;

- une période “*ongoing*”, correspondant aux années 2017 et 2021, rythme de croisière du déploiement du dispositif DEPHY.

TABLE 3.1 – Critères de construction des pseudo-panels

	Pseudo-panel A	Pseudo-panel B	Pseudo-panel C
Taille de l'exploitation	2 groupes : seuil à 150ha	3 groupes : seuils à 75ha et 150ha	2 groupes : seuil à 150ha
Espèces^a	6 groupes	6 groupes	11 espèces
Régions pédoclimatiques^b	6 groupes	6 groupes	6 groupes
Nombre de parcelles^c	96 637	96 637	96 515
Nombre d'observations (NT)^c	300	450	488

Notes :

^a Les groupes de cultures imbriquent les cultures, qui sont détaillés : (i) céréales : blé tendre, blé dur, orge, triticale ; (ii) cultures industrielles : colza, tournesol, betterave sucrière ; (iii) maïs grain ; (iv) maïs fourrager ; (v) protéagineux ; (vi) pommes de terre.

^b Les régions pédoclimatiques sont définies en suivant la nomenclature du ministère en charge de l'agriculture.

^c Le “nombre de parcelles” indique, pour les 5 années, le nombre de parcelles observées dans les données individuelles. Nous supprimons les cohortes qui ne sont pas observées pendant trois années consécutives avec au moins une année de pré-traitement et une année de post-traitement. Le “nombre d'observations” indique le nombre total de cohortes multiplié par le nombre d'années (NT) dans chaque pseudo-panneau.

Nous avons estimé un modèle à effet fixe individuel et temporel avec les trois pseudo-panel²⁰. Nous décomposons les effets selon les années et les espèces emblavées. Compte tenu de l'apparition du réseau lors de la période d'analyse, il est rassurant de ne pas trouver d'impact significatif de T1 et T2 en 2014, ce qui s'explique par la mise en place du réseau dans le cadre d'Ecophyto. Nos résultats mettent en évidence des impacts positifs de ce dispositif en 2017 et dans une moindre mesure en 2021, voir Figure 3.3. Nous expliquons ce résultat par la réduction du nombre de fermes DEPHY entre 2017 et 2021 avec un recul de 3000 à 2000 bénéficiaires.

Les résultats mettent en évidence un effet significatif de T2 sur la réduction des IFT pendant la période de déploiement du dispositif, à partir du moment où le taux de fermes DEPHY dans les cohortes est proche de 1.5% (voir Figure 3.4), avec des intervalles de confiance se chevauchant pour les niveaux de T1 supérieurs. Autrement dit, le doublement de la part des exploitations inscrites au sein des cohortes réduirait l'utilisation des pesticides de 7% à 10% en moyenne. Ces résultats suggèrent que les programmes de formation agricole avec une composante de partage entre pairs sont susceptibles de générer des

20. Afin de vérifier la robustesse de nos résultats, nous avons réalisé les estimations sur un échantillon excluant les petites cohortes, confirmant nos tendances. Par ailleurs, pour s'assurer que la sur-représentation des taux T1 et T2 nuls, notamment avant la mise en place du dispositif, nous avons également utilisé une régression de Poisson suggérées par [Chen et Roth \(2024\)](#) confirmant nos résultats.

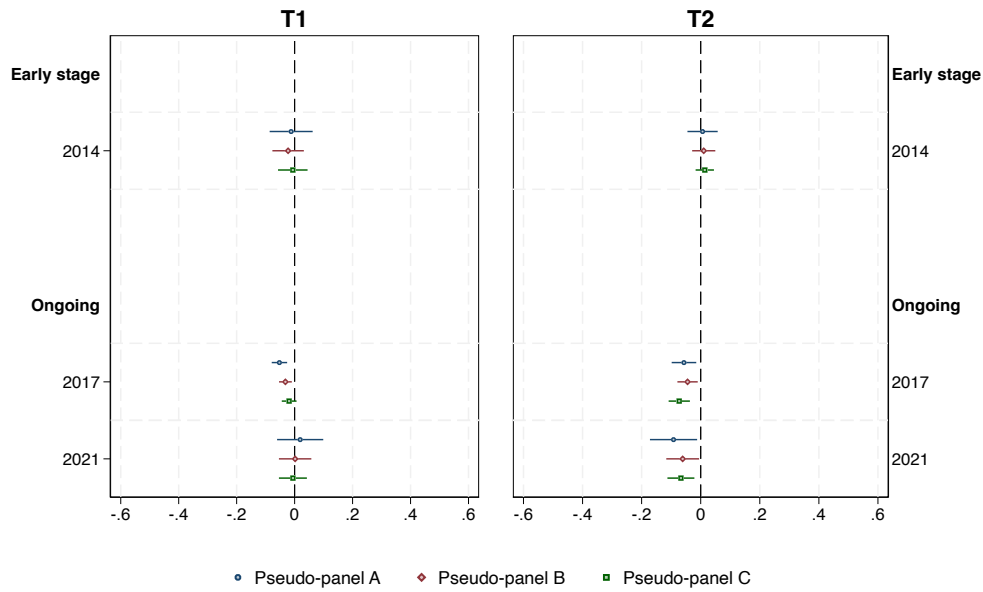


FIGURE 3.3 – Résultats généraux de l'évaluation de l'impact de DEPHY sur la réduction des pesticides par période de développement.

Note : T1 indique la part des fermes du réseau DEPHY et T2 illustre la part des visites de fermes.

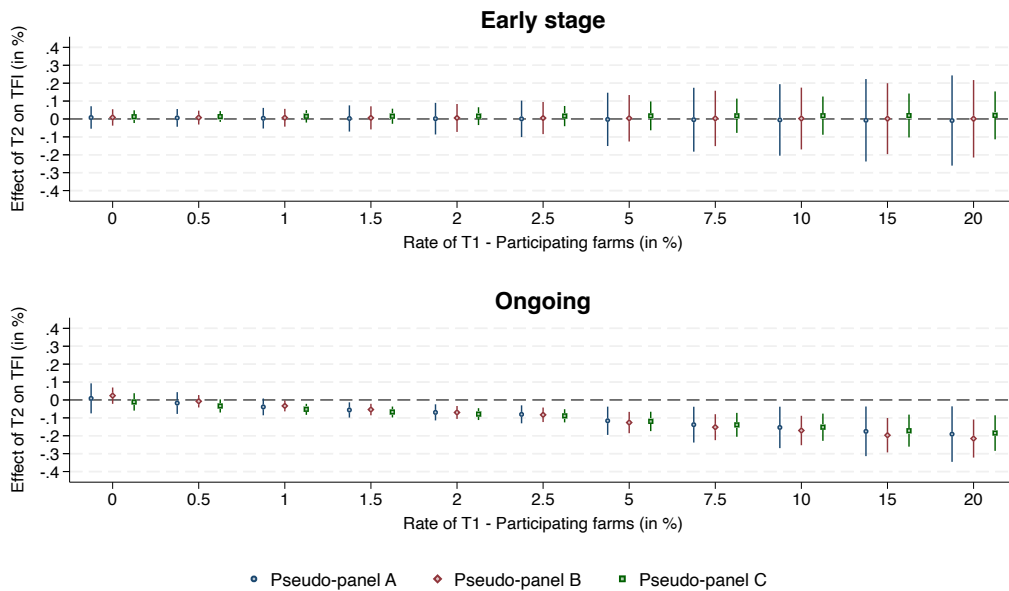


FIGURE 3.4 – Effets de T2 sur les réductions des IFT selon le niveau de T2 et la période de développement.

Note : T1 indique la part des fermes du réseau DEPHY et T2 illustre la part des visites de fermes.

effets d'entraînement et d'augmenter l'adoption de nouvelles pratiques à un coût inférieur à celui des programmes traditionnels.

Financement et valorisation Cette recherche est réalisée en collaboration avec R. Deperrois (Doctorante GAEL et CEE-M) et J. Subervie (INRAE, CEE-M). Cette recherche s'inscrit dans la thèse de R. Deperrois et constitue son premier chapitre de thèse. Cette recherche fait l'objet d'un document de travail CEE-M et GAEL, la version soumise du papier est présentée dans les annexes, voir page 159. Cette recherche a bénéficié des interactions du projet FAST financé par l'ANR FAST (20-PCPA-0005) et du financement de la thèse de Rose Deperrois via une demi bourse de thèse IRGA Resagri via le Programme Investissements d'avenir (ANR-15-IDEX-02) et une demi bourse de thèse INRAE.

3.2.2. Alternatives à l'utilisation des pesticides (en cours)

Dans le cadre du projet FAST, nous avons construit en partenariat avec la [Direction de l'Appui aux Politiques Publiques \(DAPP\)](#) d'INRAE une expérimentation sociale sur la thématique des [CEPP](#)²¹. Troisième pilier du plan Ecophyto II, le mécanisme des [CEPP](#) a pour vocation de stimuler l'adoption d'alternatives en obligeant les distributeurs à compenser les ventes de pesticides par la promotion d'alternatives auprès de leurs clients. Le nombre de certificats que chaque distributeur doit obtenir annuellement est déterminé par le volume de vente de chaque produit pondéré par leurs niveaux de toxicité des substances actives vendues.

Notre intervention consiste à tester une information via trois leviers, susceptibles d'inciter les distributeurs de pesticides à promouvoir des alternatives à l'utilisation des pesticides : (i) les coûts de mise en œuvre de cette action sont en réalité faibles, (ii) les effets bénéfiques pour l'environnement de la diversification des cultures sont prouvés ; (iii) de nombreux autres détaillants ont déjà entrepris cette action CEPP. Afin de mesurer l'impact de cette intervention, nous avons convié les obligés du dispositif à participer, via la cellule [CEPP](#) d'INRAE, à un [RCT](#) prenant la forme de deux webinaires. Parmi les obligés, 137 volontaires issus de la Fédération du Négoce Agricole –FNA– et la Coopération Agricole, représentés par leur référent CEPP, ont participé au premier webinaire de janvier 2024. Ces derniers ont été randomisés en deux groupes (un groupe de contrôle et un groupe traité) stratifiés selon leurs caractéristiques (FNA/coopération agricole) et leur niveau d'obligation [CEPP](#). Le second webinaire, avec 97 volontaires présents, s'est déroulé en deux phases.

21. voir https://alim.agriculture.gouv.fr/cepp/content/ap_dispositif

Pendant la première phase tous les participants ont assisté à un webinaire animé par la responsable de la cellule CEPP. Pendant cette présentation ils ont tous bénéficié d'un bilan de leurs réponses à la session de janvier (voir Figure 3.5). Nous leur avons indiqué que les valeurs représentaient un effet moyen avec un signe négatif pour les efforts et positif pour les incitations, ce qui était conforme à aux intuitions initiales. Ensuite, les participants ont été répartis dans les deux groupes de traitement. Le traitement consiste à présenter et promouvoir une fiche CEPP relative à la diversification des cultures²² en insistant sur les leviers économiques de notre intervention, puis les participants répondaient de nouveau à un questionnaire. Le groupe contrôle répond au questionnaire puis assiste à la présentation des leviers pour promouvoir la fiche sur la diversification.

Afin de révéler les préférences des distributeurs, à chaque webinaire, chaque distributeur a participé à un *expérience de choix discret (Discrete Choice Experiment) (DCE)* composé de 12 cartes, obtenues par un design *d-efficent* et identique entre les deux sessions. Les *priors* du DCE ont été obtenus sur la base d'une session pilote réalisée en mai 2023. Les attributs et niveaux des attributs de l'expérience de choix sont présentés dans la Table 3.2. Ces attributs vise à synthétiser plusieurs familles d'attributs présents dans les CEPP actuels. Tous les participants ayant assisté et complété les questionnaires des deux webinaires ont bénéficié d'une attestation de participation valant 5% de leur obligation CEPP de 2024.

A l'issue du premier webinaire (voir Figure 3.5), les résultats suggéraient que les distributeurs valorisent positivement les incitations proposées et évaluent négativement les efforts demandés. En moyenne, les distributeurs associent les actions proposées à des efforts de grandeurs comparables, sauf pour certaines actions comme l'utilisation d'outils d'aide à la décision ou le conseil. Enfin, les distributeurs sont généralement sensibles aux contreparties, quelle que soit leur nature. Ils n'ont par ailleurs pas de préférence marquée pour un agrément RSE qui viendrait s'ajouter à une labellisation. Pour identifier l'impact de l'intervention, nous estimons un modèle Logit à coefficient aléatoire en intégrant une interaction sur la diversification.

22. Source : Ecophytopic. Cette fiche vise à "Réduire l'usage des produits phytopharmaceutiques par la diversification des cultures dans les systèmes de production annuelle". [Lien](#)

TABLE 3.2 – Attributs et niveaux des attributs de l'expérience de choix

	Niveau 0	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3
Attribut 1 (Fixe) Ventes de produits de biocontrôle	Je m'engage à augmenter de 20% par an les quantités vendues de produits de biocontrôle (en vol.)			
Attribut 2 Collecte & Agroéquipement	Aucune action particulière	Je m'engage à trouver un prestataire de matériel de désherbage mécanique pour les agriculteurs (au moins 40 factures par an)	Je m'engage à récupérer au moins 4 factures de matériel éligible CEPP par an lors de journées de démonstration	Je m'engage à collecter une nouvelle culture mineure (au moins 4% de mon volume annuel)
Attribut 3 Aide à la décision	Aucune action particulière	Je m'engage à trouver un prestataire de cartographie adventice ou maladie (au moins 40 factures par an)	Je m'engage à augmenter le nombre d'abonnements éligibles CEPP des agriculteurs à un Outil d'Aide à la Décision (au moins 5% de plus par an)	Je m'engage à trouver un prestataire de conseil pour les agriculteurs (au moins 4 factures par an)
Attribut 4 Valorisation monétaire de mon effort (j'estime le montant qui compenserait le coût associé à la mise en œuvre de mes actions, augmentation marge par ex.)	10€/par an pour chaque ha concerné par mes actions	20€/par an pour chaque ha concerné par mes actions	30€/par an pour chaque ha concerné par mes actions	
Attribut 5 Reconnaissance de mon effort par les citoyens (je choisis le type de reconnaissance qui valoriserait le mieux mes actions)	Aucune reconnaissance particulière	Je suis labellisé « Distributeur pour la transition agroécologique » (affichage façade du label)	Je suis labellisé « Distributeur pour la transition agroécologique agréé RSE » (affichage façade du label + logo RSE)	

La présence à la deuxième session s'est trouvée amputée d'une partie des participants, il en résulte qu'il existe une différence significative dans la composition des deux groupes. Cela dit, nos résultats préliminaires suggèrent que l'effort des distributeurs concernant l'action de diversification, promue par l'intervention, est moins élevé voir nul post-intervention. Compte tenu de l'attrition entre les deux sessions, nous envisageons de répliquer l'analyse pour augmenter la puissance statistique.

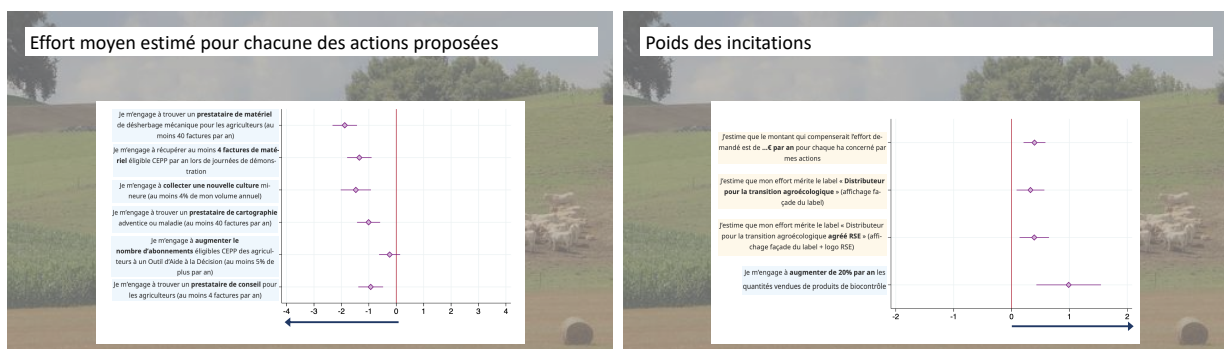


FIGURE 3.5 – Résultats de l'estimation d'un modèle Logit à coefficients aléatoires présenté aux participants du second webinaire

Note : Résultats de l'estimation d'un Modèle Logit à coefficients aléatoires du premier webinaire, N=135 (deux réponses incomplètes ont été supprimées).

Financement et valorisation Cette recherche est réalisée en collaboration avec N. Gallo (Doctorante GAEL et CEE-M), J. Subervie (INRAE, CEE-M) et M. Blanck (INRAE, Cellule animation CEPP). Cette recherche s'inscrit dans la thèse de N. Gallo et constitue son premier chapitre de thèse. La thèse bénéficie d'un financement Ecophyto et région Occitanie. Cette recherche bénéficie des financements du projet FAST (20-PCPA-0005). Le plan d'analyse a été déposé (<https://doi.org/10.1257/rct.12969-1.0>), les analyses sont en cours.

4. Projets à moyen et long terme

Mon projet de recherche se compose de trois thématiques qui s’inscrivent dans l’alignement de mes recherches précédentes. A moyen terme, une première thématique consiste à évaluer l’impact de politiques publiques déjà mises en place en mobilisant des données de ventes et d’achats de pesticides. Il s’agira d’évaluer l’effet de la taxation des pesticides sur les quantités utilisées en France. La deuxième et la troisième thématique s’intéressent aux interactions sociales et au rôle des réseaux pour occasionner des changements de pratiques et/ou l’adoption d’innovations, qu’elles soient organisationnelles ou technologiques. Afin d’analyser cela, j’envisage de me positionner à deux niveaux de granularité. La deuxième thématique considère le rôle de l’information diffusée au sein d’un groupe d’agriculteurs sur l’adoption de pratiques agroécologiques. Comme dans le cas des résultats présentés dans la section 3.2.1, ce dispositif devrait favoriser l’apprentissage social et la transition agroécologique, il sera évalué dans le cadre d’un RCT. Ma troisième et dernière thématique vise à analyser la diffusion de l’information par les réseaux sociaux comme un levier complémentaire d’action publique et d’apprentissage dans un contexte où l’information est beaucoup plus diffuse.

4.1. Efficacité ex-post des instruments économiques

De nombreux instruments économiques régulent la mise sur le marché et l’utilisation des pesticides, ces instruments visent à assurer la bonne utilisation des pesticides et la réduction des risques liés à leur utilisation tant pour le consommateur que pour les utilisateurs. Les travaux académiques ayant mesuré les élasticités prix des pesticides convergent pour conclure que la demande est inélastique aux prix (Falconer et Hodge, 2000; Böcker et Finger, 2017b). De fait, une taxe sur les pesticides devrait avoir assez peu d’impact sur les quantités de produits utilisées. Cela dit, en application du principe de pollueur-payeur, certains pays européens, comme la France, ont opté pour une “taxe pesticides”. Sa mise en application varie d’un pays à l’autre (Skevas *et al.*, 2013). Par exemple, elle est payée par les agriculteurs sur le volume de substances actives pour la Suède, sur cinq substances actives pour la Belgique, ou sur les niveaux de toxicité des produits pour le Danemark. Dans ce dernier, la taxe a été mise en place en 2013, ce qui permet à Nielsen *et al.* (2023) d’en ana-

lyser l'impact à partir de données de panel. Ils trouvent que la taxe a réduit le risque, via une baisse de la toxicité des produits, et augmenté les quantités de pesticides utilisées. Selon eux, ces résultats suggèrent que les agriculteurs ont changé leurs pratiques en remplaçant les produits les plus toxiques par des produits moins toxiques mais utilisés à des doses plus élevées. Leur approche consiste à mesurer l'impact de l'existence d'une taxe sur les produits, sans prendre le niveau de taxe ni les substitutions possibles pour les agriculteurs, ni le rôle des acteurs des filières.

Prévue à l'issue du Grenelle de l'environnement, la France a instauré dans la loi de finances de 2011 la [Redevance Pollution Diffuse \(RPD\)](#), qui remplace la [Taxe générale sur les activités polluantes \(TGAP\)](#). Cette taxe sur les pesticides a pour vocation d'internaliser la pollution diffuse occasionnée par l'utilisation des pesticides. Les revenus de la [RPD](#) sont perçus par l'agence de l'eau et financent une partie du plan Ecophyto. La [RPD](#) est payée par les distributeurs de pesticides sur la base de leurs volumes de vente et du niveau de toxicité des substances actives vendues. Il existe donc en France un taux de taxe différencié selon les niveaux de toxicité. Cette redevance est donc plus élevée pour les substances les plus toxiques, donc il n'existe pas de substance toxique non taxés, ce qui rend délicat l'exploitation d'une situation contrefactuelle. Afin d'évaluer l'impact de cette taxe, l'objectif est d'exploiter trois sources de variations exogènes. D'une part, la liste des substances actives soumises à la taxe est mise à jour par le biais d'une réévaluation annuelle de leurs niveaux de toxicité par la Commission Européenne²³. D'autre part, les taux de taxe et la classification des niveaux de toxicité ont été modifié en 2019, si bien que pour les produits les plus toxiques le niveau de taxe est passé de 5.1€/kg de substance active à 9€/kg. Enfin, initialement réalisé par le ministère de l'agriculture, le processus d'homologation des produits a été confié à l'[ANSES](#) en 2015. Cela dit, le ministère en charge de l'agriculture a conservé une partie dérogatoire, qui délivre des dérogations d'usage de 120 jours pour répondre à des contraintes de pression phytosanitaire très conjoncturelles. A titre d'exemple, près de 130 produits avaient des dérogations en 2022.

Les données mobilisées seront issues de la [Banque Nationale des Ventes distributeurs](#)

23. Le processus d'homologation des pesticides en Europe se réalise en deux étapes. Dans un premier temps, les substances actives sont homologuées par la Commission Européenne pour une période de 10 ans. En parallèle, cette dernière met à jour annuellement la liste des substances les plus toxiques. Dans un second temps, les États membres homologuent les produits, contenant les substances actives autorisées en leur attribuant notamment un nombre d'usages, des doses d'application et des restrictions d'applications.

(BNV-d) collectées dans le cadre du plan Ecophyto. Les données individuelles sont collectées depuis 2013 auprès des distributeurs de pesticides et inventorient toutes les substances actives et les produits vendus et achetés en France. Cette recherche pourra s’inspirer des travaux en économie de la consommation qui ont analysé la transmission de la taxe soda sur le marché des boissons (Capacci *et al.*, 2019; Berardi *et al.*, 2016). Néanmoins, une différence importante réside dans le fait que nous n’observons pas les prix des pesticides, mais seulement les variations des niveaux de taxe par substance active ainsi que les distributeurs qui les commercialisent. En exploitant les variations du niveau de taxe en 2019 et le rôle des distributeurs, l’objectif est de proposer une évaluation *ex-post* des effets de la taxe sur les quantités de pesticides. A plus long terme, une évaluation *in-itinere* des effets de la RPD pourrait être réalisée.

4.2. Diffusion des connaissances en agriculture

Dans le prolongement de l’évaluation du dispositif DEPHY (section 3.2.1), un de mes axes de recherche se s’intéresse à l’influence de l’apprentissage social (*social learning*), via les réseaux de pairs, pour infléchir les décisions économiques. L’influence des pairs peut créer des effets multiplicateurs, dans la mesure où un investissement initial ciblant un petit groupe peut entraîner des changements plus importants, car les personnes proches du groupe cible sont directement influencées par ses actions. En matière de transition agroécologique, une question centrale est celle de l’apprentissage des technologies agricoles vertes. L’adoption d’une nouvelle pratiques agricoles nécessite parfois une assistance technique spécifique, qui ne peut pas être facilement fournie à tous les agriculteurs éligibles en raison des coûts élevés qu’elle entraînerait (Beaman *et al.*, 2021; BenYishay et Mobarak, 2019; Banerjee *et al.*, 2024). Dans ce contexte, l’apprentissage social peut jouer un rôle crucial dans la diffusion de nouvelles pratiques. Les programmes de soutien qui cherchent à promouvoir les nouvelles technologies pourraient être améliorés en tirant parti du poids potentiellement considérable de ce que l’on appelle les effets de pairs (Manski, 1993; Bramoullé *et al.*, 2020; Angrist, 2014) ou les interactions sociales (Manski, 2013). Au sein d’un même groupe, les individus peuvent bénéficier d’un effet multiplicateur par l’apprentissage des actions de leurs pairs. En effet, l’influence et les interactions sociales peuvent être un levier pour promouvoir les nouvelles technologies (p. 977) (BenYishay et Mobarak, 2019). Cependant, il existe de nombreuses

raisons pour lesquelles l'apprentissage social pourrait ne pas se produire en fin de compte ; et il est souvent difficile de l'identifier et de le mesurer avec précision. La littérature fournit plusieurs exemples de diffusion des innovations agricoles à travers les réseaux sociaux et/ou les effets de pairs dans les pays en développement (Conley et Udry, 2010; Bandiera et Rasul, 2006; Foster et Rosenzweig, 1995), mais ce dispositif est assez peu analysé dans les pays développés.

Nous allons étudier l'impact de la diffusion de connaissances qui informe un certain nombre d'agriculteurs volontaires à de nouvelles pratiques agricoles, dans le but de transformer indirectement celles des membres de leur réseau – un réseau d'agriculteurs un *cluster*. Pour répondre à cette question, nous mettons en place une expérience qui prend la forme d'un RCT auprès d'agriculteurs volontaires. Basé sur le recrutement et le recensement Agricole de 2020 (via le CASD), les participants vont être randomisés en trois groupes de traitements, puis ils seront assignés aléatoirement à des *clusters* de 10 personnes. Cette randomisation des participants permet d'éviter le problème d'auto-sélection lors de l'observation des effets de pairs, et de contrôler l'effet endogène (*reflection problem*) soulevé par Manski (1993). Un seul agriculteur par *cluster* reçoit directement les informations, servant de point d'injection du groupe. Le traitement varie en fonction du profil du point d'injection désigné, qui est soit choisi de manière aléatoire parmi les pionniers adoptant des pratiques agroécologiques (traitement A), soit parmi les pairs ordinaires (traitement B). Dans le groupe de contrôle (traitement C) les agriculteurs assignés sont également placés dans des groupes de pairs et ils reçoivent toutes les informations spécifiques sur les pratiques innovantes sans passer par un intermédiaire. Autrement dit, le groupe C aurait l'intégralité des informations diffusées comme dans les travaux d'Islam *et al.* (2024); Sadish *et al.* (2021); Siddique *et al.* (2024).

Notre objectif est d'analyser l'acquisition de connaissances par les agriculteurs en matière d'agroécologie et comment celles-ci peuvent être améliorées par l'injection de contenu informatif à l'aide d'une plateforme numérique. En outre, nous allons mesurer le partage d'informations entre pairs et tester l'hypothèse selon laquelle la réception d'informations de seconde main peut améliorer, ou non, le niveau de connaissances.

L'un des principaux avantages de ce protocole est qu'il permet de tester l'hypothèse selon laquelle les pionniers obtiennent de meilleurs résultats que leurs pairs ordinaires, qu'il

s’agisse d’améliorer leurs propres connaissances ou de transmettre à leurs pairs des connaissances nouvellement acquises. En nous concentrant sur les pairs ordinaires qui reçoivent des informations de seconde main nous pouvons vérifier s’ils acquièrent plus de connaissances lorsqu’ils reçoivent des informations de seconde main. Si c’est le cas, nous pouvons alors identifier quels sont les individus qui tirent cet impact : soit les “pionniers”, qui sont déjà familiarisés avec les pratiques innovantes, soit les “pairs ordinaires” ; soit les “points d’injection”, qui reçoivent l’information directement, soit les destinataires indirects ou directs de l’information. Grâce aux pairs ordinaires qui reçoivent l’information de seconde main, qui sont les agriculteurs les plus représentés et donc la cible des programmes publics dans le monde réel, nous pouvons mesurer s’ils acquièrent plus de connaissances lorsque l’information provient d’un pionnier plutôt que d’un autre pair ordinaire. Le choix de la randomisation est un élément important du design expérimental puisqu’il permettra de mesurer l’impact de la diffusion d’information au sein des clusters et entre les clusters (De Chaisemartin et Ramirez-Cuellar, 2024; Athey et Imbens, 2017).

Après une phase de test durant l’été 2024, l’expérimentation devrait commencer à l’automne 2024 pour 18 mois. La collecte de données et l’observation des comportements des agriculteurs s’étendra de décembre 2024 à 2026. Tout au long de l’expérience, les agriculteurs reçoivent un contenu informatif pendant 18 mois par le biais d’une plateforme numérique. Nous allons observer les flux de consultation de la plateforme afin de mesurer la diffusion de l’information au sein des *clusters* pour les groupes A et B. Elle sera ponctuée de quatre questionnaires de compréhension et de suivi des comportements. Cela nous permettra de mesurer l’impact de la nature du point d’injection sur la diffusion des connaissances entre les agriculteurs.

Financement et valorisation Cette recherche s’inscrit dans le cadre du projet FAST en collaboration avec R. Deperrois (Doctorante GAEL et CEE-M), J. Subervie (INRAE, CEE-M), S. Thoyer (INRAE, CEE-M). Cette recherche fera l’objet d’un chapitre de la thèse de R. Deperrois (financement INRAE et IDEX UGA). Le plan d’analyse est en cours de finalisation (<https://doi.org/10.1257/rct.11129-1.0>). Cette recherche est intégralement financée par l’ANR FAST (20-PCPA-0005).

4.3. Impact des réseaux sociaux

Les recherches que j'ai présentées en amont illustrent que les contraintes liées à l'information constituent des obstacles importants à la prise de décision. L'échange d'informations peut avoir un impact économique dans de nombreux domaines, notamment la politique, la santé, l'éducation, la productivité agricole et plus récemment sur le revenu des agriculteurs. Cependant, l'auto-sélection dans les réseaux en ligne rend difficile l'identification des effets causaux de l'échange d'informations en ligne et leur efficacité. Les économistes se sont récemment intéressés à la manière dont les médias sociaux affectent les attitudes politiques, la désinformation et la santé mentale, plus récemment sur les campagnes d'information pour encourager la vaccination (Carney, 2022; Allcott *et al.*, 2022; Braghieri *et al.*, 2022; Alatas *et al.*, 2024). Appliqués à la diffusion de la connaissance et à l'adoption d'innovations par le biais des réseaux sociaux, cela n'a pas été abordé sur un sujet clé de la transition écologique. La littérature antérieure en économie agricole et sur les pays en développement montre que le processus décisionnel des agriculteurs et l'adoption des technologies sont influencés par leurs pairs (Conley et Udry, 2010; Beaman *et al.*, 2021). Ces recherches ont mesuré les effets des pairs pour des individus appartenant à des réseaux géographiquement proches. Un nombre croissant d'études se sont également concentrées sur l'utilisation des téléphones mobiles dans l'agriculture, en particulier dans les pays en développement. Par exemple, certaines données montrent que la communication par téléphone mobile peut affecter la dispersion des prix du marché et les croyances en l'efficacité personnelle des agriculteurs. Une étude récente, Gupta *et al.* (2020) a révélé que les agriculteurs bénéficiant d'une meilleure couverture réseau étaient plus susceptibles d'adopter des semences de variétés à haut rendement, ce qui se traduit par une plus grande productivité. Les études estimant les effets causaux des médias sociaux sur la prise de décision des agriculteurs reste un domaine relativement peu étudié en économie.

Ce projet analysera la diffusion de l'information par les réseaux sociaux comme un levier complémentaire d'action publique et d'apprentissage. Les agriculteurs sont de plus en plus nombreux à être actifs sur les réseaux sociaux, ce vecteur de communication rapide et parfois viral est-il un moyen disruptif de favoriser l'adoption de pratiques innovantes? Ce projet examinera la faisabilité de l'analyse de la diffusion des messages par les réseaux sociaux en ciblant les messages liés aux innovations et aux alternatives à l'utilisation des

pesticides en agriculture. Un des axes visera à mesurer de l'influence, c'est-à-dire la capacité d'un message sur un réseau social (e.g. un "tweet") à générer des conversations et à influencer les opinions des autres utilisateurs. Autrement dit, il s'agit d'envisager le rôle des réseaux sociaux sur l'accélération ou le frein dans la prise de décision des agents économiques. Cette question s'accompagne de difficultés d'identification importants dans la mesure où la participation aux médias sociaux est endogène puisqu'elle est corrélée à d'autres facteurs qui affectent l'apprentissage et l'adoption de technologies par les agriculteurs (Sharma, 2023; Duflo *et al.*, 2023).

La première étape de cette recherche consistera à catégoriser les messages selon la nature de leur portée et de leur engagement. En effet, l'exploration fine des messages permet d'identifier les meilleurs contenus, mesurer l'efficacité des informations diffusées, et mesurer la vitesse de diffusion de l'information et la nature des différents "influenceurs" qui l'ont relayé. Cela passe par différents indicateurs illustrant soit la portée, le nombre de vues, le nombre de clics, et le nombre de partages, soit un indicateur plus global de l'engagement (cumul des précédents). Ce dernier nombre indique combien de fois les utilisateurs ont interagi avec le message initial, par exemple en le relayant, en y répondant ou en signalant qu'on l'apprécie. A titre d'exemple, avec plus de 6 millions d'engagements sur Twitter pour le mot clé "glyphosate", près de 75% des messages concernent des engagements "négatifs". Ces informations n'ont ni la même portée, ni la même vitesse de diffusion. Décomposer et comprendre selon l'émetteur et la nature du message quels sont les impacts de ce dernier, permettrait de saisir les freins et les leviers d'information pertinents pour encourager un comportement vertueux par le biais des réseaux sociaux.

La seconde étape s'intéressera à la structure du réseau en mobilisant la littérature en économétrie des réseaux (Bramoullé *et al.*, 2009, 2020) et de l'évaluation des politiques publiques (Blundell et Costa Dias, 2000; Heckman, 2001; Imbens et Wooldridge, 2009). En effet, la littérature, notamment Beaman *et al.* (2021), met en évidence plusieurs types de réseaux : les réseaux simples, où un individu est relayé tout en restant central, et les réseaux à contagion complexes. Dans ce dernier, l'individu n'est plus au centre du réseau mais est relayé par différents agents. Les informations circulent moins vite lorsque le réseau est complexe ralentissant les probabilités d'atteindre les acteurs clés. Modéliser avec précision ces différents types de réseaux permet d'identifier l'impact et la vitesse de diffusion de l'infor-

mation selon leur nature. A terme, l'objectif serait de conduire une étude de terrain dans la lignée de [Alatas et al. \(2024\)](#) qui construisent deux groupes traités à des dates différentes pour analyser l'impact du profil du communicant sur les niveaux de vaccination en Indonésie. Les résultats attendus permettront d'analyser l'impact de la diffusion de l'information sur l'adoption d'une innovation, ou d'un changement de pratique des agriculteurs.

Financement et valorisation Pour mener à bien ce projet, j'envisage dans un premier temps une phase exploratoire des données collectées, et observées sur les réseaux sociaux, cela passerait par deux stages recherche. Ce projet est à un stade préliminaire, une première demande de financement (Univ Grenoble Alpes, projet exploratoires-émergents) a été refusée. J'envisage de poursuivre mes démarches de recherche de financement.

5. Conclusion et perspectives de recherche

5.1. Conclusion

Mes recherches sont réalisées dans les champs de l'économie agricole et de l'économie de l'environnement, elles s'inscrivent dans le champ de la microéconométrie appliquée au sein du laboratoire GAEL. Elles ont pour objectif d'aider les économistes à mettre en place, évaluer ou tester les prédictions de la théorie économique en faisant le lien entre la théorie et les comportements individuels permettant de fait d'évaluer les leviers et l'efficacité de politiques publiques. D'une part, afin de mesurer l'efficacité d'un dispositif public d'incitation à un comportement durable, je mobilise des évaluations *ex-ante*. D'autre part, je mobilise des évaluations *ex-post* visant à expérimenter de nouveaux mécanismes d'information ou comportementaux afin de proposer de nouveaux leviers d'action pour la mise en place de politiques publiques.

Ce mémoire d'habilitation à diriger des recherches présente l'ensemble de mes travaux de recherche passés, en cours et à venir. J'ai présenté l'évolution de mes thématiques de recherche ainsi que les évolutions méthodologiques qui ont ponctué mon parcours. Mes travaux permettent d'apporter des réponses à des enjeux d'évaluation et des recommandations de politiques publiques dans des domaines bien précis : alimentation, réduction des pesticides, réduction des pics de consommation sur le réseau électrique. Initialement, j'ai mobilisé des instruments basés sur le marché, en agissant sur des variations des prix. Progressivement, j'ai introduit dans mes recherches des leviers comportementaux passant par la diffusion d'information et la participation à des actions volontaires. Dans ces recherches, je formule des éléments d'appréciation et de recommandation pour des politiques publiques. La mobilisation et la création de données originales me permet d'apporter des résultats complémentaires à ceux issus de données d'enquêtes. Mon projet s'inscrit dans le prolongement de mes recherches passées, en ajoutant une dimension expérimentation sociale qui permet de fait des éclairages nouveaux.

Aujourd’hui, je participe à des projets de recherche collaborative, au sein desquels je gère la ventilation des budgets pour soutenir l’enseignement par la recherche, notamment à travers le financement de stages, de thèses, ou de contrats à durée déterminée (IE, IR). Je suis impliquée dans le co-encadrement de deux thèses, pour lesquels des documents de travail et papiers sont en cours. L’habilitation à diriger des recherches me donnera la possibilité de diriger des recherches et transmettre mes compétences à des jeunes chercheurs.

5.2. Perspectives de recherche

5.2.1. Consommations durables

Demande alimentaire pour le [AB](#) et les produits mentionnant le ‘sans pesticides’, avec M. Lassalas, C. Boizot-Szantai, et A. Carpentier, voir section [2.1.3](#), page [27](#).

Réplication à grande échelle de l’expérience Expesigno, avec B. Roussillon, D. Llerena et F. Wurtz, voir section [3.1.3](#), page [39](#).

5.2.2. Réduction des pesticides

Pratiques des agriculteurs et coûts des exploitations avec F. Femenia et E. Letort, voir section [2.2.2](#), page [31](#).

Encourager les distributeurs à promouvoir des alternatives aux pesticides chimiques : le dispositif des [CEPP](#), avec J. Subervie, N. Gallo et M. Blanck, voir section [3.2.2](#), page [44](#).

Impact de l’information sur les pratiques agroécologiques, avec J. Subervie, S. Thoyer et R. Deperrois, voir section [4.2](#), page [50](#).

Réplication et analyse *ex-post* des surcoûts relatifs aux restrictions d’usage du glyphosate, avec A. Carpentier, voir section [2.2.3](#), page [33](#).

Évaluation *ex-post* de la “taxe pesticides”, voir section [4.1](#), page [48](#).

Projet sur l’impact des réseaux sociaux sur la diffusion des informations et l’adoption de nouvelles pratiques, voir section [4.3](#), page [53](#).

Bibliographie

- ABADIE, A. et CATTANEO, M. D. (2018). Econometric Methods for Program Evaluation. *Annual Review of Economics*, 10:465–503.
- ALATAS, V., CHANDRASEKHAR, A. G., MOBIUS, M., OLKEN, B. A. et PALADINES, C. (2024). Do celebrity endorsements matter? a twitter experiment promoting vaccination in indonesia. *The Economic Journal*, 134(659):913–933.
- ALLCOTT, H., GENTZKOW, M. et SONG, L. (2022). Digital addiction. *American Economic Review*, 112(7):2424–2463.
- ALLCOTT, H. et KESSLER, J. B. (2019). The welfare effects of nudges : A case study of energy use social comparisons. *American Economic Journal : Applied Economics*, 11(1):236–276.
- ANDOR, M. A. et FELS, K. M. (2018). Behavioral economics and energy conservation—a systematic review of non-price interventions and their causal effects. *Ecological economics*, 148:178–210.
- ANGRIST, J. D. (2014). The perils of peer effects. *Labour Economics*, 30:98–108.
- ANGRIST, J. D. (2022). Empirical Strategies in Economics : Illuminating the Path From Cause to Effect. *Econometrica*, 90(6):2509–2539.
- ANGRIST, J. D. et PISCHKE, J. S. (2010). The credibility revolution in empirical economics : How better research design is taking the con out of econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 24(2):3–30.
- ANTIER, C., ANDERSSON, R., AUSKALNIENĖ, O., BARIĆ, K., BARET, P., BESENHOFER, G., CALHA, I., CARROLA DOS SANTOS, S., DE CAUWER, B., CHACHALIS, D., DORNER, Z., FOLLAK, S., FORRISTAL, D., GASKOV, S., GONZALEZ ANDUJAR, J. L., HULL, R., JALLI, H. et KIERZEK, R. (2020a). A survey on the uses of glyphosate in European countries. Rapport technique, INRAE.
- ANTIER, C., KUDSK, P., REBOUD, X., ULBER, L., BARET, P. V. et MESSÉAN, A. (2020b). Glyphosate use in the European agricultural sector and a framework for its further monitoring. *Sustainability*, 12(14):1–22.
- ATHEY, S. et IMBENS, G. W. (2017). The econometrics of randomized experiments. In *Handbook of economic field experiments*, volume 1, pages 73–140. Elsevier.
- AUBERTOT, J.-N., BARBIER, J. M., CARPENTIER, A., GRIL, J.-N., GUICHARD, L., LUCAS, P., SAVARY, S. et VOLTZ, M. (2007). *Pesticides, agriculture et environnement. Réduire l'utilisation des pesticides et en limiter les impacts environnementaux. Expertise scientifique collective Inra-Cemagref (décembre 2005)*. Quae.
- AZAROVA, V., COHEN, J. J., KOLLMANN, A. et REICHL, J. (2020). Reducing household electricity consumption during evening peak demand times : Evidence from a field experiment. *Energy Policy*, 144:111657.
- BANDIERA, O. et RASUL, I. (2006). Social networks and technology adoption in northern mozambique. *The economic journal*, 116(514):869–902.

- BANERJEE, A., BREZA, E., CHANDRASEKHAR, A. G. et GOLUB, B. (2024). When less is more : Experimental evidence on information delivery during india’s demonetisation. *Review of Economic Studies*, 91(4): 1884–1922.
- BEAMAN, L., BENYISHAY, A., MAGRUDER, J. et MOBARAK, A. M. (2021). Can network theory-based targeting increase technology adoption? *American Economic Review*, 111(6):1918–1943.
- BECKIE, H. J., FLOWER, K. C. et ASHWORTH, M. B. (2020). Farming without glyphosate? *Plants*, 9(1).
- BENYISHAY, A. et MOBARAK, A. M. (2019). Social learning and incentives for experimentation and communication. *The Review of Economic Studies*, 86(3):976–1009.
- BERARDI, N., SEVESTRE, P., TÉPAUT, M. et VIGNERON, A. (2016). The impact of a ‘soda tax’ on prices : evidence from French micro data. *Applied Economics*, 48(41):3976–3994.
- BESLEY, T. et CASE, A. (1993). Modeling technology adoption in developing countries. *The American economic review*, 83(2):396–402.
- BLUNDELL, R. et COSTA DIAS, M. (2000). Evaluation methods for non-experimental data. *Fiscal studies*, 21(4):427–468.
- BÖCKER, T. G. et FINGER, R. (2017a). A Meta-Analysis on the Elasticity of Demand for Pesticides. *Journal of Agricultural Economics*, 68(2):518–533.
- BÖCKER, T. G. et FINGER, R. (2017b). A Meta-Analysis on the Elasticity of Demand for Pesticides. *Journal of Agricultural Economics*, 68(2):518–533.
- BOEGLIN, N., BOUR, C. et DAVID, M. (2012). Le contenu carbone du panier de consommation courante. *CGDD-SOeS, Observation et Statistiques Environnement*, 121.
- BRAGHERI, L., LEVY, R. et MAKARIN, A. (2022). Social media and mental health. *American Economic Review*, 112(11):3660–3693.
- BRAMOULLÉ, Y., DJEBBARI, H. et FORTIN, B. (2009). Identification of peer effects through social networks. *Journal of econometrics*, 150(1):41–55.
- BRAMOULLÉ, Y., DJEBBARI, H. et FORTIN, B. (2020). Peer effects in networks : A survey. *Annual Review of Economics*, 12:603–629.
- BROOKES, G., TAHERIPOUR, F. et TYNER, W. E. (2017). The contribution of glyphosate to agriculture and potential impact of restrictions on use at the global level. *GM Crops and Food*, 8(4):216–228.
- BRUNELLE, T., CHAKIR, R., CARPENTIER, A., DORIN, B., GOLL, D., GUILPART, N., MAGGI, F., MAKOWSKI, D., NESME, T., ROOSEN, J. et TANG, F. H. M. (2024). Reducing chemical inputs in agriculture requires a system change. *Communications Earth & Environment*, 5(1):369.
- BURKHARDT, J., GILLINGHAM, K. et KOPALLE, P. K. (2019). Experimental evidence on the effect of information and pricing on residential electricity consumption. Rapport technique, National Bureau of Economic Research.
- CAILLAVET, F. et FADHUILE, A. (2020). Inégalités et politiques publiques pour une alimentation durable. *INRAE Sciences Sociales*.

- CAILLAVET, F., FADHUILE, A. et NICHÈLE, V. (2016). Taxing animal-based foods for sustainability : Environmental, nutritional and social perspectives in France. *European Review of Agricultural Economics*, 43(4):557–560.
- CAILLAVET, F., FADHUILE, A. et NICHÈLE, V. (2019a). Assessing the distributional effects of carbon taxes on food : Inequalities and nutritional insights in France. *Ecological Economics*, 163:20–31.
- CAILLAVET, F., FADHUILE, A. et NICHÈLE, V. (2019b). L'évolution de la consommation de produits animaux en france : de multiples enjeux. *INRA Prod. Anim*, 32(2):131–146.
- CAPACCI, S., ALLAIS, O., BONNET, C. et MAZZOCCHI, M. (2019). The impact of the French soda tax on prices and purchases. An ex post evaluation. *PLoS ONE*, 14(10).
- CARNEY, K. (2022). The effect of social media on voters : experimental evidence from an indian election. *Job Market Paper*, 2022:1–44.
- CARPENTIER, A., FADHUILE, A., ROIGNANT, M., BLANCK, M., REBOUD, X., JACQUET, F. et HUYGHE, C. (2020a). Alternatives au glyphosate en grandes cultures. Evaluation économique. Other, INRAE. Travail réalisé à la demande du Premier Ministre et des Ministres en charge de l'Agriculture et la Transition Ecologique et Solidaire, dans le cadre du plan de sortie du glyphosate.
- CARPENTIER, A., FADHUILE, A., ROIGNANT, M., BLANCK, M., REBOUD, X., JACQUET, F. et HUYGHE, C. (2020b). Alternatives au glyphosate en grandes cultures. Evaluation économique. Résumé exécutif. Other, A la demande du Premier Ministre et des Ministres en charge de l'Agriculture et la Transition Ecologique et Solidaire, dans le cadre du plan de sortie du glyphosate.
- CHEN, J. et ROTH, J. (2024). Logs with zeros? some problems and solutions. *The Quarterly Journal of Economics*, 139(2):891–936.
- CLAPP, J. (2021). Explaining Growing Glyphosate Use : The Political Economy of Herbicide-Dependent Agriculture. *Global Environmental Change*, 67(February):102239.
- CONLEY, T. G. et UDRY, C. R. (2010). Learning about a new technology : Pineapple in ghana. *American economic review*, 100(1):35–69.
- CRAWFORD, I., LAISNEY, F. et PRESTON, I. (2003). Estimation of household demand systems with theoretically compatible Engel curves and unit value specifications. *Journal of Econometrics*, 114(2):221–241.
- DANNE, M., MUSSHOF, O. et SCHULTE, M. (2019). Analysing the importance of glyphosate as part of agricultural strategies : A discrete choice experiment. *Land Use Policy*, 86(April):189–207.
- De CHAISEMARTIN, C. et D'HAULTFŒUILLE, X. (2023). Two-way fixed effects and differences-in-differences estimators with several treatments. *Journal of Econometrics*, 236(2).
- De CHAISEMARTIN, C. et RAMIREZ-CUELLAR, J. (2024). At what level should one cluster standard errors in paired and small-strata experiments? *American Economic Journal : Applied Economics*, 16(1):193–212.
- DEATON, A. (1985). Panel data from time series of cross-sections. *Journal of Econometrics*, 30(1-2):109–126.
- DEATON, A. (2016). Measuring and understanding behavior, welfare, and poverty. *American Economic Review*, 106(6):1221–43.

- DEATON, A. et CARTWRIGHT, N. (2018). Understanding and misunderstanding randomized controlled trials. *Social Science and Medicine*, 210:2–21.
- DEATON, A. et MUELLBAUER, J. (1980). An almost ideal demand system. *The American Economic Review*, 70(3):312–326.
- DELLAVIGNA, S. et LINOS, E. (2022). RCTs to scale : Comprehensive evidence from two nudge units. *Econometrica*, 90(1):81–116.
- DI FALCO, S., DOKU, A. et MAHAJAN, A. (2020). Peer effects and the choice of adaptation strategies. *Agricultural Economics (United Kingdom)*, 51(1):17–30.
- DUFLO, E., KENISTON, D., SURI, T. et ZIPFEL, C. (2023). Chat over coffee ? diffusion of agronomic practices and market spillovers in rwanda. Rapport technique, National Bureau of Economic Research.
- FADHUILE, A. et CARPENTIER, A. (2023). Ex ante Evaluation of Banning Glyphosate in Field Crops : A Scenario based approach. In *XVII EAAE Congress, European Association of Agricultural Economists (EAAE)*, Rennes, France. European Association of Agricultural Economists (EAAE).
- FADHUILE, A., LEMARIÉ, S. et PIROTTE, A. (2016). Disaggregating the Demand for Pesticides : Does it Matter? *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 64(2):223–252.
- FADHUILE, A., LLERENA, D. et ROUSSILLON, B. (2023). Intrinsic Motivation to Promote the Development of Renewable Energy : A Field Experiment from Household Demand. Working Paper GAEL.
- FALCONER, K. et HODGE, I. (2000). Using economic incentives for pesticide usage reductions : responsiveness to input taxation and agricultural systems. *Agricultural systems*, 63(3):175–194.
- FEMENIA, F. et LETORT, E. (2016). How to significantly reduce pesticide use : An empirical evaluation of the impacts of pesticide taxation associated with a change in cropping practice. *Ecological Economics*, 125:27–37.
- FEMENIA, F., LETORT, E. et FADHUILE, A. (2023). Impacts Of Low Pesticides Practices On Farmers' Crop Production Decision : Estimation Based On Observed French Data. In *XVII EAAE Congress*, Rennes, France. European Association of Agricultural Economists (EAAE).
- FINGER, R., SCHNEIDER, K., CANDEL, J. et MÖHRING, N. (2024a). Europe needs better pesticide policies to reduce impacts on biodiversity. *Food Policy*, 125.
- FINGER, R., SOK, J., AHOVI, E., AKTER, S., BREMMER, J., DACHBRODT-SAAAYDEH, S., de LAUWERE, C., KREFT, C., KUDSK, P., LAMBARRAA-LEHNHARDT, F. et al. (2024b). Towards sustainable crop protection in agriculture : A framework for research and policy. *Agricultural Systems*, 219:104037.
- FOGLIATTO, S., FERRERO, A. et VIDOTTO, F. (2020). *Current and future scenarios of glyphosate use in Europe : Are there alternatives ?*, volume 163. Elsevier Inc., 1 édition.
- FOSTER, A. D. et ROSENZWEIG, M. R. (1995). Learning by doing and learning from others : Human capital and technical change in agriculture. *Journal of political Economy*, 103(6):1176–1209.
- FOSTER, A. D. et ROSENZWEIG, M. R. (2010). Microeconomics of technology adoption. *Annu. Rev. Econ.*, 2(1):395–424.
- FRISVOLD, G. B. (2019). How low can you go ? estimating impacts of reduced pesticide use. *Pest management science*, 75(5):1223–1233.

- GIVORD, P. (2015). Méthodes économétriques pour l'évaluation de politiques publiques. *Economie & prévision*, (1):1–28.
- GLAESER, E. L., SACERDOTE, B. I. et SCHEINKMAN, J. A. (2003). The social multiplier. *Journal of the European Economic Association*, 1(2-3):345–353.
- GUPTA, A., PONTICELLI, J. et TESEI, A. (2020). Information, technology adoption and productivity : The role of mobile phones in agriculture. Rapport technique, National Bureau of Economic Research.
- HECKMAN, J. J. (2001). Micro data, heterogeneity, and the evaluation of public policy : Nobel lecture. *Journal of political Economy*, 109(4):673–748.
- HECKMAN, J. J. (2010). Building bridges between structural and program evaluation approaches to evaluating policy. *Journal of Economic literature*, 48(2):356–398.
- HIRANO, K., IMBENS, G. W. et RIDDER, G. (2003). Efficient Estimation of Average Treatment Effects Using the Estimated Propensity Score. *Econometrica*, 71(4):1161–1189.
- IMBENS, G. W. et RUBIN, D. B. (2015). *Causal Inference for Statistics, Social, and Biomedical Sciences*. Cambridge University Press.
- IMBENS, G. W. et WOOLDRIDGE, J. M. (2009). Recent developments in the econometrics of program evaluation. *Journal of economic literature*, 47(1):5–86.
- IRZ, X., CAILLAVET, F., FADHUILE, A., NICHÈLE, V., CASTELLARI, E., MORO, D., QUATTRONE, G., SCKOKAI, P., ALESSANDRO, V., GIL, J. M. *et al.* (2017). A comparative analysis of food demand and its determinants in six eu countries. Rapport technique.
- ISLAM, A., KUSNADI, G., REZKI, J., SIM, A., van EMPER, G., VLASSOPOULOS, M. et ZENOU, Y. (2024). Addressing vaccine hesitancy using local ambassadors : a randomized controlled trial in indonesia. *European Economic Review*, 163:104683.
- ITO, K., IDA, T. et TANAKA, M. (2018). Moral suasion and economic incentives : Field experimental evidence from energy demand. *American Economic Journal : Economic Policy*, 10(1):240–67.
- JACQUET, F., JEUFFROY, M.-H., JOUAN, J., LE CADRE, E., MALAUSA, T., REBOUD, X. et HUYGHE, C. (2022). *Zéro pesticide : un nouveau paradigme de recherche pour une agriculture durable*. éditions Quae.
- JOHNSTON, J. L., FANZO, J. C. et COGILL, B. (2014). Understanding sustainable diets : a descriptive analysis of the determinants and processes that influence diets and their impact on health, food security, and environmental sustainability. *Advances in Nutrition : An International Review Journal*, 5(4):418–429.
- KOUNDOURI, P., ALAMANOS, A., PLATANIOTIS, A., STAVRIDIS, C., PERIFANOS, K. et DEVVES, S. (2024). Assessing the sustainability of the European Green Deal and its interlinkages with the SDGs. *npj Climate Action*, 3(1).
- KUDSK, P. et MATHIASSEN, S. K. (2020). Pesticide regulation in the European Union and the glyphosate controversy. *Weed Science*, 68(3):214–222.
- LEWBEL, A. et PENDAKUR, K. (2009). Tricks with hicks : The EASI demand system. *American Economic Review*, 99(3):827–863.

- LLERENA, D., ROUSSILLON, B., TEYSSIER, S., FADHUILE, A., BUCKLEY, P., DELINCHANT, B., FERRARI, J., LARANJEIRA, T. et WURTZ, F. (2023). Demand response in the workplace : A field experiment. *Journal of Environmental Management*, 341:117992.
- MACDIARMID, J. I., KYLE, J., HORGAN, G. W., LOE, J., FYFE, C., JOHNSTONE, A. et MCNEILL, G. (2012). Sustainable diets for the future : can we contribute to reducing greenhouse gas emissions by eating a healthy diet ? *The American journal of clinical nutrition*, 96(3):632–639.
- MANSKI, C. F. (1993). Dynamic choice in social settings : Learning from the experiences of others. *Journal of Econometrics*, 58(1-2):121–136.
- MANSKI, C. F. (2013). Identification of treatment response with social interactions. *The Econometrics Journal*, 16(1):S1–S23.
- MOBIUS, M. et ROSENBLAT, T. (2014). Social learning in economics. *Annu. Rev. Econ.*, 6(1):827–847.
- MUNSHI, K. (2004). Social learning in a heterogeneous population : technology diffusion in the indian green revolution. *Journal of development Economics*, 73(1):185–213.
- MYTTON, O. T., CLARKE, D. et RAYNER, M. (2012). Taxing unhealthy food and drinks to improve health. *BMJ*, 344:e2931.
- NIELSEN, H. , KONRAD, M. T. H., PEDERSEN, A. B. et GYLDENKÆRNE, S. (2023). Ex-post evaluation of the Danish pesticide tax : A novel and effective tax design. *Land Use Policy*, 126.
- OLDEN, A. et MØEN, J. (2022). The triple difference estimator. *The Econometrics Journal*, 25(3):531–553.
- QUINET, A. (2009). La valeur tutélaire du carbone. Rapport technique, Rapports et Documents n° 16. La documentation Française.
- RAPPORT N°2000 (2023). Président M. Descrozaille, rapporteur D. Potier (député). Rapport fait au nom de la commission d’enquête sur les causes de l’incapacité de la France à atteindre les objectifs des plans successifs de maîtrise des impacts des produits phytosanitaires sur la santé humaine et environnementale et notamment sur les conditions de l’exercice des missions des autorités publiques en charge de la sécurité sanitaire, ASSEMBLÉE NATIONALE, Tome 1 et 2, <https://www.assemblee-nationale.fr/dyn/16/organes/autres-commissions/commissions-enquete/ce-maitrise-impacts-produits-phytosanitaires>.
- REBOUD, X., BLANCK, M., AUBERTOT, J., JEUFFROY, M., MUNIER-JOLAIN, N., THIOLLET-SCHOLTUS, M., ALAPHILIPPE, A., BALLOT, R., BLAZY, J., COTE, F., DELIÈRE, L., OZIER-LAFONTAINE, H., SCHMITT, B., SIMON, S. et VÉDRINE, L. (2017). Usages et alternatives au glyphosate dans l’agriculture française. Rapport Inra. page 85.
- ROBINS, J. M., ROTNITZKY, A. et ZHAO, L. P. (1994). Estimation of regression coefficients when some regressors are not always observed. *Journal of the American statistical Association*, 89(427):846–866.
- ROTH, J., SANT’ANNA, P. H. C., BILINSKI, A. et POE, J. (2022). What’s Trending in Difference-in-Differences ? A Synthesis of the Recent Econometrics Literature.
- SACERDOTE, B. (2001). Peer effects with random assignment : Results for dartmouth roommates. *The Quarterly journal of economics*, 116(2):681–704.

- SACERDOTE, B. (2014). Experimental and quasi-experimental analysis of peer effects : two steps forward ? *Annu. Rev. Econ.*, 6(1):253–272.
- SACHS, J. D., SCHMIDT-TRAUB, G., MAZZUCATO, M., MESSNER, D., NAKICENOVIC, N. et ROCKSTRÖM, J. (2019). Six Transformations to achieve the Sustainable Development Goals. *Nature Sustainability*, 2(9):805–814.
- SADISH, D., ADHVARYU, A. et NYSHADHAM, A. (2021). (mis) information and anxiety : Evidence from a randomized covid-19 information campaign. *Journal of Development Economics*, 152:102699.
- SCHAULE, E. et MEINZER, N. (2020). Behavioral aspects of load shifting in household appliances. *Science Lab*, pages 1–5.
- SCHOT, J. et KANGER, L. (2018). Deep transitions : Emergence, acceleration, stabilization and directionality. *Research Policy*, 47(6):1045–1059.
- SCHOT, J. et STEINMUELLER, W. E. (2018). Three frames for innovation policy : R&D, systems of innovation and transformative change. *Research policy*, 47(9):1554–1567.
- SCHUBERT, C. (2017). Green nudges : Do they work ? are they ethical ? *Ecological Economics*, 132(C):329–342.
- SEXTON, S., LEI, Z. et ZILBERMAN, D. (2007). The economics of pesticides and pest control. *International Review of Environmental and Resource Economics*, 1:271–326.
- SHARMA, V. (2023). Social (media) learning : Experimental evidence from indian farmers. *Available at SSRN 4733904*.
- SIDDIQUE, A., RAHMAN, T., PAKRASHI, D., ISLAM, A. et AHMED, F. (2024). Raising health awareness in rural communities : A randomized experiment in bangladesh and india. *Review of Economics and Statistics*, 106(3):638–654.
- SKEVAS, T., LANSINK, A. O. et STEFANOEU, S. E. (2013). Designing the emerging EU pesticide policy : A literature review. *NJAS-Wageningen Journal of Life Sciences*, 64:95–103.
- TODD, P. E. et WOLPIN, K. I. (2023). The Best of Both Worlds : Combining Randomized Controlled Trials with Structural Modeling. *Journal of Economic Literature*, 61(1):41–85.
- WEERSINK, A., LIVERNOIS, J., SHOGREN, J. F. et SHORTLE, J. S. (1998). Economic Instruments and Environmental Policy in Agriculture. *CANADIAN PUBLIC POLICY*, XXIV(3):309–327.
- WEF (2010). *Realising a new vision for agriculture : a roadmap for stakeholders*. World Economic Forum, Geneva.
- WIESE, A. et STEINMANN, H. H. (2020). Yield effects associated with glyphosate use in non-GMO arable farming : A review.
- WYNN, S. et WEBB, E. (2022). Impact assessment of the loss of glyphosate within the EU : a literature review.
- YE, Z., WU, F. et HENNESSY, D. A. (2021). Environmental and economic concerns surrounding restrictions on glyphosate use in corn. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 118(18).

ZILBERMAN, D., SCHMITZ, A., CASTERLINE, G., LICHTENBERG, E. et SIEBERT, J. B. (1991). The economics of pesticide use and regulation. *Science*, 253(5019):518–522.

Curriculum Vitae

Adélaïde Fadhuile-Crepy

Septembre 2024

Univ. Grenoble Alpes, UMR GAEL

Coordonnées professionnelles :

Faculté d'Economie de Grenoble

BATEG, BP47

38040 Grenoble cedex 09

E-mail: adelaide.fadhuile@univ-grenoble-alpes.fr

Page personnelle : <https://sites.google.com/site/adelaidefadhuile/>

CV HAL : <https://cv.hal.science/adelaide-fadhuile>

Postes et formation

Fonction et établissement actuel.....

Depuis 2015, **Maître de Conférences**, Univ. Grenoble Alpes, Faculté d'Économie de Grenoble.

Membre du GAEL "Grenoble Applied Economics Laboratory", Univ. Grenoble Alpes, CNRS, INRAE, Grenoble INP, GAEL, F-38000 Grenoble, France.

Délégation CNRS du 1^{er} février 2020 au 31 juillet 2020 (1 semestre). Laboratoire GAEL.

Expériences professionnelles antérieures.....

2013–2015 : Ingénieur, ALISS-INRA, Ivry-sur-Seine.

2010–2012 : ATER, Université Panthéon-Assas, Paris.

2007–2010 : Allocataire de Recherche et Monitrice, Université Panthéon-Assas, Paris.

Titre universitaire.....

2014, Doctorat en Sciences Economiques.

Titre : "*Concurrence et différenciation des produits sur le marché des pesticides : une analyse empirique sur données françaises*". Mention très honorable avec félicitations à l'unanimité et proposition pour prix de thèse, Université Panthéon-Assas. Prix de thèse de l'Université.

Jury: A. Carpentier, INRA (rapporteur), Pr. B. Crettez, Université Panthéon-Assas (président), Pr. J. Foncel, Université Charles de Gaulle - Lille 3 (rapporteur), Pr. F. Gardes, Université Paris 1 Panthéon-Sorbonne (examineur), S. Lemarié, INRA (co-encadrant), Pr. A. Pirote, Université Panthéon-Assas (directeur de thèse).

Travaux de recherche

Thèmes de recherche.....

Champs méthodologiques : microéconométrie appliquée (données individuelles, panel).

Domaines d'application : économie de l'agriculture (pesticides), économie de la consommation (alimentation, nutrition, pollutions environnementales, énergie), évaluation de politiques publiques.

Publications dans revues à comité de lecture.....

- “*Intrinsic Motivation to Promote the Development of Renewable Energy : A Field Experiment from Household Demand*”. A. Fadhuile, D. Llerena et B. Roussillon. Accepté “Energy Journal”, July 2024 (CNU A). Précédente version GAEL Working Paper numéro 01/2023. <https://hal-cnrs.archives-ouvertes.fr/hal-03977597>.
- “*Demand response in the workplace: a field experiment*”. D. Llerena, B. Roussillon, S. Teyssier, A. Fadhuile, P. Buckley, B. Delinchant, J. Ferrari, T. Laranjeira, F. Wurtz. “*Journal of Environmental Management*”, Volume 341, 1 September 2023 (CNU B). <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.117992>.
- “*Assessing the distributional effects of carbon taxes on food: Inequalities and nutritional insights in France*” avec F. Caillavet et V. Nichèle, “*Ecological Economics*”, Volume 163, Pages 20-31, September 2019. (CNU A) <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2019.04.020>.
- “*L'évolution de la consommation de produits animaux en France : de multiples enjeux*”, F. Caillavet, A. Fadhuile et V. Nichèle. *INRA Productions Animales*, 131-146, Juin 2019. Revue à comité de lecture. <https://doi.org/10.20870/productions-animales.2019.32.2.2502>.
- “*Taxing Animal Products for Sustainability: Environmental, Nutritional and Social Perspectives in France*” avec F. Caillavet et V. Nichèle. “*European Review of Agricultural Economics*”, Vol 43: Issue 4, pages 537-560. Sept 2016. (CNU A) <https://doi.org/10.1093/erae/jbv041>.
- “*Disaggregating the Demand for Pesticides: Does it Matter?*” avec S. Lemarié et A. Pirotte. “*Canadian Journal of Agricultural Economics*”, Vol 64: Issue 2, pages 223-252, Juin 2016. (CNU B) <https://doi.org/10.1111/cjag.12070>.

Publications à vocation de diffusion scientifique

- “*Inégalités et politiques publiques pour une alimentation durable*”, F. Caillavet, et A. Fadhuile. INRAE Sciences Sociales, INRAE Département EcoSocio, 2020, pp.1-4. <https://hal.science/hal-02562270>.
- Infographie “Les enjeux sociaux de la durabilité alimentaire”, avec F. Caillavet, octobre 2019. <https://www.inrae.fr/actualites/infographie-enjeux-sociaux-durabilite-alimentaire>
- “*A comparative analysis of food demand and its determinants in six EU countries*”. Irz X., Caillavet F., Fadhuile A., Nichèle V., Castellari E., Moro D., Quattrone G., Sckokai P., Varacca A., Gil J.M., Dogbe W, Surry Y, S Basnet K, Revoredo-Giha C, Akaichi F. SUSDIET Research Project Newsletter 7, juin 2017. <https://www6.inra.fr/sustainablediets/Media/newsletter/Newsletter-7>
- “*Could a tax on animal-based foods improve diet sustainability?*” F. Caillavet, A. Fadhuile et V. Nichèle. Blog Oxford University Press, avril 2016. <https://blog.oup.com/2016/04/tax-animal-based-foods-diet/>

Rapport.....

- “*Alternatives au glyphosate en grandes cultures. Evaluation économique*”, A. Carpentier, A. Fadhuile, M. Roignant, M. Blanck, X. Reboud, F. Jacquet, C. Huyghe. Contrat INRAE. 2020, 161 pages. DOI10.15454/9gv2-3904.
Résumé exécutif : A la demande du Premier Ministre et des Ministres en charge de l'Agriculture et la Transition Ecologique et Solidaire, dans le cadre du plan de sortie du glyphosate. 2020, 17 pages. DOI : 10.15454/7wxv-yv47.
Résumé institutionnel: <https://www.inrae.fr/actualites/alternatives-au-glyphosate-grandes-cultures-evaluation-economique>.

Participation chapitre d'ouvrage.....

- “*Chapitre 7. Les leviers politiques et organisationnels.*”, P. Bazoche, A. Carpentier, A. Fadhuile, F. Femenia, C. Gendre, B. Grimonprez, M. Hannachi, F. Jacquet, Julia Jouan, A. Sauquet, J. Subervie, S. Thoyer. 2022. Chapitre de l'ouvrage Jacquet, F., Jeuffroy, M. H., Jouan, J., Le Cadre, E., Malausa, T., Reboud, X., & Huyghe, C. (2022). Zéro pesticide: un nouveau paradigme de recherche pour une agriculture durable. Quae. <https://www.quae.com/produit/1721/9782759233106/zero-pesticide>

Phase de soumission.....

- 2023, “*Social Learning to Reduce Pesticides.*” R. Deperrois, A. Fadhuile, J. Subervie.
GAEL Working Paper numéro 06/2023. <https://econpapers.repec.org/RePEc:gbl:wpaper:2023-06>.
CEE-M Working paper 2023-12 <https://hal.inrae.fr/hal-04223356>

Travaux en cours.....

- 2024, “*Participation of pesticide retailers in the agroecological transition.*” Blanck, M., Fadhuile, A., Gallo Aguilera, N., Subervie, J.
- 2023, “*Ex ante Evaluation of Banning Glyphosate in Field Crops : A Scenario based approach.*” A. Carpentier, A. Fadhuile.
- 2023, “*Impacts Of Low Pesticides Practices On Farmers’ Crop Production Decision: Estimation Based On Observed French Data*”, F. Femenia, A. Fadhuile, E. Letort.
- 2022, “*The effects of prices on consumer demand: Insights from French ultra marine territories.*” C. Butin, A. Fadhuile.
- 2021, “*The Effect of Supercenters on Dietary Choices and Healthfulness of Food Purchases in France*”, F. Caillavet, A. Fadhuile, G. Kyureghian, R. Nayga.
- 2021, “*Does regulation influence pesticide use? From prices to public policy evaluation.*”
- 2016 “*Towards a Typology of Science-Industry Licensing Agreements*” avec F. Corolleur et M. Matt.
- 2014 “*Greenhouse gas emissions of households food purchases in France: Does income matter?*” avec F. Caillavet, N. Darmon et V. Nichèle.

Pré-enregistrement d'essais randomisés contrôlés (RCT).....

- Deperrois, R., Fadhuile, A., Subervie, J., Thoyer, S. 2023. “Social learning to scale-up the agroecological transition.” AEA RCT Registry. March 30.
<https://doi.org/10.1257/rct.11129-1.0>
- Blanck, M., Fadhuile, A., Gallo Aguilera, N., Subervie, J., 2024. “Participation of pesticide retailers in the agroecological transition .” AEA RCT Registry. February 16.
<https://doi.org/10.1257/rct.12969-1.0>
- Fadhuile, A., D. Llerena, B. Roussillon, F. Wurtz, 2023. “Measuring Indirect of Flexibility .” AEA RCT Registry. January 23. <https://doi.org/10.1257/rct.10769-1.0>

Séminaires invités.....

- 2023, Université de Neuchâtel, Institut de recherches Economiques, Neuchatel, Suisse.
- 2022, CEE-M, INRAE. Montpellier. France.
- 2021, CESAER, INRAE. Dijon. France.
- 2020, EcoPub-INRAE (séminaire en visioconférence). Paris. France.
- 2019, “Center for European, Governance and Economic Development Research, Georg August University of Göttingen”. Göttingen. Allemagne.
- 2019, SMART-LERECO. Rennes. France.
- 2017, Chaire d’Economie et de Statistiques, The St. Petersburg State University of Economics, UNECON. Russie.
- 2017, SMART-INRA. Rennes. France.
- 2017, GAEL-INRA, Grenoble Applied Economics Lab. Grenoble. France.

- 2013, ALISS-INRA, Alimentation et Sciences Sociales. Ivry-sur-Seine. France.
- 2012, CESAER-INRA, Centre d'Économie et de Sociologie appliquées à l'Agriculture et aux Espaces Ruraux. Dijon. France.

Présentations en conférences

- 2023, Journées de Recherche en Sciences Sociales, JRSS Conference, Saclay, France;
- 2023, French Association of Environmental and Resource Economists – FAERE Conference, Montpellier, France;
- 2023, XVII European Association of Agricultural Economists – EAAE, Rennes, France;
- 2022, conférence PT Green, Graduate School@UGA, Grenoble, France;
- 2022, annual conference of the Swiss Society for Agricultural Economics and Agricultural Sociology SGA, "Evidence-based agricultural and food policy - Role of research for policy making", Frick, Switzerland;
- 2021, atelier "Outils pour la Transition Quartiers Bas Carbone" - Ideas Laboratory, CEA Grenoble, France;
- 2021, international Conference : Social sciences for pesticide policies, Paris. Programme Prioritaire de Recherche "Cultiver et Protéger Autrement", PPR-CPA et projet de recherche FAST
<https://www6.inrae.fr/cultiver-protéger-autrement>;
- 2021, XVI EAAE – Virtual Congress 2021, Prague, Czech Republic;
- 2021, International Conference of Agricultural Economists ICAE, online;
- 2018, Journées de Recherche en Sciences Sociales, JRSS, Nantes, France;
- 2018, conférence annuelle Agricultural and Applied Economics Association AAEA, Washington D.C., USA;
- 2018, ICAE, Vancouver, Canada;
- 2017, Journées de Recherche en Sciences Sociales, JRSS, Lyon ;
- 2017, workshop Economic Analysis of Environmental Food Policies, Toulouse ;
- 2017, european Association of Agricultural Economists EAAE, Parma, Italy ;
⇒ "Winner Best Poster Paper Award" pour l'article : "*Assessing the distributional effects of emission-based carbon taxes on food*" avec F. Caillavet (INRA-ALISS) et V. Nichèle (INRA-ALISS).
- 2016, Agricultural and Applied Economics Association – AAEA Annual Meeting, Boston, USA;
- 2015, International Conference of Agricultural Economists ICAE, Milan, Italy ;
- 2015, Annual meeting European Association of Environmental and Resource Economists EAERE, Helsinki, Finland ;
- 2015, EAAE – AAEA, Joint Seminar "Consumer Behavior in a Changing World: Food, Culture, Society", Naples, Italy;
- 2014, XXXI Journées de Microéconomie Appliquées -JMA, Clermont-Ferrand, France ;
- 2014, AAEA Annual Meeting, Minneapolis, USA ;
- 2014, FAERE Conference, Montpellier, France;
- 2011, AAEA Annual meeting, Pittsburgh, USA;
- 2010, AAEA Annual meeting, Denver, USA.
- 2010, SFER : "*La réduction des pesticides agricoles, enjeux, modalités et conséquences*", Lyon, France.

Recherche collaborative et encadrement de la recherche.....

- 2024– : **PEPR FlexTASE**, Coordonné par F. Wurtz et D. Llerena.
- 2022– : **Resagri**, responsable scientifique. “Initiatives de recherche à Grenoble Alpes (IRGA)”, Demi bourse de thèse + 6 100€, Univ. Grenoble Alpes IDEX.
 - Co-encadrement avec J. Subervie (CEE-M) Thèse Rose Deperrois depuis oct 2022. Taux encadrement 50%. Financement 50% Univ Grenoble Alpes, 50% INRAE.
- 2022– : **Observatoire de la Transition Énergétique (OTE)** <https://ote.univ-grenoble-alpes.fr>
- 2020-2026 : **FAST, Faciliter l'Action publique pour Sortir des pesTicides**, Coordonné par Julie Subervie (INRAE-CEE-M). ANR FAST (20-PCPA-0005) Programme Prioritaire de Recherche - “Cultiver et Protéger Autrement” (PPR-PCA). <https://sites.google.com/view/ppr-fast-project-fr/>. Ensemble du projet : 75 C/EC. 3 millions d'Euros. 6 ans.
 - Membre du Comité de pilotage ;
 - Co-responsable du WP3 “Demande, marchés et commerce” ;
 - Responsable pour le laboratoire GAEL pour le projet FAST (7 chercheurs et enseignants-chercheurs, 2 ingénieurs d'étude, 1 assistant ingénieur), 300 000€;
 - Participation groupe de travail ASIRPA (Analyse des impacts sociétaux de la recherche) pour FAST.
 - Co-encadrement stages financés : 2023 H. Seidou (3 mois), ENSAI ; 2022, L. Bedouelle, M2 Paris Saclay (6 mois). 2021. R. Deperrois, PSE, césure M1 (6 mois).
 - Co-encadrement thèse R. Deperrois (depuis oct 2022) et N. Gallo (depuis oct 2023).
 - Co-supervision post-doc : 2024-2025 M. Lassalas (12 mois).
- 2022–2025 : **ANR LearningHome (ANR-21-CE22-0017)**. <https://anr.fr/Project-ANR-21-CE22-0017>
 - 2022, Encadrement Stage financé Master 1 M. Jullin, TSE, 4 mois.
- 2021–2022 : **AgroEcodiv, pour la transition écologique de l'agriculture Guadeloupéenne**.
 - Participation au WP1 (V. Angeon et J-L. Diman). FEDER. <https://www6.inrae.fr/agroecodiv-guadeloupe>
 - Encadrement stage M2 financé C. Butin (TSE) et CDD IE, total 1 an.
- 2019–2020 : **Participation groupe de travail “Alternatives au glyphosate en grandes cultures. Evaluation économique.”**
 - Co-encadrement avec A. Carpentier (INRAE) CDD M. Roignant (6 mois).
- 2018-2021 : **EXPESIGNO**, Projet région Auvergne-Rhône-Alpes (AAP). Expérimentation de la réactivité des ménages aux signaux des opérateurs des systèmes énergétiques.
 - Co-encadrement 2 stages financés (4 mois, avril–juillet 2020) Master 1 Chargé d'études Economiques et Statistiques, avec B. Roussillon et D. Llerena.
- 2017-2021 : **ECO-SESA**, Smart Energies in districts. “Cross Disciplinary Project” Univ. Grenoble Alpes IDEX. Participation au front de recherche : “Emerging behaviors, from individual to communities”.
- 2018-2021 : **ANR Diet+**. <https://www6.inra.fr/dietplus/>.
 - Encadrement stage financé Master 1, R. Fares, UGA. (3 mois, été 2018).
- 2017-2018 : **PhytoAlim**, Pesticides et Alimentation: des enjeux de développement durable. , **Responsable scientifique**. Initiatives de Recherche Stratégiques (IRS), Accueil nouveaux arrivants (8 100€), Univ. Grenoble Alpes IDEX. Le projet s'inscrit dans les champs de l'alimentation et l'utilisation d'intrants agricoles durables et de l'évaluation économétrique des impacts de dispositifs publics.
- 2014-2017 Projet de Recherche européen **“SUSDIET – Implementing sustainable diets in Europe”** – “EC 7th Framework Programme for Research and Technological Development”. Groupe de travail “Understanding consumer preferences for food and the formation of the whole diets”. <https://www6.inra.fr/sustainablediets>.

- 2014-2017 **Méta-programme DID'IT** - Déterminants et impact de la diète, interaction et transitions. Groupe de travail "Analyses de politiques publiques visant à orienter le consommateur vers une consommation de protéines plus durables".
- 2012-2016 "Les inégalités sociales de nutrition en France".

Encadrement de thèse.....

- Depuis octobre 2022 : co-encadrement Rose Deperrois avec J. Subervie (INRAE-CEEM). Ecole Doctorale Sciences Economiques, Univ. Grenoble Alpes. Titre de la thèse : Réseaux d'agriculteurs et dispositifs publics pour une agriculture sans pesticides.
 - Financement : 50% Univ Grenoble Alpes/IRGA et 50% INRAE.
 - Taux d'encadrement 50%.
- Depuis octobre 2023 : co-encadrement Veira Nahomy Gallo-Aguilera avec J. Subervie (CEE-M). EDEG Montpellier. Titre de la thèse : Public Policies to Promote Alternatives to Chemical Pesticides.
 - Financement : 50% OFB et 50% Région Occitanie.
 - Taux d'encadrement 50%.

Membre de comité de suivi de thèse (CSI).....

- 2024 – : A. Cornier, Directrices de thèse : D. Bougherara (INRAE) et S. Thoyer (INRAE). Sujet de thèse : Rôle des facteurs comportementaux dans l'adoption et la diffusion d'innovations numériques chez les agriculteurs. Ecole Doctorale Economie Gestion de Montpellier, Montpellier, SupAgro.
- 2023 – : M. McCallum. Directeurs de thèse : N. Munier-Jolain, (INRAE) et X. Reboud, (INRAE) Sujet de thèse : Alternatives à l'usage du glyphosate en Grandes Cultures et en Viticulture. École Doctorale "Environnements-Santé", INRAE, Dijon.
- 2022– : S. Ragbi. Directeur de thèse : B. Lamotte (CREG, UGA). Sujet de thèse : Coût et Productivité du travail : Evidence empirique au Maroc. Ecole Doctorale : Sciences Economiques, UGA.
- 2019-2022 : M. Ayoub, Directeurs de thèse M. Matt (LISIS, INRAE) et S. Lhuillery (NEOMA Business School). Sujet de thèse : Stratégies d'innovation ouvertes pour façonner le nouveau paradigme de la bioéconomie. Ecole Doctorale : Sciences Economiques, UGA.
- 2019-2021 : G. Despierre Corporon. Directeur de thèse : F. Ülgen (CREG, UGA). Sujet de thèse : Three essays on the development financing. From failure to new perspectives.. Ecole Doctorale : Sciences Economiques, UGA.

Membre de Jury de thèse.....

- 2022 : R. Sodjahin. Ecole Doctorale Sciences Economiques et Sciences de Gestion (EDGE), Institut Agro, Rennes. Sujet de Thèse : Evaluation économique des effets des successions culturales et des systèmes de cultures : une analyse empirique. Directeurs de thèse : A. Carpentier (SMART, INRAE, Institut Agro) et F. Femenia (SMART, INRAE, Institut Agro).
- 2021 : M. Lambotte, Université de Bourgogne. UMR CESAER. Sujet de Thèse : Conséquences économiques et environnementales d'un changement de production et de consommation vers des aliments sous signe de qualité. Directeurs de thèse : V. Bellassen (INRAE, CESAER) et S. De Cara (INRAE, PSAE).
- 2021 : G. Despierre Corporon. Univ Grenoble Alpes. Laboratoire CREG. Sujet de thèse : Three essays on the development financing. From failure to new perspectives. Directeur de thèse : F. Ülgen (CREG, UGA).

Bourses et prix.....

- 2020 : Soutien Mobilité internationale (SMI), CNRS : 6000 €.
- 2017 : XV European Association of Agricultural Economists congress (EAAE, trienal) Parma. "Winner Best Poster Paper Award" pour l'article : "Assessing the distributional effects of emission-based carbon taxes on food" avec F. Caillavet (INRA-ALISS) et V. Nichèle (INRA-ALISS).

Enseignements et activités pédagogiques

Enseignements.....

● Formation doctorale

- 2017, STATA Econométrie, EDSE, UGA ;
- 2017, Introduction à STATA, Collège doctoral, Comue UGA ;
- 2016, Introduction à l'économétrie, Cours, Ecole doctoral Sciences Economiques (EDSE), UGA.

● Master 2

- Depuis 2016, Analyse empirique des marchés, CM et TD, 30 ECTS. Master 2 Business Data Analyst (anciennement Master 2 Chargé d'études économiques et statistiques), FEG, UGA ;
- 2016 et 2017 "Applied Econometrics for Energy", CM, 18 ECTS, Master 2 Economie de l'environnement, de l'énergie et des transports, Parcours Economie de l'énergie et développement durable, FEG, UGA.

● Master 1

- 2022 à 2024, CM/TD, 30 ECTS, Méthodes Quantitatives et Statistiques pour la transition Ecologique, Sciences Po, Grenoble ;
- 2023 et 2024, Séminaire Master 1 GODI, 6ECTS, FEG, UGA ;
- 2013-2015, TD Séries Temporelles, Master 1 Économie Appliquée, UPEC ;
- 2011-2012, TD Econométrie Appliquée, Master 1 Économie-Gestion mention Economie managériale et industrielle, Université Panthéon-Assas.

● Licence 3

- Depuis 2017, Econométrie 1, CM et TD, Licence Economie Gestion, Parcours Economie Appliquée, FEG, UGA ;
- Depuis 2017, Econométrie 2, CM et TD, Licence MIASHS & Licence Economie-Gestion Parcours Economie Appliquée, FEG, UGA.
- 2019 à 2022, "Forecasting tools for business and economics", CM/TD, Parcours Managerial Economics for international Markets, FEG, UGA ;
- 2007 à 2012, TD Introduction à l'économétrie, Licence Economie, Université Panthéon-Assas.

● Licence 2

- 2015-2019 Macroéconomie, CM et TD, Licence 2 Economie Gestion Langues, FEG, UGA.

● Licence 1

- 2015 à 2019, Statistiques descriptives, CM et TD, Licence Economie Gestion Langues, FEG, UGA ;
- 2018, Analyse Economique, CM, Licence Economie Gestion Langues, FEG, UGA.

Missions d'enseignement à l'étranger.....

- Octobre 2019 : Académie du Commerce extérieur de Russie, RANEPA, Université de Finances, Moscou, Russie. Mission d'enseignements 4 jours. <https://unecon.ru/info/francuzskaya-dekada-v-dekabre>
- Décembre 2018 : Académie du Commerce extérieur de Russie, RANEPA, Université de Finances, Moscou, Russie. Mission d'enseignements 5 jours. <https://unecon.ru/info/francuzskaya-dekada-v-dekabre>
- Avril 2018 : Kyiv National University of Trade and Economics (KNUTE), Kiev, Ukraine. Programme ERASMUS+ Mission d'enseignements 5 jours. Lien : <https://www.knteu.kiev.ua/blog/read/?pid=25068en>
- Décembre 2017 : The St. Petersburg State University of Economics (UNECON), St. Petersburg, Russie. Mission d'enseignements 5 jours. Programme ERASMUS+ MIC. Séminaire de recherche (Chaire d'Economie et de Statistiques) et Enseignements (macroéconomie).
Lien : <https://unecon.ru/info/francuzskaya-dekada-v-dekabre>

Responsabilités pédagogiques.....

- Depuis septembre 2017 : Responsable pédagogique de la Double Licence Economie-Gestion/Langues, de la Licence 1 à la Licence 3, Filière sélective, 35 étudiants, Univ Grenoble Alpes.
 - Présidence et participation commissions admissions (L1–Parcoursup, 1000 candidatures/an, L2, L3) ; présidence Jury ; Coordination et encadrement stages (obligatoires) ; Rapports HCERES ; accréditation ; traduction des diplômes en compétences.
- Septembre 2019 à septembre 2021 : Montage et responsable pédagogique de la Licence 3 *Managerial Economics for International Markets (MEFIM)*, Filière sélective, enseignements intégralement en anglais, étudiants internationaux, 35 étudiants, Univ Grenoble Alpes (partenariat Faculté d'Economie et IUT2).

Encadrements liés aux activités pédagogiques.....

- Depuis 2021 : Suivi Alternant, un étudiant par an, Master 2 Business Data Analyst (Anciennement C2ES).
- Depuis 2017 : Encadrement des stages, Licence 2 EGL. Stages de 4 semaines minimum à l'étranger. Environ 30 étudiants par an.
- 2021 : Présidence Jury Validation des Acquis de l'Expérience (VAE) O. BENZAADA pour l'obtention du Master MEEF Second degré, parcours Economie-Gestion.
- 2017 et 2019 : Encadrement projets tutorés Master 2 C2ES.
- 2017 à 2019 : Participation soutenances Master 2 C2ES, Univ Grenoble Alpes (2/3 par an).

Responsabilités institutionnelles

Responsabilités et mandats

- Depuis 2023 : Membre élue au Conseil National des Universités (CNU) section 05.
- Depuis 2023 : Membre au Conseil de laboratoire du GAEL, Univ Grenoble Alpes.
- Depuis 2021 : Membre élue à la Commission Commune des Composantes Élémentaires hors composante académique (C3E), Univ Grenoble Alpes.¹
- Depuis 2020 : Membre élue au Conseil d'UFR de la Faculté d'Economie de Grenoble, Univ Grenoble Alpes.

Membre de comités de sélection

Postes permanents

- 2024, comité de sélection MCF, MCF 05 - Université Grenoble Alpes, Faculté d'Economie de Grenoble, laboratoires GAEL. Vice présidence.
- 2023, comité de sélection MCF, MCF 26 - Université Grenoble Alpes, Faculté d'Economie de Grenoble, laboratoires GAEL et LJK. Vice présidence.
- 2022, comité de sélection ingénieur d'étude INRAE.
- 2020, comité de sélection MCF, MCF 05 - Université de Bourgogne, DSEP-LEDi.
- 2019, comité de sélection MCF, MCF 05 - Univ Grenoble Alpes, Faculté d'Economie de Grenoble.
- 2018, comité de sélection MCF, MCF 06 - IUT Louis Pasteur, Université de Strasbourg.

En tant qu'EPE cette commission de l'UGA est composée de représentants des conseils des composantes élémentaires. Cette commission formule les avis mentionnés à l'article 73 (points 5 à 12), rendus, dans le cas des composantes élémentaires regroupées, par le conseil de la composante académique sans personnalité morale. Cette commission formule des avis RH (notamment avancements, CRCT, mobilités, COS, classement des COS).
voir:<https://www.legifrance.gouv.fr/loda/id/LEGISCTA000039310453>

Postes temporaires

- 2024, 2023, 2022, 2018, 2017, 2016 : ATER, Faculté d'Economie de Grenoble, Univ. Grenoble Alpes. (Evaluation 5/8 dossiers par membre par an).
- 2022 : Enseignant-Chercheur contractuel, Faculté d'Economie de Grenoble, Univ. Grenoble Alpes.

Autres activités collectives et animations scientifiques

Activité d'expertise.....

- Juillet 2022- Juillet 2024 Expert groupe de travail (GT) "Impacts socio-économiques cuivre", Agence Nationale de Sécurité Sanitaire de l'alimentation, de l'environnement et du travail (ANSES).

Activités d'évaluateur dans revues à comité de lecture.....

European Review of Agricultural Economics (2024), Wine Economics and Policy (2024), Cahiers de l'Agriculture (2024), Nature Plants (2023, 2022), Systèmes Alimentaires (2019*2), Food Policy (2020, 2019, 2018*2, 2017), Review of Agricultural, Food and Environmental Studies - RAFF (2020, 2019*2), Journal of Agricultural and Food Economics-JAFE (2021), Public Health Nutrition (2017), Journal of Agricultural Economics (2018), Economie Rurale (2018, 2017).

Animation scientifique, comités scientifiques et évaluateur pour conférences.....

- 2024 Organisation "22nd International Workshop on Spatial Econometrics and Statistics", Grenoble, Mai 23-24, 2024. <https://sew2024.sciencesconf.org>.
- Depuis 2017 Comité scientifique des Journées de Recherche en Sciences Sociales (JRSS). Une conférence par an, évaluation des contributions (Environ 10/15 évaluations par membre du comité scientifique par an). <https://www.sfer.asso.fr>
- 2023 Evaluations "European Association of Agricultural Economists, EAAE", Trienal.
- 2020 et 2021 Evalueur pour l'"The International Association for Energy Economics", prévu juin 2020, report juin 2021. <https://iaee2021online.org>.
- 2016-2018 Co-organisation du séminaire du laboratoire GAEL (16 séminaires en 2016/2017 ; 19 séminaires en 2017/2018).
- 2015, 2018, 2021 Evalueur pour l'"International Conference of Agricultural Economists (ICAE)" (Trienal).

Autres

- **Langues** Français (langue maternelle) - Anglais (Intermédiaire) - Espagnol (Lu, parlé).
- **Logiciels** STATA, R, SAS, Gretl.
- Word, Excel, Access, Power Point, L^AT_EX.

Travaux caractérisant au mieux mes activités de recherche

La liste des travaux que j'inclus dans ce dossier illustre mes recherches et leur évolution. Elle est constituée de trois publications (CNU A), dont deux sont en ligne. Concernant la troisième je joins à ce dossier la version renvoyée à l'éditeur en juillet 2024, qui diffère du working paper ; le résumé d'un rapport réalisé dans le cadre du plan de sortie du glyphosate commandée par le premier ministre ; Une version revue d'un working paper, elle diffère également du working paper suite à un rejet qui incluait des rapports très constructifs, le papier a été revu et modifié dans ce sens, sa nouvelle version a été soumise en septembre 2024.

Publications

- 2024, Accepté pour publication dans Energy Journal (CNU A), “*Intrinsic Motivation to Promote the Development of Renewable Energy : A Field Experiment from Household Demand*”. A. Fadhuile, D. Llerena et B.Roussillon.
GAEL Working Paper numéro 01/2023. [<https://hal-cnrs.archives-ouvertes.fr/hal-03977597>].
La version renvoyée à l'éditeur est présentée page 78, l'editing est en cours.
- “*Assessing the distributional effects of carbon taxes on food : Inequalities and nutritional insights in France*” avec F. Caillavet et V. Nichèle, “*Ecological Economics*”, Volume 163, Pages 20-31, September 2019. (CNU A), page 130.
- “*Taxing Animal Products for Sustainability: Environmental, Nutritional and Social Perspectives in France*” avec F. Caillavet et V. Nichèle. “*European Review of Agricultural Economics*”, Vol 43 : Issue 4, pages 537-560. Sept 2016. (CNU A)
[<https://doi.org/10.1093/erae/jbv041>], page 106.

Rapport

- “*Alternatives au glyphosate en grandes cultures. Evaluation économique*”, A. Carpentier, A. Fadhuile, M. Roignant, M. Blanck, X. Reboud, F. Jacquet, C. Huyghe. Contrat INRAE. 2020, 161 pages. [[DOI10.15454/9gv2-3904](https://doi.org/10.15454/9gv2-3904)].
Résumé exécutif : A la demande du Premier Ministre et des Ministres en charge de

l’Agriculture et la Transition Ecologique et Solidaire, dans le cadre du plan de sortie du glyphosate. 2020, 17 pages, voir page 142. Seule la note de synthèse est jointe, elle présente les résultats uniquement. Le rapport final, en ligne présente le détail de la méthode et l’ensemble des résultats économétriques de ce travail. voir le rapport en ligne pour la présentation détaillée : <https://www.inrae.fr/actualites/alternatives-au-glyphosate-grandes-cultures-evaluation-economique> [DOI : 10.15454/7wxe-yv47].

Documents de travail en ligne

2024, Soumis “*Social Learning to Reduce Pesticides.*” R. Deperrois, A. Fadhuile, J. Subervie, voir page 159.

Précédente version, en ligne :

- GAEL Working Paper numéro 06/2023. [RePEc:gbl:wpaper:2023-06].
- CEE-M Working paper 2023-12 [<https://hal.inrae.fr/hal-04223356>]

Intrinsic Motivation to Promote Demand Flexibility: A Field Experiment from Household Demand

Adélaïde Fadhuile, Daniel Llerena*, and Béatrice Roussillon*.*

ABSTRACT

In this article, we design a non monetary demand response program to increase the share of intermittent renewable energy in the electricity production mix. We conduct a randomized field experiment over two years based on 165 households. We collect unique high-dimensional electricity data on 30-minute household electricity consumption giving more than 6 millions observations. We introduce demand response with nonmonetary incentives coupled by a set of nudges addressing the cognitive biases that impede the optimization of electricity consumption and thus demand flexibility. Using a difference-in-differences approach, we estimate the effect of our non monetary demand response program on electricity consumption. Our results are encouraging, as demand was successfully decrease by 21% during the peak load event and increased by 17% during the peak energy production event.

Keywords: flexibility, randomized field experiment, energy conservation, nudges.

D9, C93, Q41

1. INTRODUCTION

For several years now in Europe, public authorities have been stressing the importance to diversify the energy mix, by promoting the penetration of renewable energies (Artelys et al., 2016). Both the urgent energy crisis at the European level and the inflation rates reinforce the need to find a valuable tool to change energy consumption behaviour with non-regressive policy tools. Demand Response programs, which provide financial incentives to customers who can reduce or shift energy use during times of high demand, are well designed to balance the grid in situation of peak load event and to increase the share of renewable energies. However, these programs mainly concern households with electric heating and thus leave out a large part of the population. There are also political obstacles tied to adjusting prices, as seen with the emergence of the yellow jacket movement in France following the implementation of the carbon tax and the anticipated surge in fuel prices. This highlights how changing prices for environmental purposes can create societal and political resistance. Conversely, noneconomic incentives, which are based on psycho-social motivations, are frequently seen as more socially acceptable compared to price adjustments. They may serve as powerful tools for changing consumer behavior over the long run and appear as an appealing solution to induce demand flexibility in a non-regressive way.

To implement demand response programs, recent research compares economic with noneconomic incentives in randomized field experiments and finds the former more efficient than the latter (Murakami et al, 2022; Schaule and Meinzer, 2020; Azarova et al., 2020; Burkhardt et al., 2019; Ito et al., 2018). Using moral suasion as an incentive scheme, Ito et al. (2018) implement a random control trial in Japan over 18 months and find that nonmonetary incentives are less effective than

*Univ. Grenoble Alpes, CNRS, INRAE, Grenoble INP, GAEL, F-38000 Grenoble, France.
Corresponding author Adélaïde Fadhuile, E-mail: adelaide.fadhuile@univ-grenoble-alpes.fr.
Send correspondence to GAEL, BATEG, 1241 rue des résidences - 38400 Saint-Martin-d'Hères, France.

economic ones and exhibit habituation. Similarly, Burkhardt et al. (2019), comparing economic incentive and the provision information with energy conservation appeal, find a strong effect of peak pricing intervention (14% decrease) but almost no effect of their energy conservation appeal. Hence, intrinsic motivation playing on moral suasion has for now proven insufficient to induce substantial energy conservation effort. Additionally, energy conservation is difficult to achieve, as it suffers from many cognitive biases resulting in overconsumption. Nudges may help to overcome this cognitive bias and reinforce the intrinsic motivation to undertake energy conservation effort (Andor and Fels, 2018; Schubert, 2017). However, the effect of one particular nudge seems insufficient to achieve a large effect and the necessary flexibility required for grid management (DellaVigna and Linos, 2022).

In this paper, we investigate whether noneconomic incentives can induce sufficient energy conservation efforts during two years to be a useful tool in grid management, and motivate consumers, including those without electrical heating. We conducted a field experiment on 165 households in the Grenoble area in France, from June 2019 to October 2021, in which we randomly distributed nonmonetary incentives aimed at discouraging demand for coal-fired power plant during peak consumption during winter and encouraging demand for renewable energy during peak production during summer. More particularly, we focused on intrinsic motivations to induce a change in consumption and reinforced it with an intervention that comprises: i) a noneconomic incentive scheme, ii) a commitment device and iii) a feedback mechanism. In our analysis, we evaluate the impact of this triptych on the energy conservation effort, looking at the overall impact of our intervention as well as the impact of repeated interventions over time.

We collected an original dataset for household electricity consumption over two years every 30 minutes, resulting in a final sample of more than 6 million observations, or an average of 36,000 observations per household. We implement a demand response program with a peak load event and peak energy production event to encourage the flexibility of households. Participants were randomly assigned to one control group and one treated group, this latter receiving the nudge. Participants of the treated group were asked to lower their consumption during peak load events and increase it during peak energy production events. Using a difference-in-differences approach, we estimate the effect of the nudge on electricity consumption comparing the consumption between the two groups during all the experiment. First, our results indicate that our incentive mechanism is an efficient tool to change electricity consumption during the peak periods. Indeed, demand was successfully decreased by 21% during the peak load event and increased by 17% during the peak energy production event. Our results show that the noneconomic incentive coupled with the set of nudges succeeded in making our participants willfully adapt their consumption to both types of peak events. Second, taking advantage of repeated interventions enables us to analyze whether the stimuli, i.e. the peak events generates habituation or dishabituation. We find no evidence of habituation or dishabituation in our analysis. We conclude that our nudge is a promising tool for demand response programs at a very low cost for both consumers and policy makers.¹

The current paper is organized as follows. Section 2 reviews the literature. Section 3 describes the design and the protocol of the field experiment. Section 4 presents the empirical analysis and discusses the results. Section 5 concludes and proposes policy implications.

¹Even if the calendar of our experiment included all the COVID-19 period, our analysis do not consider precisely this period. However, due to the randomization of participants between our two groups, the effect of the COVID-19 may be identical between the two groups, thus we have good reason to believe that we are correctly measuring the effect of our nudge on electricity consumption during the alerts.

2. LITERATURE REVIEW

The main flexibility levers of the electrical system to ensure the balance of supply and demand are related to storage and demand management. Storage capacity seems, however, unlikely to fully compensate for supply volatility (Giulietti et al., 2019). The viability of a future green power market depends critically on a number of innovative ways to increase demand elasticity. Demand response programs that may influence consumers towards more flexibility by willfully agreeing to decrease their energy use in response to demand response programs are seen as central in this context (Palensky and Dietrich, 2011). Until recently, dynamic tariffs were considered the gold standard for demand response programs (Buckley, 2020; Faruqi and Sergici, 2010). Only a few recent studies have used noneconomic incentives to implement demand response programs with mixed results (Ito et al., 2018; Brandon et al., 2019). In this study, we implement one intervention aimed at inducing demand flexibility in one treated group with a control group to measure its impact. This intervention is composed of a triptych of levers: i) a noneconomic incentive scheme, ii) a commitment device and iii) a feedback mechanism.

Economic incentives do not appear to be sufficient to manage demand response programs Stewart (2020). They mostly concern households with electrical heating and therefore set aside a large part of the population. In France, 37% of the population have an electric heating, see SDES (2022)). If we want to tackle all the household energy consumption we need another type of incentive scheme. Intrinsic motivation can be used to promote energy conservation effort where participants are called upon adapting their energy consumption downward and upward. Social rewards and economic rewards are incentives that have been shown to increase effort: the former calls for self- and social-image motivation, whereas the latter applies the basic principle of economic incentives (Bénabou and Tirole, 2006). The introduction of renewable energy will help stop using the coal-fired power plant and thus contribute to the fight against global warming. Thus, energy conservation effort can be seen as a pro-environmental gesture. The motivation behind these pro-environmental behaviors relates to impure altruism, which is mainly driven by intrinsic motivation (Andreoni, 1989). Hence, warnings about peak day events should generate social incentives to make conservation efforts.

Social rewards have already shown promising results in other areas, such as water consumption and energy consumption (Maas et al., 2017; Asensio and Delmas, 2016), but there are only a few studies examining how noneconomic incentives can be used in demand response programs. Most of them are recent and aim to compare economic with noneconomic incentives (Schulte and Meinzer, 2020; Burkhardt et al., 2019; Azarova et al., 2020; Ito et al., 2018). Their results indicate that noneconomic incentives achieve small and not persistent effects (Ito et al., 2018; Burkhardt et al., 2019; Azarova et al., 2020). Those studies document an effect of approximately 15% for economic incentives, whereas noneconomic incentives will achieve an 8% decrease at best and suffer from habituation (Burkhardt et al., 2019; Azarova et al., 2020; Ito et al., 2018). Brandon et al. (2019) find no habituation when implementing a noneconomic incentive (Peak Energy Report) but they coupled it with Home Energy Report and only register 3 peak events over a one-month period.

The only study showing promising results for noneconomic incentive is the one of Pratt and Erickson (2020). They conduct a large-scale experiment over 16,000 households in the U.S. and find that the program achieved a substantial 13.5% decrease in energy use during the peak annual event in August 2018. However their noneconomic incentive do not directly relate to moral appeal regarding energy conservation effort and was \$1,000 donation from the municipally owned utility to a local charity. Hence, noneconomic incentives produce mixed results, and we believe that they probably need to be complemented with other nudges to achieve the necessary level of reliability and flexibility.

Energy conservation efforts, and, thus, demand response programs, suffer from cognitive bias that makes energy consumption optimization difficult. First, electrical energy consumption is invisible to households because it is not consumed for its own sake but for the uses to which it is put (Lesic et al., 2018; Attari et al., 2010). People have little knowledge about when they are consuming

and what actions are energy intensive (Hargreaves et al., 2010). Thus, it is difficult to act upon reducing their energy consumption, as they have no real idea of what they can concretely do and when. Second, efforts in energy consumption result in delayed benefits. Thus, energy conservation behavior suffers from time inconsistency, i.e., when viewing the energy bill, the consumer would like to make an energy conservation effort, but when the day comes, he or she would rather take a bath and have comfortable heat in the house than undertake actions to reduce energy consumption (Van Houwelingen and Van Raaij, 1989). The monetary (discounted) reward from energy conservation behavior is still relatively small compared to the (immediate) cognitive and comfort cost of optimizing energy consumption. Finally, consumers may be uncertain about the expected return from their efforts and their ability to make those efforts. This distortion of one's own preferences is induced by present bias. Nudges can be used to solve those internalities (Loewenstein and Chater, 2017; Schubert, 2017; Abrahamse et al., 2005). However, DellaVigna and Linos (2022) demonstrated the limited power of the use of only one nudge. After examining 165 RCTs (Randomized Control Trial), 90% unpublished from the nudge units, they find an impact between 1 and 2 percentage points in RCTs when set up by the nudge unit and around 8.7 percentage points for publications in academic journals. Similarly, (Charlier et al., 2021) experimenting in a tertiary building, find that moral appeal used alone to have no effect but effective when complemented with a nudge on "social comparison" and a reminder.

To address the problem of insufficient knowledge about one's energy consumption, participants can be informed about useful actions regarding energy flexibility and these actions can be labelled according to their impact. Empirical studies suggest that informing consumers with tips on energy saving helps them decrease their energy consumption (Andor and Fels, 2018; Ruokamo et al., 2022) and help choosing greener alternatives (Cardella et al., 2022). Ruokamo et al. (2022), in a random control trial implemented in Finland, underline the necessity to couple a nudge (social norm) with usage feedback and energy savings tips to induce a substantial reduction in electricity consumption of 10% during wintertime. Offering information on the necessary actions empowers consumers to adapt and take steps to manage their electricity consumption. Kahn and Wolak (2013) show how the provision of information on potential actions can help implement demand response program. They also highlight the heterogeneous effects that an information campaign can have according to the situation of participants. It shows that providing information to participants with high marginal cost will reduce their consumption, while consumers with low marginal cost will increase it. In addition, labelling the different actions according to their power impact decrease the cost of information acquisition and defeat potential biased beliefs about the value of different energy conservation actions (Andor and Fels, 2018).

To overcome the present bias, people can be asked to commit to certain actions. People may sometimes exhibit time-inconsistent preferences (O'Donoghue and Rabin, 1999). Commitment devices are a set of interventions that allow individuals "to lock themselves today into the action that they want to take tomorrow" (Allcott and Mullainathan, 2010). They provide a source of motivation that helps individuals to overcome such time-inconsistent preferences (Van Houwelingen and Van Raaij, 1989). When the commitment appeals to a personal norm, the individual main goal is to satisfy his or her own defined expectations. In contrast, a public commitment creates expectations by others, thereby leading to social pressure (Abrahamse et al., 2005). In our setup, no goal was defined in the sense that the participants did not commit to a particular level of energy performance. However, we asked the participants to commit to particular actions, and these actions were personalized to each person. Thus, even if the participants did not commit to a particular level of energy reduction, they committed to a number of actions that they could perform independently of one another and therefore could be understood as goals: "I have taken all the actions that I have committed to", or "I have failed to perform one or two actions". Participants did not have to advertise their commitments publicly. Thus, their commitment plays only to their own personal norms.

As consumers are imperfectly informed about the inputs required for energy conservation efforts, feedback can foster consumer learning and induce behavioral change (Carroll et al., 2014;

Jessoe and Rapson, 2014; Asensio and Delmas, 2016; Houde et al., 2013). Aggregated feedback has only limited potential, but behavior-specific feedback seems promising (Tiefenbeck et al., 2019; Asensio and Delmas, 2015). As suggested by Cappa et al. (2020), feedback may also increase the engagement of the household. The recreational aspect of the scientific feedback may act as a motivational tool for our participants. We send participants feedback taking the form of a load curve so that they can learn what action is the most effective. A similar combination of nudges has already been implemented in energy saving studies with encouraging results (Abrahamse et al., 2007). Byrne et al. (2021) document that appliance-specific feedback is a powerful tool to curb electricity consumption. They found that the treated group significantly reduced their average air conditioning usage by 17%. We choose in our case to concentrate on the person's own performance when there is a call for flexibility. Hence, we send to the participant their load curve associated with their theoretical or business as usual consumption for the day.

The literature in psychology has documented habituation and dishabituation as potential long-term effects of particular stimuli (nudge or governmental behavioral intervention). Habituation implies that repeated presentation of a stimulus (an intervention or a nudge in our case) might cause a decrease in reaction to the stimulus (Thompson and Spencer, 1966; Groves and Thompson, 1970; Rankin et al., 2009). For example, experiments have shown a strong reaction of animals such as rats to a stimulus when it is presented for the first time, but their reaction tend to gradually decrease when the same stimuli is repeated over time. Hence, we tested whether our intervention tends to be less effective when it is repeated over time. The dishabituation is the fact that the stimulus can again create a strong reaction when it has been stopped for some time. In our case, dishabituation is that the nudge can again be effective after some period without nudges. This question is particularly relevant in our context, as peak load event alerts or messages can be seen as repeated stimuli.

3. MATERIALS AND METHODS

3.1 Treatments

We conducted a field experiment on households in the Grenoble area in France from June 2019 to October 2021. We have one treated and one control group. People are not well informed about the challenges associated with the introduction of renewable energy and the necessity to increase demand flexibility. In the beginning of our experiment, we present to the participants the need to introduce more renewable energy into our production mix and the challenges it creates. Particular attention was called to the gap between "production times" and "consumption times". To cope with this mismatch and to meet the need for constant balancing between electricity demand and production, the flexibility of household consumption was highlighted as one of the main solutions to avoid the use of polluting Coal and gas-fired power station. This first presentation was done to both control and treated groups.²

Our treatment consists of the implementation of a set of 3 coupled demand-side flexibility devices: i) a noneconomic incentive scheme, ii) a commitment device and iii) a feedback mechanism. These three devices constitute our "triptych" of behavioral insights experimented in our field experiment. We wish to compare the impact of this triptych on the treatment group to the control group and analyze the impact of our repeated intervention over time.

For the treated group, we design two types of peak events when flexibility demand will be required: the Orange period in winter from 6:00 PM to 8:00 PM, where there is a peak in energy demand with maximal use of coal and gas-fired plants and the Green Period in summer from 12:00 AM to 3:00 PM, where there is a peak in renewable energy production. The day of the Orange period corresponds to the PP1/PP2 days of the French grid management agency.³ These days represent days of peak load events where the grid is particularly difficult to balance. This choice was motivated by

²The whole instructions are translated available upon request. The main illustrations are provided in the Appendix A.

³See <https://www.services-rte.com/en/view-data-published-by-rte/pp1-and-pp2-signals.html>

the need to be as realistic as possible for households in terms of the voltages that exist in the French power grid during the winter. We have a significant number of orange alerts over the two winters, i.e. 9 alerts in 2019/2020 and 12 alerts in 2020/2021 (see section 3.2.6 for a description of the timing). As there is no counterpart for the Green period, the electrical engineering laboratory to which specialty is on grid balance determines which days solar energy production will be at the maximum and needs a corresponding increase in demand. The determination of the Green alerts and their validation are presented in details in Shahid et al. (2021).

3.1.1 Noneconomic incentive scheme

We inform the treated group that they will receive a text message alerts to warn them about the Orange Period and Green Period. The message will be the following for the Orange alert and the Green alert.

Orange period: *Tomorrow, the X Day of month, from 6:00 PM to 8:00 PM; a peak load is anticipated with maximum use of coal and gas-fired power station.*

Green period: *Tomorrow, the X Day of month, from 12:00 AM to 3:00 PM; a peak in renewable energy production is anticipated with maximum production of solar energy.*

We told them that they would receive a maximum of 30 alerts per year in total. For each Orange or Green period on day D, we sent them i) an alert via a text message the day before (D-1) between 7:00 PM and 7:30 PM and ii) a second reminder text message on day D at 7:30 AM.

3.1.2 Commitment device

In June 2019, we present them a list of actions that they could undertake to be more flexible, for the Orange periods and for the Green periods, with each action being color-coded based on its power, in the spirit of a traffic light. We asked them to personalize the list of actions according to their electrical appliances and habits: the potential actions.⁴ Then, we ask them to commit to the actions they plan to undertake when there is an alert within this personalized list of actions: the committed actions. At each alert, they receive a text message the day before the alert to remind them of their committed actions.⁵

Orange period: *you have committed not to [list of actions that the participants have committed at the beginning of the study].*

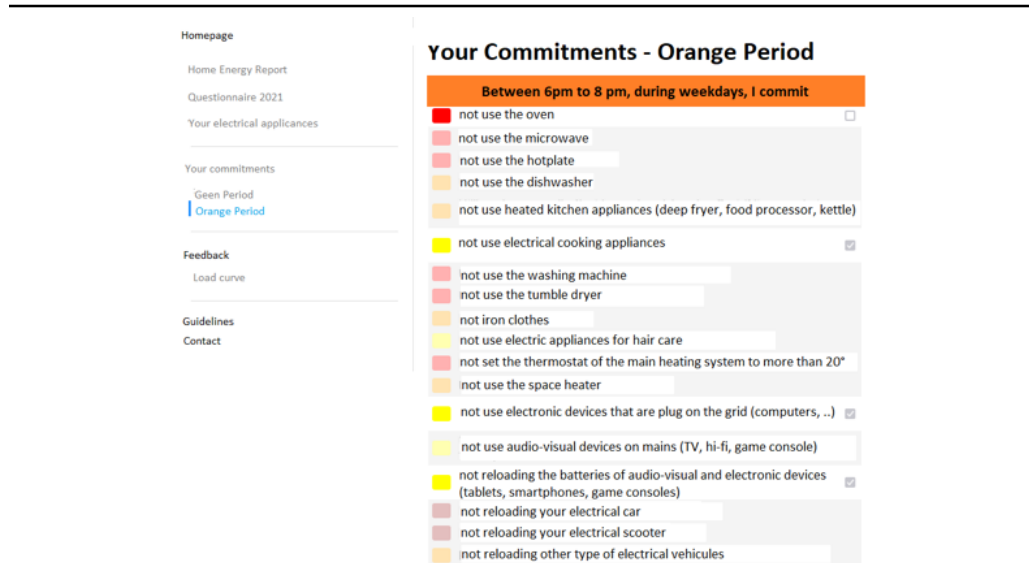
Green period: *you have committed to [list of actions that the participants have committed at the beginning of the study].*

All along the experiment, the participants can consult both the potential and the committed actions on a dedicated website (see section 3.2.3). For example, for the Orange periods, the Figure 1 shows the page on the site where the participant could consult the list of flexible actions. In this example, the participant first discarded the actions that cannot be taken because he does not have the appliance or were not concerned by his habits between 6:00 PM and 8:00 PM, i.e. the potential actions. Then he or she selected 3 actions out of the remaining 4, i.e. do not use electrical cooling appliances, do not use devices plugged on the grid and do not reload batteries of electronic devices, i.e. the committed actions.

⁴The Figure A.2 presents the list of all the flexible actions and their corresponding color code for the orange and green alerts. We designed this list with the help of the electrical research engineer from G2Elab.

⁵In behavioral economics, the term “commitment” is used to describe a self-commitment, i.e. a commitment made to oneself without penalties associated with non-fulfillment (Carlsson, 2021).

Figure 1: Commitments of one random participant for an orange period, with the corresponding color code.



3.1.3 Feedback mechanism

The feedback system on participants' electricity consumption for the different Orange or Green periods consists of a text message inviting the participants to consult their personal page⁶ on the study website where they could find the consumption curves for each alert day, namely, their real load curve, made with the data from the smart meters at a step of 30-minutes, and a "reference" load curve which is a computation of the usual consumption at that time of the day. This reference load curve is calculated, for each half-hour of the alert periods (6:00 PM to 8:00 PM or 12:00 AM to 3:00 PM), by the average of the previous day's consumption and the highest consumption recorded in the last 5 days over the same time periods (6:00 PM to 8:00 PM or 12:00 AM to 3:00 PM). The reference load curve intends to represent what the household's consumption would have been without any action on their part.⁷ There is an example of a feedback curve in the Appendix A, Figure A.3 for an Orange period.

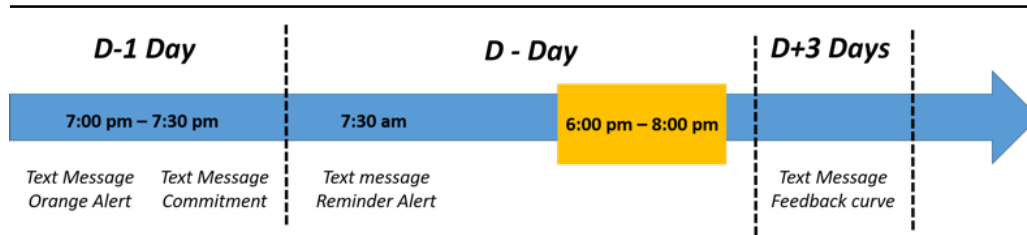
To sum up the timeline for an alert (see Figure 2), there is i) an alert via a text message the day (D-1) before between 7:00 PM and 7:30 PM, ii) a reminder text message on the commitments of each participant made at the beginning of the study the day before and at the same time (D-1) between 7:00 PM and 7:30 PM, iii) a final reminder text message on day D, at 7:30 AM, and iv) a few days later (usually 3 days later), a text message inviting the participants to consult their feedback curve. Households received at least four text message per alert day.

Our intervention shares concerns about potential demand effect associated with the implementation of public policy studies, but we anticipate mitigating factors in our approach. The treated group commit to their actions in June, while the alerts took place in the winter and at participants' homes, minimizing potential demand effects. Additionally, only the initial questionnaire was conducted in a laboratory setting, with all subsequent surveys administered online with no interaction with the researcher further reducing the likelihood of demand effects.

⁶See the Appendix A for details.

⁷Details of the design of the feedback curve and its validation can be found in Shahid et al. (2021b).

Figure 2: Timeline of the text message sending



3.2 Experimental Procedures

3.2.1 Sample

The recruitment process was carried out between March and May 2019 via a publicity campaign using flyers placed in letterboxes and emails sent to subjects already present in the laboratory panel on the other. The people listed as students were excluded. At this stage of the recruitment process, the information given to individuals was limited to the following message : “The Grenoble Applied Economics Laboratory (GAEL UGA) is looking for volunteers to take part in a study on energy consumption behavior. This public research project, funded by the Auvergne-Rhône-Alpes Region and the Programme d’Investissement d’Avenir, aims to observe your household’s daily electricity consumption in order to better understand your consumption habits”. Interested individuals were invited to visit the laboratory’s recruitment website to complete a general questionnaire. The main information collected concerned the type of housing, the composition of the household, the socio-professional category, the presence of a smart meter for the residence, the type of heating, etc.

On the basis of this information, a selection process was carried out to respect the criteria for participation in the study: households comprising at least 2 people, with a smart meter, without a specific electricity supply contract. For the latter, this means that all the households with dynamic pricing contracts were excluded and therefore a lot of household with electrical heating. Of the 686 people who responded to the online questionnaire, 238 participants met the criteria and were invited to participate in the study. Of these, 27 did not respond to the invitation.

Out of the 211 people invited to the sessions, 193 actually turned up. However, after processing the information collected during the session, 173 households that were finally retained (some households did not have a smart meter compatible with the collection of electricity consumption or did not follow up on our requests to register their consent). Finally, 8 households had to be eliminated from the experiment due to failures in consumption readings via their smart meters or home relocation during the study.

As indicated above, the experimental design of the study was based on one treatment and a control group. The allocation of the selected participants between the two treatments was carried out on the basis of the strictest possible equivalence rule for each of the following criteria: the number of people in the household, the size of the dwelling, the presence or absence of household members in the home at least 3 days per week, and the number of household appliances in the home.

3.2.2 Instructions

Depending on their treatment assignment, participants were invited to attend a study presentation session. The organization of the sessions ensured that there was no communication between subjects belonging to different treatments. This organisation guarantees the non contamination of the control group by the treated group. These sessions took place at the Faculty of Economics in late June/early July 2019.

The presentation of the instructions respected the usual conditions applied to experimental economics sessions: respect for the anonymity of the participants, no communication between the participants, reading of the instructions by the researchers, etc. To avoid any strategic behavior, especially in terms of the responses concerning the participants' commitments, the principle of increasing information in several phases was adopted. The day of their arrival, the subjects' only information was that it was a study on energy consumption behavior and the development of renewable energy. On arrival, each participant was given a personal code to keep them anonymous. The sessions included between 16 and 25 participants from the same treatment. The participants had to complete a very detailed questionnaire about their electrical appliances and their habits. We also asked them sociodemographic questions. These questionnaires were updated each year. All in all, participants stayed in the laboratory between 1h30 and 2h00. We also conducted a postexperiment questionnaire asking more qualitative questions.

3.2.3 Communication with households during the experiment

A dedicated website was constructed to communicate with and inform the participants. On the secure and private website (GDPR compliant), all the households were able to consult their profile and modify it (dwellings electrical appliances and habits). For the treated group, households were able to consult their commitments and change them when they receive the alert of the Orange or Green period, and consult their feedback curve. The Figure A.1 is a translated screenshot of the homepage of the website created for all the participants.

3.2.4 Monetary compensation

Participation for the entire duration of the study was compensated at 120 euros, paid in three installments for answering questionnaires as follows: 40 euros at the beginning of the experiment, 40 euros in the middle, and 40 euros at the end. This level of compensation was determined by the length of the questionnaires applied to the subjects and by the need to travel to the university site (a total of half a day devoted to our study). It was stressed that no compensation was paid for the retrieval of the data as such or for the follow-up to the actions in the treated group.

3.2.5 Data collection and privacy

The energy consumption data were collected thanks to the smart meter *Linky* at the 30-minute step. During the instructions, we presented the operational conditions for data collection, storage and security provisions applied to the data (both relating to the questionnaires and to electricity consumption). This instruction ended with the collection of the participants' consent for the sharing of their data from the smart meter according to the regulations in force. This consent was collected each year from June 2019 to June 2022.

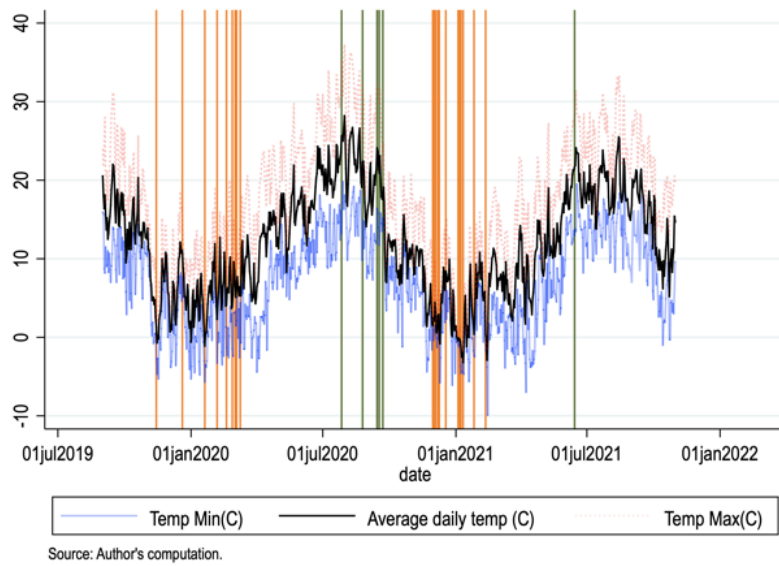
3.2.6 Timing

The experiment lasted slightly more than two years. Participants consent for *Linky* collection from 2019, June to 2022, June. Participants received text during winter and spring for 2020 and 2021, respectively. We chose not to send any alert during the two main holidays of the country, Christmas and the 3 first weeks of August, as well as the weekend. We also choose to stop sending alerts during the first lockdown (March 17 to mid-May 2020). Table 1 presents all the 27 alerts, and Figure 3 presents the average temperature. We have 4 waves of alerts: 2 waves of Orange alerts and 2 waves of Green alerts. As previously mentioned, the triggering of the alerts is totally exogenous, and the number of alerts depends only on weather and grid conditions.

Table 1: Date of load-shedding and shift-shedding periods in treatment

Wave 1 Orange Period (Nov 19-March 20)	Wave 2 Green Period (April 20-Sept 20)	Wave 3 Orange Period (Nov 21-March 21)	Wave 4 Green Period (April 20-Sept 20)
14/11/2019	27/07/2020	30/11/2020	14/06/2021
20/12/2019	25/08/2020	02/12/2020	
20/01/2020	14/09/2020	04/12/2020	
06/02/2020	17/09/2020	07/12/2020	
19/02/2020	22/09/2020	09/12/2020	
27/02/2020		18/12/2020	
02/03/2020		04/01/2021	
04/03/2020		06/01/2021	
09/03/2020		08/01/2021	
		11/01/2021	
		26/01/2021	
		11/02/2021	
Total	9	12	1

Figure 3: Minimum, average and maximum temperatures during the experiment: Orange and Green bars for alerts



4. RESULTS

4.1 Sample and observations

4.1.1 Descriptive Statistics

Our final sample was made up of 165 households: 78 for the control group and 87 for the treated group. The descriptive statistics of these two groups are presented in Table 2. Columns (1) and (2) report the descriptive statistics for our control group and treated group. The main drivers of electricity consumption are household size, size of the house measured in square meters, heating type and the date the building was constructed (see, among others Ruokamo et al. (2022)). The two groups

Table 2: Households Characteristics

	(1)		(2)		(3)	
	Control Mean	S.D.	Treated Mean	S.D.	b	T-test p-value
Housing Size (in m²)	102.23	45.86	98.41	41.37	3.82	(0.58)
Household Size	3.09	1.27	2.93	1.31	0.16	(0.43)
Monthly electricity consumption (kWh)	255.16	240.40	247.65	211.10	7.51	(0.29)
Share of						
At home at least 3 days per week^a	0.46	0.50	0.62	0.49	-0.16**	(0.04)
Home owner^a	0.78	0.42	0.78	0.42	0.00	(0.99)
House^a	0.46	0.50	0.52	0.50	-0.06	(0.48)
Electric heating^a	0.09	0.29	0.09	0.29	-0.00	(0.96)
Heat pump^a	0.05	0.22	0.07	0.25	-0.02	(0.63)
Air conditioner^a	0.06	0.25	0.07	0.25	-0.00	(0.90)
Building date						
Before 1974^a	0.53	0.50	0.46	0.50	0.07	(0.40)
Between 1974 and 1990^a	0.18	0.39	0.17	0.38	0.01	(0.91)
Between 1990 to 2012^a	0.23	0.42	0.25	0.44	-0.02	(0.74)
After 2012^a	0.06	0.25	0.11	0.32	-0.05	(0.25)
Number of households	78		87		165	

Notes : S.D.= Standard Deviation. The subscript ^a indicates the share of each characteristic in the sample.

For the T-test, *b* indicates the mean difference between the two groups, their corresponding p-value between parenthesis, number of stars indicates the threshold for the p-values: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Monthly household electricity consumption was measured in September 2019, i.e. before the first alert.

are statistically equivalent on the basis of these determinants; see column (3) in Table 2, except for the number of days at home per week for which the treated group is more at home. Moreover, the monthly electricity consumption is not significantly different between our two groups. The observed level of electricity consumption is lower compared to the average consumption for French household. This difference can be explained for at least two reasons. First, our sample is composed of 10% of households with electric heating, compared to 36% in France (SDES, 2022). Second, there is a lot of heterogeneity in consumption due to electric heating and water heater, but also, for example, the size of the house, the number of members, the building date. However, both the average characteristics of the households and their consumption levels are not significantly different between the two groups. This suggest that most of our results could be a lower bound of the effects of the nudge. As we tested the effect of the nudge during one specific period, our analysis focuses on electricity consumption during the alerts based on two periods: 6 PM to 8 PM and 12 AM to 15 PM for Orange and Green alerts, respectively. The alerts are made during weekdays, with no weekend alerts.

4.1.2 Commitments for the treatment

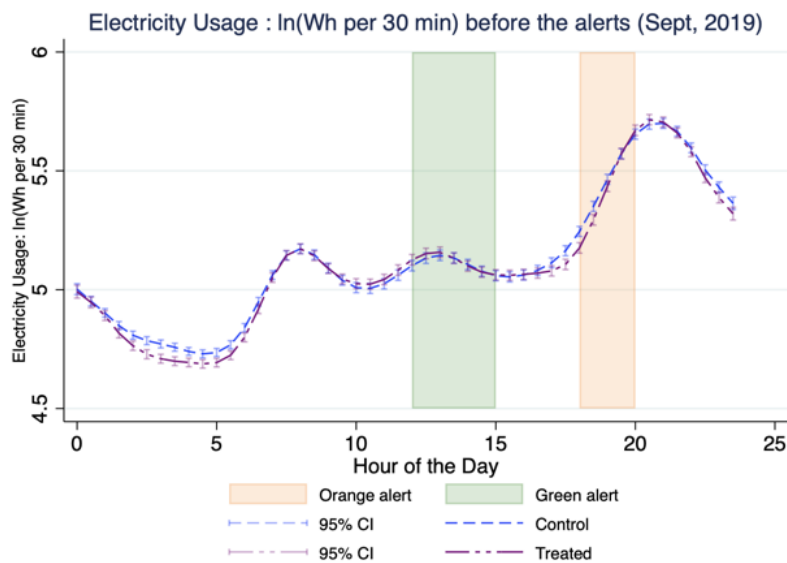
On the list of 18 flexible actions, participants have personalized in average 9 potential actions for the Orange alerts. Of these 9 potential actions, the participants commit to an average of 5 actions. Remind that an action is considered as potential is the participant has the appliances and use them during the alert period. The primary actions that people are willing to commit include: not “using the dishwasher”, “using the washing machine”, “ironing clothes”, and “reloading the electrical vehicle”.

The summary statistics of the potential and committed actions are presented in the Appendix Table A.1 for the orange alerts and Table A.2 for the green alerts. The Figure A.2 in the Appendix shows the list of all the potential and committed actions.

4.2 Household consumption before the alerts

To investigate the parallel trend assumption, we start by examining the first month of our data collection. On the one hand, load curves for the two groups are illustrated in Figure 4. This Figure enables to illustrate the parallel trend assumption. Indeed, all the confidence intervals for both the treated and untreated groups overlap during all the our of the day, especially during the alter days. On the other hand, we exploit the panel structure of our data on the pre-treatment period to confirm the parallel trend and the no-anticipation assumption. First, we regress the natural log for household i of the 30-minute electricity consumption (columns (1) and (3) in Table 3) on the control for both individual observed characteristics for the first month of the analysis, i.e. September 2019, for our two treatment periods. To control for high consumers, we added the daily consumption levels. To control for seasons, weather conditions were controlled with the average daily temperature and the amount of sun (minutes per day) during each day. Finally, we introduced a trend to control for the hour of the day. Second, we reproduce the same approach to investigate the parallel trend assumption for the total energy consumption of the period (columns (2) and (4) in Table 3).

Figure 4: Electricity Consumption before treatments starts in September, 2019.



It is important to emphasize that there is no difference between the control and treated groups before the first alert for both the 6 PM to 8 PM and 12 AM to 15 PM time periods. This result is consistent, regardless of whether the 30-minute consumption or the total consumption is considered; see Table 3.

For columns (1) and (3), it is worth noting that the trend parameters suggest that the effect would be higher at the end of the Orange alert (+sign) and lower (-sign) at the end of the Green alerts, respectively.⁸ Comparing the results from the total to 30-minutes enables to emphasize that there is no significant difference between the two groups. However, it may suggest that the effort is weakened with longer periods of time, as for the Green alerts.

⁸These results are robust whether we used only weekdays (days on which alerts can occur, see Table 3) or all the days of the week (see Table A.3 in the Appendix section).

Table 3: Regression ln(kWh 30-min) and ln(Total consumption) (in kWh) in September, 2019 during the hours of alerts

	(1) 6 PM to 8 PM		(4) 12 AM to 5 PM	
	30-minute	Total	30-minute	Total
Treated	-0.00699 (0.1069)	0.00912 (0.1051)	0.0188 (0.1194)	0.0205 (0.1175)
Trend	0.141*** (0.0116)		-0.0319*** (0.0050)	
Constant	-1.692*** (0.1264)	-0.435*** (0.1332)	-1.777*** (0.1155)	-0.661*** (0.1213)
Observations	12,624	3,156	18,908	3,151
Controls				
Days of week	Yes	Yes	Yes	Yes
Weather	Yes	Yes	Yes	Yes

Note: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$. The standard errors, between parentheses, are clustered at the household level. Individual fixed effects with time dummies for day of the week and hour.

4.3 Effect of the Nudge

To investigate the effects of the nudges, the differences-in-differences model is considered. The effect of the nudge is investigated with two objectives. First, we measure the overall effects of the nudge. Second, we take the advantage of repeated interventions to analyze the mechanism of habituation or dishabituation. The general model is written as:

$$Y_{it} = \sum_c \gamma_c \cdot A_{it}^c + \alpha \cdot T_{it} + \sum_c \beta_c \cdot T_{it} \cdot A_{it}^c + \theta_i + \lambda_t + \epsilon_{it}, \quad (1)$$

where Y_{it} is the outcome of interest for household i and time t . θ_i and λ_t are household and time fixed effects. T_{it} equals one if the participant is in the treated group and received the text message for the specific alert in t . A^c equals to one for the “alert” type c investigated. More precisely, $c = \{1, 2\}$, respectively for orange, green when investigating the overall effects of the nudge. $c = \{1, 2, 3, 4\}$ for “Wave 1 - Orange”, “Wave 2 - Green”, “Wave 3 - Orange” and “Wave 4 - Green” when investigating the wave effects. Finally, $c = \{1, \dots, 27\}$ when investigating the effects of each alert. The interaction terms is the treatment effect of the nudge on electricity consumption. β 's are the average treatment effects. They illustrate the effect of the nudge on electricity consumption using a the difference-in-differences estimation. The approach considers the before and after change due to the nudge. Estimations are made using a fixed effect estimator with 165 households and 560 days of 30-minutes observations. The standard errors are clustered at the household level.

4.3.1 Overall effect of the Nudge

First, we investigate the overall effects of the nudge, assumption that information on peaks would reduce consumption for Orange alerts and increase consumption for Green alerts, empirical results are reported in Table 4. Each regression is provided on the treatment hours from September 2019 to October 2021. For columns (1) and (3), the dependent variable is the natural log for household i of the 30-minute electricity consumption. For columns (2) and (4), the dependent variable is the natural log for household i of total electricity consumption during the nudge, i.e., for 2 and 3 hours for Orange and Green alerts, respectively. For the Orange alerts, the average treatment effect of the

Table 4: Effects of the Nudge on Electricity Consumption

	(1) 6 PM to 8 PM		(3) 12 AM to 5 PM	
	30-min	Total	30-min	Total
Treated	0.0701 (0.0530)	0.0635 (0.0636)	-0.0353 (0.0503)	-0.0472 (0.0541)
Treated × Orange	-0.2134** (0.0841)	-0.2062** (0.0914)		
Treated × Green			0.1714* (0.0921)	0.1978** (0.0930)
Constant	-1.1727*** (0.0009)	-0.1012*** (0.0010)	-1.4938*** (0.0010)	-0.0765*** (0.0011)
Observations	332,440	94,294	498,067	91,130

Note: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$. The standard errors, between parentheses, are clustered at the household level.

nudge during Orange periods illustrates a significant decrease in electricity consumption, for both 30-minutes and total consumption between 6 PM and 8 PM, ranging between -21.4% and -20.6%, at the 5% level. Finally, we found an increase in consumption during Green alerts ranging between 17.1% and 19.8%, at the 10% level.

The magnitude of our effect is similar to that of the economic incentive found in previous studies. Ito et al. (2018) and Burkhardt et al. (2019) document the effect of economic incentives to be approximately of 15%. However, the effect of our intervention is much stronger than previous field experiments using noneconomic incentives (Brandon et al., 2019; Azarova et al., 2020; Burkhardt et al., 2019). For instance, Ito et al. (2018) in the moral suasion treatment found that moral suasion leads to a significant decrease by 3% during winter. Similarly, Brandon et al. (2019) find an effect of 2% to 4% for the treatment with energy conservation appeal and as high as 7% when energy conservation appeal (peak event report, PER) is complemented with a home energy report (HER).

As can be seen, the effect of the second Orange wave is smaller than that of the first wave, see Table 5. This may be due to the different conditions in which the two waves took place and the different number of alerts. Unfortunately, the second wave of Orange alerts took place during the winter of 2020-21, when various contingency measures were taken in France due to COVID-19, they included curfew at 6 PM/7 PM/8 PM during the winter according to the virulent nature of the pandemic. The lockdown period related to the COVID-19 crisis in France was introduced just after the 2020 winter and did not disrupt our experimentation in the first wave of Orange periods. However, COVID-19 and different government measures during the second winter of our experiment decrease the comparability of the two winters together. We think that these different measures have increased the difficulty of acting upon energy conservation and therefore may be the reason why the effect in the second wave is smaller than that in the first wave.⁹ Overall, the effect of all these measures is on average, the same for the control and the treated group. The treatment effect is then the effect of the nudge independently from the the effect of the COVID-19. Specific investigation of this period on electricity consumption are not in the scope of this analysis and would be in the agenda for further research.

When interpreting the size of the treatment effect, we want to stress that observable characteristics are statistically different between the experimental sample and a random sample of the French population. There is a higher proportion of the category "family with kids" in the experimental sample (54%) than in the French population (24.2%) and conversely a smaller proportion of single (11.52% compare to 37.4% in France). The category "family with kids" account for 40% of the

⁹The different curfews established at different times during the 2020-21 winter probably made it more difficult to decrease energy consumption as people were obliged to stay home.

Table 5: Effects of the Nudge on electricity consumption per wave

	(1)		(2)		(3)		(4)	
	6 PM to 8 PM		12 AM to 5 PM		30-min		Total	
Treated	0.0702	0.0635	-0.0353	-0.0472				
	(0.0530)	(0.0636)	(0.0503)	(0.0541)				
Treated × Wave 1 - Orange	-0.235***	-0.218**						
	(0.0842)	(0.0982)						
Treated × Wave 3 - Orange	-0.197**	-0.197**						
	(0.0937)	(0.0987)						
Treated × Wave 2 - Green			0.185*	0.247**				
			(0.0942)	(0.0954)				
Treated × Wave 4 - Green			0.115	-0.00868				
			(0.1235)	(0.1427)				
Constant	-1.173***	-0.101***	-1.494***	-0.0765***				
	(0.0009)	(0.0010)	(0.0010)	(0.0011)				
N	332,440	94,294	498,067	91,130				

Note: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$. The standard errors, between parentheses, are clustered at the household level. The time covered by the different waves are detailed in Table 1.

electricity consumption in France which makes it an interesting category to study. Nevertheless, this suggests that our experiment is not immune to external validity concerns, see section 4.4 for an additional discussion.

4.3.2 Habituation and dishabituation

The average treatment effect illustrates the heterogeneity among alerts, suggesting a staggered treatment adoption. To control for this heterogeneity, we disaggregated the effects per alert. The results are presented in Figures 5 and 6. Remember that we have 21 Orange and 6 Green alert days. Figure 5 illustrates the treatment effect of each alert on 30-minute electricity consumption, and Figure 6 for the total electricity consumption.

Habituation and dishabituation are of particular interest when investigating demand flexibility, as intervention to signal peak events such as our Orange and Green alerts take the form of repeated stimuli that may or may not suffer from habituation. For instance, Ito et al. (2018) found that moral appeal generates a strong effect of habituation, with the effect of their peak event significantly decreasing over time and disappearing after the third event. Indeed, their average effect of 3% energy decreases hides a high heterogeneity between the different peak events, with the first peak event being very effective and generating a decrease of 8% in energy consumption, but then they observe a sharp drop of effectiveness for the rest of the peak events. Interestingly, Burkhardt et al. (2019) find a habituation effect even for critical peak pricing. Finally, Brandon et al. (2019) did not find habituation, yet they only conducted 3 peak events during a month; thus, their results may not be totally comparable.

Investigating the question of habituation, we find no evidence that our Orange and/or Green alerts resulted in habituation. In both cases, the confidence interval of each alert strongly overlapped (see Figure 5, 30-minutes, and Figure 6, Total), indicating no significant differences between our coefficients. In addition, there is no clear decreasing trend; for instance, the seventh Orange alert of the first wave has the strongest effect. Comparing our results with those of Ito et al. (2018), who find a strong habituation when using moral suasion, we can postulate that the nudges (the commitment devices and the feedback) that complement our energy conservation appeal may have attenuated

habituation in our setup.

Figure 5: Effect of the nudges on electricity consumption per 30-minutes for each alert day: Percentage change and 95% confidence intervals.

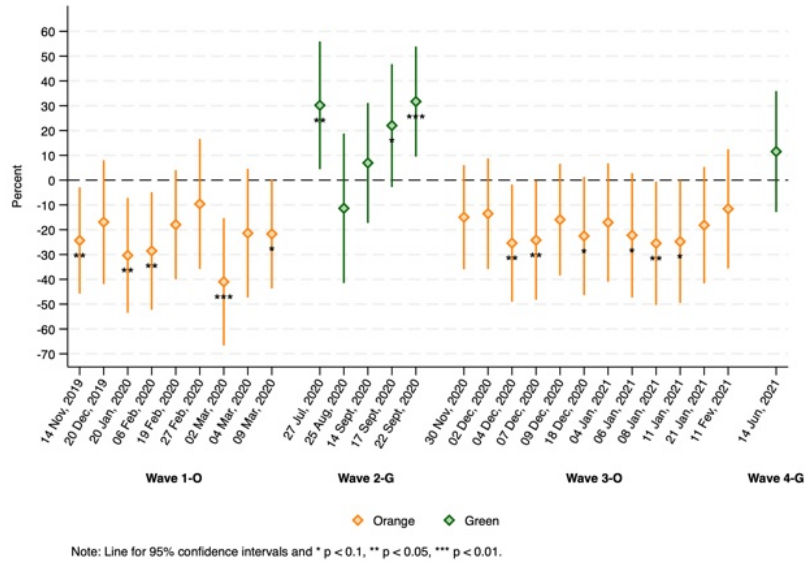
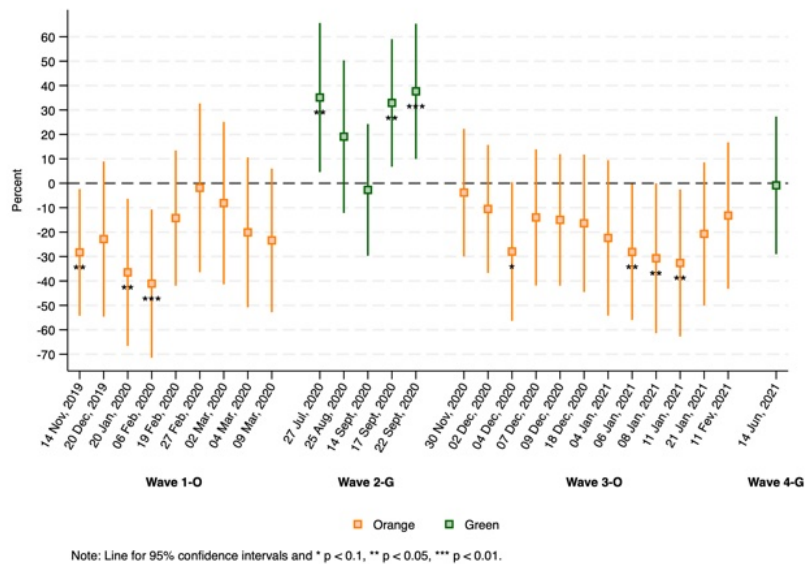


Figure 6: Effect of the nudges on electricity consumption during the entire period for each alert day: Percentage change and 95% confidence intervals.



4.3.3 Effect of the feedback

To investigate which mechanism could explain the change in consumption during the alerts we investigate the feedback through the web site consultation metrics. To do so, we define a “Text & Web”

Table 6: Effects of the Feedback on electricity consumption

	(1)	(2)	(3)	(4)
	6 PM to 8 PM		12 AM to 5 PM	
	30-min	Total	30-min	Total
Treated × Orange × Feedback	-0.0396 (0.2519)	0.276 (0.2689)		
Treated × Green × Feedback			0.0870 (0.2554)	0.0887 (0.2494)
Treated × Feedback	-0.0110 (0.2246)	-0.315 (0.2581)	0.0233 (0.0881)	0.0372 (0.1220)
Treated × Orange	-0.212** (0.0846)	-0.211** (0.0921)		
Treated × Green			0.171* (0.0920)	0.197** (0.0933)
Feedback	-0.0105 (0.0493)	0.00536 (0.0727)	0.0751* (0.0449)	0.0599 (0.0586)
Treated	0.0705 (0.0536)	0.0689 (0.0645)	-0.0382 (0.0509)	-0.0501 (0.0546)
Constant	-1.173*** (0.0010)	-0.101*** (0.0011)	-1.494*** (0.0010)	-0.0767*** (0.0012)
N	332,440	94,294	498,067	91,130

Notes: Standard Errors, between parenthesis, are clustered at the household level.

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

dummy indicating if the household consulted, at least once, the website after receiving the feedback text message and before the next alert.¹⁰ Thus we estimate the additional effect of the feedback on electricity consumption. Using a triple differences estimator (Olden and Møen, 2022), parameters of interest are estimated by

$$\begin{aligned}
 Y_{it} &= \beta_{cl} \cdot T_{it} \cdot A_{it}^c \cdot F_{it}^l + \delta_l \cdot T_{it} \cdot F_{it}^l + \varphi_c \cdot T_{it} \cdot A_{it}^c + \nu_{cl} \cdot A_{it}^c \cdot F_{it}^l \\
 &+ \gamma_c \cdot A_{it}^c + \tau_l \cdot F_{it}^l + \alpha \cdot T_{it} + \theta_i + \lambda_t + \beta_0 + \epsilon_{it},
 \end{aligned} \tag{2}$$

where Y_{it} is the natural log of electricity for household i and time t (as in Table 4). θ_i and λ_t are household and time fixed effects. T_{it} equals one if the participant is in the treated group and received the text message for the alert t . A^c equals to one for the “alert” type c , with $c = \{\text{orange, green}\}$. F^l is a dummy taking one when the participant receives the text message alert and consults the website between alert t and alert $t - 1$. As for Table 4, columns (1) and (3) focus on the 30-minute electricity consumption, and columns (2) and (4) focus on the total electricity consumption during the nudge, i.e. for 2 and 3 hours for Orange and Green alerts, respectively. First, these regressions confirm the trend of the previous results, with a significant reduction of 21.2% of the on the 30-minute electricity consumption consumption during the orange alert, and significant increase of 17.1% during the green alert.

Here, the identification strategy consists in measuring the additional effects of the feedback from the previous alert and the ongoing one. The main parameters of interest are β_{cl} , which indicates the causal impact of receiving the feedback, are presented in the two first lines of Table 6. Interestingly, we do not find significant additional effects of consulting the website. This suggests that the main driver of our intervention is information provision through the text message alert and the commitment.

¹⁰Note that we are not able to track which web-page has been consulted, this suggests that our measure of the feedback effect captures a diluted effect.

Table 7: Post-analysis period : winter 2021/2022, between 6 PM and 8 PM.

	30-min	Total
Alert days	-0.0238 (0.0492)	-0.0089 (0.0489)
Constant	-3.0713*** (0.0821)	-1.9982*** (0.0833)
Observations	7,348	1,837

Note: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.
The standard errors, between parentheses, are clustered at the household level.

4.3.4 Post Analysis

Our data collection enables us to observe the electricity consumption of all participants several months after the last text message alert. We want to check whether our participants have similar consumption to that of the control group if they were not warned by our text messages during the peak event. Recall that our Orange alerts were based on PP1/PP2 days of the French grid management firm. These days are defined each year, allowing us to run a post-analysis. Similarly, the regression of electricity consumption does not exhibit a significant difference between the control and treated groups (see Table 7). This result confirms the effect of the text messages to mitigate electricity consumption during the winter peaks. This result may also suggest that the households are not more concerned about the environment, nor electricity consumption than other households. Indeed, PP1/PP2 days are publicly available, and announced on the RTE at least the day before. If households participating to the experiment were concerned, they would have changed their consumption even if we don't send the text message.

4.4 Policy implication

We believe that our designed intervention can be implemented on a large scale, as there is no need for monetary incentives. The difficulty of scaling up academic, laboratory or field experiments is relevant for any experimental study. In their article, Al-Ubaydli et al. (2021) advocate three main reasons why results published in scientific journals may be hard to apply in real life when you are implementing a tool at a large scale. The first reason is the lack of statistical power. In this experiment, we have a small sample of 165 participants observed during more than two years at the 30-minutes scale. This is enough to ascertain the internal validity of our results. The second reason is that, network effects and general equilibrium should also be considered, as they can amplify the policy intervention effect or, on the contrary, decrease its impact according to its diffusion in the network (Tarozzi et al., 2014). Finally, the third reason is the representativeness of the population and the context. Even without the classic selection bias that laboratory experiments suffer from, field experiments are only implemented in a small fraction of the population, and the result may not generalize to the entire population. This is also true in this experiment even if our sample of households resembles the population that can be targeted by this type of intervention. In addition, each field study is context dependent, and this context may not be easily replicated in everyday life (higher motivation of the participant to the program, better material condition, higher accessibility to the information, and so on). However, several initiatives similar to our intervention have been implemented, demonstrating promising potential for scaling up this approach. An application called Ecowatt already offers households the opportunity to subscribe to a system of alerts that intend to prevent electrical shutdown. Similarly, the Green Monday is an initiative in which households freely commit to eat a plant-based diet at a minimum on every Monday. In the US, the positive results of the study, defeat the peak in Pratt and Erickson (2020), confirm also that this behavioral instrument is promising. These different initiatives are clear evidence that a public

policy in line with our intervention can be implementable with chances of success.

Finally, Allcott et al. (2022) recently underscored the potential risks associated with implementing nudges, as they may distort behaviors, particularly for specific households. Their research indicates that non-standard policy instrument (NPI) such as nudges, need to reduce the variance of choice distortions caused by bias and externalities to increase welfare. Households already the most attentive to the information displayed by the nudges may exhibit an exaggerated reaction, leading to suboptimal responses regarding externality problems. It is plausible that our intervention may yield varied effects among participants, with some displaying heightened sensitivity to environmental concerns. However, since participants are generally unaware of the environmental consequences of electricity consumption, the risk of overreaction is likely to be minimal.

5. DISCUSSION

In this research, we implement a field experiment based on an original demand response program with peak load events and peak energy production events. For two years, a set of households were subjected to three coupled demand-side flexibility devices. Our results indicate that a public policy based on a relatively personalized system can complement existing schemes to induce demand flexibility and get on board even household without electrical heating which could help manage the grid. We design an intervention efficient at low cost for policy-makers wishing to implement demand response programs. Our results indicate that the designed nudge successfully shifted consumption both downward and upward based on the grid's needs during the two years study. Interestingly, we observed no habituation effect in behaviours. One possible explanation is that the nudges complementing the energy conservation appeal may have attenuated the habituation phenomenon usually observed when using noneconomic incentives. Indeed, our intervention had a persistent effect over the period of the experiment and continues to be positive from one wave to another with a significant effect size. However, further research is needed to confirm these encouraging results. Our sample size of households limits the scalability of our results and calls for large-scale experimentation.

The penetration of intermittent renewable energy in the electricity production mix requires that households adapt their energy consumption to energy production to balance the grid. In addition, both the urgent energy crisis at the European level and the inflation rates reinforce the need to find a valuable tool to change energy consumption behaviour with non-regressive policy tools. The numerous social movement against taxes call for new incentive mechanisms that don't play on prices. Interestingly, in September 2022, a demand response program in the lines with the intervention we designed was implemented in France to prevent black-out by RTE (French grid agency): monecowatt. The program is aimed at all French households and was supposed to send signal of energy conservation efforts in case of black out risk. Fortunately, no black out risk occurs in France during the winter of 2022-23, so no signal sent. Energy conservation programs will need to play on different instruments to implement the level of demand flexibility required by grid management.

Our intervention can also thoughtfully complement dynamic tariffs in two ways. First, dynamic pricing could be seen as costly and, therefore, may either be unpopular if imposed on society or result in a low subscription rate. Consumers who are risk averse may be unwilling to subscribe to dynamic tariffs for fear that there will be an increase in bills if they fail to adapt their energy consumption according to changes in prices. Thus, some households may be willing to participate in the fight against global warming and adapt their consumption during peak usage but are not willing to subscribe to critical peak pricing. Second, the nudges complementing our noneconomic incentive can also be used to complement economic incentive, i.e. dynamic pricing. One can use the same energy flexibility tips and feedback with a critical peak pricing. Thus, our research contributes to the design of demand response programs with practical advice on how to sustain participation in the program for economic and noneconomic incentives.

6. APPENDIX

A. INSTRUCTION MATERIAL

Several tools have been implemented to communicate with the participants. The Figure A.1 is a translated screenshot of the homepage of the website created for all the participants. Note that only the treated group has the tabs on the webpage entitled "Your commitments" and "Feedback".

The Figure A.2 shows all the list of flexible actions, for the Orange and the green periods. The corresponding color code is reported below the two tables.

The Figure A.3 on the left shows the reference and load curve for a participant for the alert of February 6, 2020, for one particular participant. The blue curve is the reference curve, which shows our stimulation of what the participant would have consume during this period of the day without any alert, the red curve shows his or her real consumption. In this particular case, it seems that the participant shifts his or her consumption from the period 6:00 PM to 8:00 PM, to the period 9:00 PM to 11:00 PM. In comparison, in Figure A.3 on the right, the reference curve is more confounded with the observed curve, the participant does not appear to have reduced his or her consumption for the same alert of February 6. Either he or she made no effort or made an unsuccessful effort.

B. ADDITIONAL RESULTS

The summary of the committed actions are presented in Table A.1 for the orange alerts and Table A.2 for the green alerts.

To complement Table 3, the Table A.3 presents the estimation results for the regression of $\ln(\text{kWh } 30\text{-minutes})$ and Total consumption (in kWh) in September during the hours of alerts, i.e. 6 PM to 8 PM and 12 AM to 5 PM. This regression covers all the days of the week. The trends that households behave the same before being treated, whether week-ends (with no alerts by definition) are included or not. All days of the week before the first treatment date.

Table A.4 complements the Table 6 breaking down feedback results by wave.

Table A.5 reports estimation results to investigate the potential shift in consumption because of the alerts. Indeed, one explanation of the significant effect of the nudge on the reduction of consumption could be a potential shift of consumption because of the alerts. To investigate the spillover of consumption, we regress:

$$Y_{it} = \theta_i + \lambda_t + \sum_s \gamma_s \cdot A_{it}^s + \alpha T_{it} + \sum_s \beta_s \cdot T_{it} \cdot A_{it}^s + \epsilon_{it}, \quad (3)$$

where $s = \{orange, green\}$, illustrating respectively orange and green alerts. The dependent variable is the natural log for household i of the 30-minute electricity consumption in period t . Table A.5 reports estimation results. "Shoulder hours" illustrate the two hours before and after the alert for orange alerts, resp three hours for green alerts (column (1) and (3)) on the treated day t . "All hours" include all the other hours, the day of the alert, see columns (2) and (4). Our results illustrate no significant difference between treated and control participants. Moreover, there is no significant change in consumption suggesting that no shift in consumption is made by our participants. Our results are in line with those of Ito et al. (2018); Murakami et al (2022) who do not found shift in consumption. This result suggests that our nudge induced a change during the alerts but no rebound effect.

Figure A.1: Snapshot of the dedicated website where participants can consult their committed actions and reference curve. This is also where they can fill out the questionnaire.

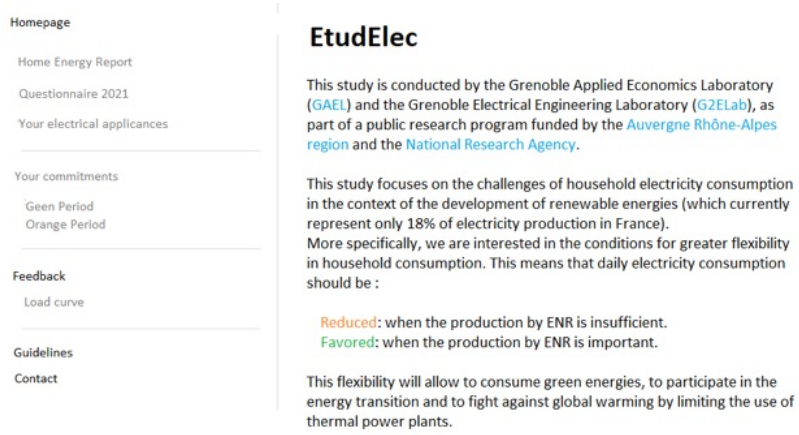


Figure A.2: List of energy flexible actions that participants need to personalize and commit, with the corresponding color code.



Figure A.3: Example of two feedback curve: Electricity consumption by hour of the day for one participant during the February 6, 2020 alert. Legend: in red the actual consumption of the participant, and in blue the reference load curve.

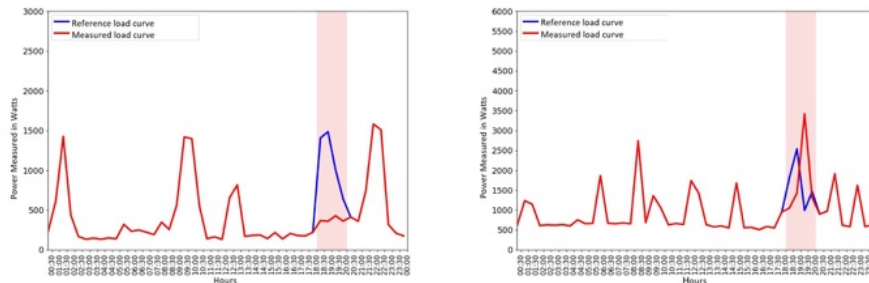


Table A.1: Description of the households commitments for the orange alert, number of households (N=87)

	(a) Number of potential actions	(b) Share of potential actions	(c) Number of committed actions	(d) Share of committed actions
Do not use the oven	80	0.92	50	0.63
Do not use the microwave	72	0.83	32	0.44
Do not use the hotplates	50	0.57	11	0.22
Do not use the dishwasher	47	0.54	45	0.96
Do not use heating kitchen appliances (deep fryer...)	74	0.85	50	0.68
Do not use non-heating kitchen appliances	70	0.80	36	0.51
Do not use the washing machine	61	0.70	57	0.93
Do not use the tumble dryer	13	0.15	10	0.77
Do not iron clothes	32	0.37	30	0.94
Do not use electric appliances for hair care	34	0.39	25	0.74
Do not set the thermostat of the main heating system to more than 20 degrees	15	0.17	12	0.80
Do not use the Electric space heater	0	0	0	0
Do not use in electronic devices plugged in (computers...)	76	0.87	40	0.53
Do not use in audio-visual devices plugged in (TV...)	74	0.85	21	0.28
Do not reload batteries of appliances	82	0.94	55	0.67
Do not reload you electric car	2	0.02	2	1
Do not reload you electric scooter	0	0	0	0
Do not reload your electrical vehicle	9	0.10	9	1
TOTAL	791	0.50	485	0.62

Actions are said to be "potential" when the household possesses the appliance and routinely uses it during the alert period. The percentage of potential actions corresponds to the percentage of households for whom this action is categorized as potential.

For the first item, 92% of the participating household has an oven and routinely uses it during 6:00 PM and 8:00 PM.

Table A.2: Description of the household commitments for the green alert, number of households (N=87)

	(a) Number of potential actions	(b) Share of potential actions	(c) Number of committed actions	(d) Share of committed actions
Use the oven	66	0.76	20	0.30
Use the microwave	61	0.70	16	0.26
Use the hotplates	38	0.44	9	0.24
Use the dishwasher	61	0.70	48	0.79
Use heating kitchen appliances (deep fryer...)	72	0.83	17	0.24
Use non-heating kitchen appliances	62	0.71	14	0.23
Use the washing machine	76	0.87	61	0.80
Use the tumble dryer	20	0.23	9	0.45
Iron clothes	49	0.56	15	0.31
Use electric appliances for hair care	52	0.60	11	0.21
Set the thermostat of air conditioning below 26 degree C°	3	0.03	1	0.33
Use mobile air conditioning	0	0.00	0	0.00
Use in electronic devices plugged in (computers...)	66	0.76	23	0.35
Use audio-visual devices plugged in (TV...)	62	0.71	15	0.24
Reload batteries of appliances	78	0.90	45	0.58
Reload you electric car	3	0.03	2	0.67
Reload you electric scooter	1	0.01	0	0
Reload your electrical vehicle	11	0.13	5	0.45
TOTAL	781	0.498	311	0.40

Actions are said to be "potential" when the household possesses the appliance and routinely not using it during the alert period. The percentage of potential actions corresponds to the percentage of households for whom this action is categorized as potential. For the first item, 76% of the participating household has an oven and don't routinely use it during 12:00 AM and 3:00 PM.

Table A.3: Regression ln(kWh 30-minutes) and Total consumption (in kWh) in September during the hours of alerts, i.e. 6 PM to 8 PM and 12 AM to 5 PM

	6 PM to 8 PM		12 AM to 5 PM	
	30-min	Total	30-min	Total
Treated	-0.000506 (0.0424)	0.0121 (0.0446)	0.0255 (0.0454)	0.0250 (0.0443)
Ln(kWh) 24 h	1.105*** (0.0240)	1.133*** (0.0285)	1.119*** (0.0300)	1.180*** (0.0278)
Average daily temp (C)	-0.00554 (0.0036)	-0.00826** (0.0040)	-0.00674** (0.0031)	-0.00808** (0.0033)
Sun (Minutes/day)	-0.0000941*** (0.0000)	-0.0000925** (0.0000)	0.0000516 (0.0000)	0.0000434 (0.0000)
Constant	-2.966*** (0.0807)	-2.305*** (0.0929)	-3.349*** (0.0828)	-2.233*** (0.0789)
Observations	18,383	4,596	27,532	4,589

Note: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$. The standard errors, between parentheses, are clustered at the household level.

Individual fixed effects with time dummies for day of the week and hour.

Table A.4: Effects of the Feedback on electricity consumption per wave

	(1)		(2)		(3)		(4)	
	6 PM to 8 PM		12 AM to 5 PM		30-min		Total	
	30-min	Total	30-min	Total	30-min	Total	30-min	Total
Treated × Wave 1 - Orange × Feedback	-0.0250 (0.2531)	0.313 (0.2710)						
Treated × Wave 3 - Orange × Feedback	-0.0685 (0.3668)	-0.0166 (0.3840)						
Treated × Wave 2 - Green × Feedback					0.0809 (0.2553)	0.0662 (0.2489)		
Treated × Wave 1 - Orange	-0.232*** (0.0841)	-0.224** (0.0986)						
Treated × Wave 3 - Orange	-0.197** (0.0939)	-0.201** (0.0994)						
Treated × Wave 2 - Green					0.184* (0.0939)	0.246** (0.0956)		
Treated × Wave 4 - Green					0.118 (0.1237)	-0.00547 (0.1430)		
Treated × Feedback	-0.0110 (0.2246)	-0.315 (0.2581)	0.0233 (0.0881)	0.0372 (0.1220)				
Feedback	-0.0105 (0.0493)	0.00537 (0.0727)	0.0751* (0.0449)	0.0599 (0.0586)				
Treated	0.0705 (0.0536)	0.0689 (0.0645)	-0.0382 (0.0509)	-0.0501 (0.0546)				
Constant	-1.173*** (0.0010)	-0.101*** (0.0011)	-1.494*** (0.0010)	-0.0767*** (0.0012)				
N	332,440	94,294	498,067	91,130				

Notes : Standard Errors, between parenthesis, are clustered at the household level.

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Figure A.4: Distribution of the feedback per wave (colors indicate the sum of dummies “feedback text and consultation” per wave).

Note: 28% of the participants received the text message and then consulted the website during the first wave of alert more than seven times.

The numbers in the legend below illustrate the sum of the dummy.

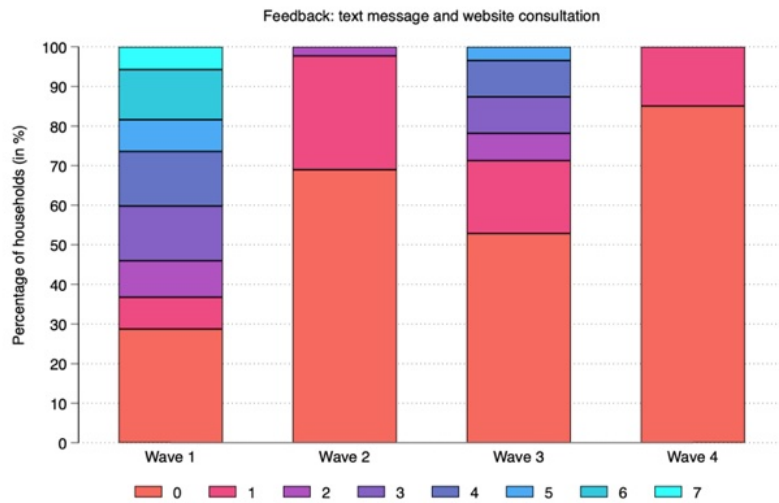


Table A.5: Spillover effects: Regression of 30-minutes ln(Wh) for orange and green alert days

	(1) Shoulder hours 4 PM to 6 PM, 8 PM to 10 PM	(2) All hours	(3) Shoulder hours 10 AM to 12 PM, 3 PM to 6 PM	(4) All hours
Treated	0.0130 (0.0443)	0.0258 (0.0365)	-0.0306 (0.0488)	0.00756 (0.0413)
Treated × Orange	-0.0229 (0.0780)	-0.0182 (0.0690)		
Treated × Green			0.0682 (0.0848)	0.0182 (0.0690)
Constant	-1.327*** (0.0009)	-1.613*** (0.0007)	-1.525*** (0.0009)	-1.613*** (0.0007)
Observations	664,662	398,5476	664,230	398,5476

Note: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$. The standard errors, between parentheses, are clustered at the household level.

ACKNOWLEDGEMENTS

We gratefully acknowledge support from the Cross Disciplinary Program Eco-SESA funded by the French National Research Agency (ANR) in the context of the "Investissements d'avenir" program (ANR-15-IDEX-02) and from the Auvergne Rhône-Alpes Region under the "Pack Ambition Recherche 2017 - Expesigno Project" program (17 01110301) and the ANR LearningHome (ANR-21-CE22-0017). The authors are grateful for detailed comments and suggestions from Frederic Wurtz, Benoit Delinchant, Salman Sahid, Cedric Clastres, Stéphane Robin and Julie Subervie. We thank the G2ELab Laboratory members for their help and their rich discussions. We also thank participants of the Eco-Sesa program, the participants of the INRAE-PSAE seminar, the CEE-M seminar, the GAEL seminar, IAEE 2021, CEA YSPOT 2021, ASFEE 2022, FAERE 2023 and JRSS 2023 for their comments and suggestions.

REFERENCES

- Abrahamse, W., Steg, L., Vlek, C., and Rothengatter, T. (2005). A review of intervention studies aimed at household energy conservation. *Journal of environmental psychology*, 25(3):273–291.
- Abrahamse, W., Steg, L., Vlek, C., and Rothengatter, T. (2007). The effect of tailored information, goal setting, and tailored feedback on household energy use, energy-related behaviors, and behavioral antecedents. *Journal of environmental psychology*, 27(4):265–276.
- Al-Ubaydli, O., Lee, M. S., List, J. A., Mackevicius, C. L., and Suskind, D. (2021). How can experiments play a greater role in public policy? twelve proposals from an economic model of scaling. *Behavioural public policy*, 5(1):2–49.
- Allcott, H. and Mullainathan, S. (2010). Behavior and energy policy. *Science*, 327(5970):1204–1205.
- Allcott, Hunt and Cohen, Daniel and Morrison, William and Taubinsky, Dmitry When do "Nudges" Increase Welfare? National Bureau of Economic Research.
- Andor, M. A. and Fels, K. M. (2018). Behavioral economics and energy conservation—a systematic review of non-price interventions and their causal effects. *Ecological economics*, 148:178–210.
- Andreoni, J. (1989). Giving with impure altruism: Applications to charity and ricardian equivalence. *Journal of Political Economy*, 97:1447–1458.
- Artelys, Armine, and Demain, E. (2016). 100% renewable electricity mix? analysis and optimisation exploring the boundaries of renewable power generation in france by 2050. *ADEME (French Environment and Energy Management Agency) report*, <https://www.ademe.fr/sites/default/files/assets/documents/renewable-electricity-mix-executive-summary-ademe-201601.pdf>.
- Asensio, O. I. and Delmas, M. A. (2015). Nonprice incentives and energy conservation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 112(6):E510–E515.
- Asensio, O. I. and Delmas, M. A. (2016). The dynamics of behavior change: Evidence from energy conservation. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 126:196–212.
- Attari, S. Z., DeKay, M. L., Davidson, C. I., and Bruine de Bruin, W. (2010). Public perceptions of energy consumption and savings. *Proceedings of the National Academy of sciences*, 107(37):16054–16059.
- Azarova, V., Cohen, J. J., Kollmann, A., and Reichl, J. (2020). Reducing household electricity consumption during evening peak demand times: Evidence from a field experiment. *Energy Policy*, 144:111657.
- Bénabou, R. and Tirole, J. (2006). Incentives and prosocial behavior. *American Economic Review*, 96(5):1652–1678.
- Brandon, A., List, J. A., Metcalfe, R. D., Price, M. K., and Rundhammer, F. (2019). Testing for crowd out in social nudges: Evidence from a natural field experiment in the market for electricity. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(12):5293–5298.
- Buckley, P. (2020). Prices, information and nudges for residential electricity conservation: A meta-analysis. *Ecological Economics*, 172:106635.
- Burkhardt, J., Gillingham, K., and Kopalle, P. K. (2019). Experimental evidence on the effect of information and pricing on residential electricity consumption. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Byrne, D. P., La Nauze, A., and Martin, L. A. (2021). An experimental study of monthly electricity demand (in) elasticity. *The Energy Journal*, 42(2).
- Cappa, F., Rosso, F., Giustiniano, L., and Porfiri, M. (2020). Nudging and citizen science: The effectiveness of feedback in energy-demand management. *Journal of Environmental Management*, 269:110759.

- Cardella, E., Ewing, B. T., and Williams, R. B. (2022). Green is good—the impact of information nudges on the selection of voluntary green-power plans. *The Energy Journal*, 43(1).
- Carlsson, F., Gravert, C., Johansson-Stenman, O., and Kurz, V. (2021). The use of green nudges as an environmental policy instrument. *Review of Environmental Economics and Policy*, 15(2):216–237.
- Carroll, J., Lyons, S., and Denny, E. (2014). Reducing household electricity demand through smart metering: The role of improved information about energy saving. *Energy Economics*, 45:234–243.
- Charlier, C., Guerassimoff, G., Kirakozian, A., and Selosse, S. (2021). Under pressure! nudging electricity consumption within firms. feedback from a field experiment. *The Energy Journal*, 42(1).
- DellaVigna, S. and Linos, E. (2022). RCTs to scale: Comprehensive evidence from two nudge units. *Econometrica*, 90(1):81–116.
- Faruqi, A. and Sergici, S. (2010). Household response to dynamic pricing of electricity: a survey of 15 experiments. *Journal of Regulatory Economics*, 38:193–225.
- Giulietti, M., Coq, C. L., Willems, B., and Anaya, K. (2019). Smart consumers in the internet of energy - flexibility markets and services from distributed energy resources. *CERRE Report of Centre on Regulation in Europe*, <https://www.cerre.eu/publications/smart-consumers-internet-energy>.
- Groves, P. M. and Thompson, R. F. (1970). Habituation: a dual-process theory. *Psychological review*, 77(5):419.
- Hargreaves, T., Nye, M., and Burgess, J. (2010). Making energy visible: A qualitative field study of how householders interact with feedback from smart energy monitors. *Energy policy*, 38(10):6111–6119.
- Houde, S., Todd, A., Sudarshan, A., Flora, J. A., and Armel, K. C. (2013). Real-time feedback and electricity consumption: A field experiment assessing the potential for savings and persistence. *The Energy Journal*, 34(1).
- Ito, K., Ida, T., and Tanaka, M. (2018). Moral suasion and economic incentives: Field experimental evidence from energy demand. *American Economic Journal: Economic Policy*, 10(1):240–67.
- Jessoe, K. and Rapson, D. (2014). Knowledge is (less) power: Experimental evidence from residential energy use. *American Economic Review*, 104(4):1417–38.
- Kahn, M. and Wolak, F. (2013). Using information to improve the effectiveness of nonlinear pricing: Evidence from a field experiment.
- Lesic, V., De Bruin, W. B., Davis, M. C., Krishnamurti, T., and Azevedo, I. M. (2018). Consumers' perceptions of energy use and energy savings: A literature review. *Environmental Research Letters*, 13(3):033004.
- Loewenstein, G. and Chater, N. (2017). Putting nudges in perspective. *Behavioural Public Policy*, 1(1):26.
- Maas, A., Goemans, C., Manning, D., Kroll, S., Arabi, M., and Rodriguez-McGoffin, M. (2017). Evaluating the effect of conservation motivations on residential water demand. *Journal of Environmental Management*, 196:394–401.
- Murakami, K., Shimada, H., Ushifusa, Y., and Ida, T. (2022). Heterogeneous treatment effects of nudge and rebate: Causal machine learning in a field experiment on electricity conservation. *International Economic Review*, 63(4):1779–1803.
- O'Donoghue, T. and Rabin, M. (1999). Doing it now or later. *American economic review*, 89(1):103–124.
- Olden, A. and Møen, J. The triple difference estimator. *The Econometrics Journal*, 25(3):531–553.
- Palensky, P. and Dietrich, D. (2011). Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 7(3):381–388.
- Pratt, B. W. and Erickson, J. D. (2020). Defeat the peak: Behavioral insights for electricity demand response program design. *Energy Research & Social Science*, 61:101352.
- Rankin, C. H., Abrams, T., Barry, R. J., Bhatnagar, S., Clayton, D. F., Colombo, J., Coppola, G., Geyer, M. A., Glanzman, D. L., Marsland, S., et al. (2009). Habituation revisited: an updated and revised description of the behavioral characteristics of habituation. *Neurobiology of learning and memory*, 92(2):135–138.
- Ruokamo, E., Meriläinen, T., Karhinen, S., Rähkä, J., Suur-Uski, P., Timonen, L., and Svento, R. (2022). The effect of information nudges on energy saving: Observations from a randomized field experiment in finland. *Energy Policy*, 161:112731.
- Schaule, E. and Meinzer, N. (2020). Behavioral aspects of load shifting in household appliances. *Science Lab*, pages 1–5.
- Schubert, C. (2017). Green nudges: Do they work? are they ethical? *Ecological Economics*, 132(C):329–342.
- SDES (2022). Chiffres clés du logement, Édition 2022. Technical report, <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/chiffres-cles-du-logement-edition-2022>.
- Shahid, M. S., Delinchant, B., Roussillon, B., Frederic, W., Llerena, D., Fadhuile, A., and Artiges, N. (2021). Designing and experimenting nudge signals to act on the energy signature of households for implementing indirect energy flexibility. In *BS2021–Building Simulation International Conference 2021*, <https://hal.science/hal-03755585>.
- Shahid, M. S., Delinchant, B., Roussillon, B., Frederic, W., and Llerena, D. (2021). The Formulation of a Reference Load Curve to Measure Energy Flexibility. In *BS2021–Building Simulation International Conference 2021*, hal-03638445.
- Stewart, J. I. (2020). Utility customer supply of demand response capacity. *The Energy Journal*, 41(4).

- Tarozzi, A., Mahajan, A., Blackburn, B., Kopf, D., Krishnan, L., and Yoong, J. (2014). Micro-loans, insecticide-treated bednets, and malaria: evidence from a randomized controlled trial in orissa, india. *American Economic Review*, 104(7):1909–41.
- Thompson, R. F. and Spencer, W. A. (1966). Habituation: a model phenomenon for the study of neuronal substrates of behavior. *Psychological review*, 73(1):16.
- Tiefenbeck, V., Wörner, A., Schöb, S., Fleisch, E., and Staake, T. (2019). Real-time feedback promotes energy conservation in the absence of volunteer selection bias and monetary incentives. *Nature Energy*, 4(1):35–41.
- Van Houwelingen, J. H. and Van Raaij, W. F. (1989). The effect of goal-setting and daily electronic feedback on in-home energy use. *Journal of consumer research*, 16(1):98–105.

Taxing animal-based foods for sustainability: environmental, nutritional and social perspectives in France

France Caillavet^{†,*}, Adélaïde Fadhuile[‡] and Véronique Nichèle[†]

[†]*INRA-UR1303, ALISS, Ivry sur Seine, France*; [‡]*University of Grenoble Alpes, INRA-UMR1215, GAEL, Grenoble, France*

Received October 2014; final version accepted December 2015

Review coordinated by Ada Wossink

Abstract

This article examines the impact of a consumption tax on environmentally unfriendly animal-based foods. It focuses on three dimensions: environmental emissions, diet quality and social equity. Using scanner data, we derive elasticities from an Exact Affine Stone Index demand system and simulate two scenarios, one including and one excluding nutritional concerns. Our results show that an environmental tax may reduce emissions (by -6.6 to -13.2 per cent based on the indicators) and improve diet quality (1.2 per cent) with a modest impact on the food-at-home budget (-4.0 per cent). This beneficial synergy between environmental and nutritional effects holds across income and age groups, with a small regressive impact.

Keywords: food sustainability, price policy, EASI demand system, socioeconomic disparities

JEL classification: C35, D12, Q15

1. Introduction

The global food system is estimated to contribute 30 per cent of total greenhouse gas emissions (GHGE) (WEF, 2010). Due to expected population growth and evolving eating habits, increased demand for resource-intensive foods (meat and dairy products) will also increase agriculture's contribution to environmental degradation and climate change (Foresight, 2011). In Europe, meat production is responsible for 80 per cent of the GHGE produced by the agricultural sector (McMichael *et al.*, 2007). In this context, the EU has committed to reducing GHGE by 40 per cent relative to 1990 levels by 2030. Due to the magnitude of this goal, dietary changes appear to be unavoidable aspects of sustainable food policy. However, environmental policies concerning food consumption

*Corresponding author: E-mail: france.caillavet@ivry.inra.fr

remain limited to informational tools that are implemented through green labeling. Relying on active and informed consumers may not be sufficient.

To date, food policies have primarily been designed to promote healthy eating in a context of increasing nutrition-related pathologies. Most developed countries have established nutritional plans (such as the French 'Programme National Nutrition Santé' (PNNS)).¹ These plans include informational tools (Capacci *et al.*, 2012) and fiscal instruments, particularly the taxation of unhealthy foods (Thow, Downs and Jan, 2014). Such policies have targeted animal products less frequently than they have other items such as soft drinks; however, nutritional plans do recommend limiting the consumption of red and cooked meat as primary sources of saturated fats (WCRF/AICR, 2007; Friel *et al.*, 2009). Excess intake of these nutrients is related to an increased risk of obesity and cardiovascular disease. Moreover, a strong social gradient is associated with these risks (Mackenbach *et al.*, 2008), revealing inequality in dietary patterns, which nutritional policies have been unable to affect (Darmon *et al.*, 2014).

A major issue in sustainable policy implementation is the need for concerted action (Foresight, 2011). Food policy is now expected to address environmental, health and inequality goals. Given this context, our aim is to examine potential beneficial synergies among environmental and nutritional policies and social equity concerns at the consumer level. We consider whether a price policy that taxes undesirable products addresses environmental and nutritional concerns and assesses what effects such a food policy might have on social equity.

Price policies designed for health purposes have been addressed in the literature and offer some empirical evidence on key points: consumer taxes have been increased on unhealthy products (e.g. fats, sweetened drinks) (Smed, Jensen and Denver, 2007; Allais, Bertail and Nichèle, 2010; Zhen *et al.*, 2014). These policies have produced global decreases in the consumption of taxed foods but have controversial results in terms of efficiency for the entire diet (Fletcher, Frisvold and Tefft, 2010) and depend on what population is targeted (Smed, Jensen and Denver, 2007). The question of whether similar tools could be implemented to encourage both environmentally friendly and healthy food choices raises at least two issues. First, the food groups that should be targeted for environmental reasons may differ from those that should be targeted for health reasons, and hence policies designed to address environmental concerns may be counterproductive from a health perspective (Briggs *et al.*, 2013), and vice versa. Second, it is unknown whether substitution among food groups improves overall sustainability by producing greener and healthier diets. Very few studies have examined the taxation of environmentally unfriendly foods or provided answers to the above questions. Moreover, the debate on food sustainability relies on compatibility between environmental and nutritional concerns and does not typically address social equity.

Our article contributes to the design of an environmentally sustainable fiscal food policy at the consumer level. An Exact Affine Stone Index (EASI) demand system (Lewbel and Pendakur, 2009) is used to model food-at-home (FAH)

1 <http://www.mangerbouger.fr>.

purchases for French households over a 13-year period (1998–2010). The estimates are used to compute elasticities of demand and to measure the impact of two taxation scenarios that are intended to reduce the environmental emissions of food purchases while addressing nutritional concerns.² Then, we are able to measure the price effects on food group purchases, related emissions and nutrients, including substitutions. Several indicators are computed to assess the advantages and disadvantages of each scenario. In particular, two other emissions (i.e. other than carbon dioxide) are studied: sulphur dioxide and nitrogen. A diet quality score also is computed. Finally, equity is addressed by disaggregating our results by income and age classes. By providing information on the environmental, nutritional and equity outcomes, our study informs public decisions that necessitate trade-offs among these three dimensions.

The remainder of this article is organised as follows. Section 2 reviews price policies designed to affect the environmental content of diets. Section 3 presents the data. Section 4 describes the consumption model and the methods. Section 5 presents the estimation results and discusses the implications of taxation scenarios for a joint food policy. Section 6 concludes.

2. Background

The public health literature has explored scenarios that simulate the effects of dietary changes with respect to sustainability. Most studies consider reductions in meat consumption in an effort to reduce the major environmental toll of animal-based foods (McMichael *et al.*, 2007). Alternative diets focus on reducing red and processed meat consumption (Aston, Smith and Powles, 2012) or on complying with public recommendations (Hallström, Rööös and Börjesson, 2014). The greatest impact on GHGE reduction is obtained by eliminating meat from the diet (–35 per cent), followed by substitutions from carbon-intensive beef and lamb to less carbon-intensive pork and chicken (–18 per cent) (Hoolohan *et al.*, 2013). Overall, dietary scenarios based on reducing GHGE consider the potential of imposing healthier substitutions, such as higher intakes of fruits and vegetables (Scarborough *et al.*, 2012) or cereals (Westhoek *et al.*, 2014). However, the compatibility of environmental and health aims remains controversial. Holding calorie intake constant, substituting fruits and vegetables for meats increases GHGE (Masset *et al.*, 2014; Heller and Keoleian, 2015). Based on optimisation programming, these studies have modelled an *a priori* hypothesis of substitution between these food groups.

The implementation of dietary changes to reduce GHGE has received scant attention in the economics literature. Very few articles have considered the use of fiscal incentives based on the estimation of demand systems that incorporate observed substitutions. Such studies have employed tax rates

² Here, the tax is wholly supported by consumers without considering firms' strategies. We model demand for all food purchases, and the introduction of supply would require several assumptions regarding how firms set prices. These behaviours can be identified in restricted markets (Bonnet and Réquillart, 2013), but they are not identified when all food purchases are considered. Further issues concerning supply can be found in ECSIP (2014, see <http://ec.europa.eu/>).

corresponding to environmental emissions levels, which can be as high as 32.4 per cent when the carbon cost is assumed to be high (Edjabou and Smed, 2013). Most studies have restricted taxes to the most polluting food groups based on their GHGE per unit produced, i.e. primarily the following animal-based foods, in decreasing order of magnitude: at the EU27 level, ruminant meats, pork, dairy products, poultry and eggs (Wirsenius, Hedenus and Mohlin, 2011); in the Danish case, beef, milk and margarine (Edjabou and Smed, 2013) and in the UK, beef, lamb, animal fats, other meats, pork, poultry, fish and eggs (Briggs *et al.*, 2013). In this latter case, GHGE reduction coincides with a healthier diet.

However, the conflicts between environmental and nutritional goals achieved through targeting particular food groups with fiscal policy and the synergies between health and sustainability scores are still debated (Heller, Keoleian and Willett, 2013). Therefore, the scope of the tax and its rate are critical issues. While waiting for guidelines that would combine health and environmental objectives, the compatibility issue can only be driven by a trade-off. In the French case, the most polluting foods in decreasing importance for GHGE by weight are ruminant meats, which rank far above other animal food groups, such as pork, poultry and eggs; deli meats; cheese; fish; mixed products that include animal content and butter and cream. All plant-based foods produce significantly lower levels of GHGE (Masset *et al.*, 2014). However, the literature has recognised important variation in the carbon emission intensities of different foods according to the functional unit considered (Drewnowski *et al.*, 2015).

From a methodological perspective, the economic literature on nutritional taxation has addressed issues such as the unit of taxation and product/nutrient impact (Smed, Jensen and Denver, 2007; Niebylski *et al.*, 2015), which can be extended to consider the product/GHGE impact. The rates of taxation considered are rather high: Mytton, Clarke and Rayner (2012) advised a tax of 20 per cent on unhealthy foods as the minimum rate needed to produce health benefits. Such a rate was used in, for example, Lin *et al.*'s (2011) simulations. Furthermore, a change in the price of some food groups may affect the entire diet and may lead to undesirable global effects (Fletcher, Frisvold and Tefft, 2010).

The remaining issue concerns equity. First, demand models address heterogeneity in consumption, which induces different eating patterns and varying price sensitivities according to socioeconomic characteristics. Indeed, income and education gradients have been observed with respect to lifestyle and food choices, and these gradients also vary with age (Hébel and Recours, 2007; Ovrum, Gustavsen and Rickertsen, 2014). Regarding the environmental impact, Chancel (2014) noted the importance of generational differences in consumption patterns. Income and other sociodemographic characteristics introduce disparities into the environmental impact of food (Temme *et al.*, 2015; Caillavet *et al.*, 2014).

Food policy is known to play a specific role in health inequalities. Recently, a growing number of articles have presented evidence that tax instruments may be effective in improving diets on average, but differences may exist at the level of

specific population groups. For example, Smed, Jensen and Denver (2007) found that the lower socioeconomic classes experienced the greatest improvements in diet composition, whereas Nordström and Thunström (2011) and Allais, Bertail and Nichèle (2010) found more adverse effects for the lower-income group. Regarding age effects, Smed, Jensen and Denver (2007) found that decreases in fat and sugar demand varied by the age group and were not observed among the older population targeted by the intervention. The equity impact of efforts to promote sustainability with respect to environmental and health considerations is seldom considered. While healthier diets have been shown to relate to higher incomes (Maillot *et al.*, 2007), the same may not be true for environmental impact. Scenarios featuring sustainable diets have been obtained at lower costs (Saxe, 2014). Testing the existence of greater price sensitivity among low-income households is however a point of great interest when evaluating the potential of food tax policies to both reach their goals and reduce socioeconomic inequalities (Green *et al.*, 2013). Nutritional taxation has been shown to be regressive, as recently confirmed by Tiffin and Salois (2014): first, because food represents a higher budget share for low-income households, and second, because food group substitutions differ across income levels.

3. Data and descriptive statistics

To examine food purchases, we use scanner data³ for 1998–2010. In France, the Kantar survey provides continuous information on quantities purchased and the corresponding expenditures for a wide range of foods for at-home consumption. However, it does not enable the observation of all FAH purchases for a given household. To address this issue, household purchases were aggregated to create a pseudo panel and recover a full set of FAH purchases.

The environmental impact of products, using Life-Cycle-Analysis (Goedkoop *et al.*, 2009), was computed by Greenext, an environmental consultancy firm. For 311 products, the data set includes three variables: (i) CO₂ represents carbon dioxide emissions, which affect climate change as the major type of GHGE; (ii) SO₂ represents sulphur dioxide emissions, which are related to air acidification and (iii) N represents nitrogen dioxide emissions, which are directly related to water eutrophication (e.g. green tides).

Nutritional characteristics are obtained from CIQUAL⁴ for over 500 foods. For each product, the list of nutrients computed includes energy, lipids (including saturated fats), carbohydrates, proteins (animal and vegetable), fibres and micronutrients (vitamins and minerals).

The choice of food groups is particularly important when designing food policy that combines environmental and nutritional aims. Our classification

³ Data sources: Kantar WorldPanel 1998–2010, personal computations from ALISS-DASI; see Section A. All references prefaced with the letters A, B and C are presented in the [supplementary data at ERAE online](#).

⁴ The data from CIQUAL are updates from Allen (2010).

corresponds to the categories usually used in consumer modelling with a focus on nutritional (Huang, 1996; Allais, Bertail and Nichèle, 2010) or environmental (Edjabou and Smed, 2013; Briggs *et al.*, 2013) concerns. We grouped items into 21 food groups by incorporating environmental emissions and nutritional content and the usual consumer preferences and willingness to substitute products within categories of foods (Table 1 and Table A1, supplementary data at ERAE online).

For environmental reasons, plant-based foods were separated from animal-based foods. As a benchmark, we used Masset *et al.*'s ranking of food groups according to their GHGE impact by weight of edible food. The most polluting foods are animal-based products (meats, fish, eggs and dairy) and, to a lesser extent, foods that mix animal ingredients with some plant ones (e.g. prepared mixed meals) and animal fats. Furthermore, beef was separated from other fresh meats. Emissions intensity and consumer preferences justify this choice; beef is the greatest polluter among all meats across all rankings, regardless of the unit of analysis. Additionally, Setbon *et al.* (2005) showed that French consumers have strong preferences for beef/veal. The second fresh meat group aggregates pork, chicken and lamb. Lamb is more carbon intensive

Table 1. Food groups and tax scenarios: ENV and ENV-NUT

Food groups	FAH budget shares		Simulated price increase (%)	
	Mean	Std dev.	ENV	ENV-NUT
1 Juices	0.051	0.011		
2 Alcohol	0.100	0.025		
3 Soft drinks	0.039	0.011		
4 Bottled water	0.055	0.010		
5 Coffee and tea	0.046	0.007		
6 Fresh fruits and vegetables	0.027	0.005		
7 Spices	0.015	0.004		
8 Plant-based foods, high in fats	0.027	0.005		
9 Plant-based dishes	0.038	0.009		
10 Plant-based foods, high in sugar	0.038	0.009		
11 Starchy foods	0.023	0.003		
12 Processed fruits and vegetables	0.023	0.003		
13 Beef	0.087	0.020	20	20
14 Other meats	0.059	0.009	20	
15 Cooked meats	0.047	0.006	20	20
16 Animal-based foods, high in fats	0.027	0.004	20	20
17 Cheese	0.079	0.020	20	20
18 Fish and seafood	0.056	0.013	20	
19 Dairy products	0.062	0.014	20	
20 Prepared mixed meals	0.049	0.010	20	20
21 Prepared desserts	0.052	0.008		

on a per weight basis than pork or chicken but less carbon intensive than beef. However, lamb is not a substantial contributor to GHGE at the global level (Gerber *et al.*, 2013) and represents small amounts in France compared with other meat purchases (5 per cent in 2007).⁵

To signal out positive or negative nutritional values according to nutritional recommendations, specific groups were isolated: fruits and vegetables in the first case and foods with high fat, sugar and sodium content in the second case. In the latter category, we distinguish between animal products with fat content – cooked meats, prepared mixed meals, cheese, animal-based foods high in fats – and plant-based products with fat or sugar content – vegetable fats, plant-based foods that are high in sugar, soft drinks. Within plant-based foods, fresh fruits and vegetables were distinguished from processed products on the assumption of different consumer preferences that may be related to practicality, e.g. storage properties. Fruits and vegetables were aggregated, as nutritional recommendations do not distinguish between them.

Cohorts are defined to capture three types of heterogeneity. Income is taken as a proxy to reflect the social disparities in diet. Age is an important driver of consumption and represents both generational and life-cycle aspects of households. Regional heterogeneity involves both price and food preference variation. To consider these three aspects, we use the following variables:

- Four income classes based on family income and corrected by consumption units according to the OECD scale: modest, lower-average, upper-average, well-off (Table A2, Supplementary data at ERAE online).
- Four age classes based on the age of the head of household: under 30, 31–45, 46–60, over 61.
- Three regions with significant differences in food consumption and expenditures: Paris and its suburbs; the North and East; the South and West.⁶

Our final sample includes 48 cohorts and 169 periods, i.e. 8,112 observations (Table A3, Supplementary data at ERAE online).⁷ At the cohort level for each period, we computed the following measures for food purchases: total emissions (in terms of CO₂, SO₂ and N) and nutrient content. For nutritional assessment, we computed the mean adequacy ratio (MAR), a diet quality score (Table 2). This score has been shown to be positively associated with other indices of dietary quality and with health indicators (Darmon *et al.*, 2014). We also computed the contribution of each food group to total emissions and nutrient content (Table A4, Supplementary data at ERAE online).

The average food purchase basket yields 3,066 kcal/day/household. Neither food-away-from-home (FAFH), which corresponds to an average of 20 per cent of food purchases (INCA2, 2009), nor intra-household food consumption are observed. Imputing 20 per cent more calories to incorporate FAFH and

5 Source: INSEE, national accounts data ('comptes nationaux').

6 Allen (2010) showed that these three regions capture the primary differences in food consumption.

7 To construct each cohort, the average, minimum and maximum number of households is 374, 17 and 1,343, respectively, which enables us to obtain efficient results (Deaton, 1985).

Table 2. Impact of taxation scenarios on environmental emissions and nutrient intakes: average household purchases daily equivalent and percentage of quantity change

Variable	Impact of 20% price increase								
	Baseline			ENV			ENV-NUT		
	Unit	Mean	Std	Mean	Std	%	Mean	Std	%
CO ₂	gCO ₂ eq	3899.15	1273.79	3606.17	1178.08	-7.51	3627.81	1185.15	-6.96
SO ₂	gSO ₂ eq	44.42	14.36	37.97	12.27	-14.52	38.56	12.46	-13.21
N	gNeq	15.07	4.63	13.81	4.24	-8.36	14.07	4.32	-6.62
Energy	kcal	3065.77	809.66	2817.79	744.17	-8.09	2893.60	764.19	-5.62
Proteins	g	102.19	26.18	85.66	21.94	-16.18	94.06	24.10	-7.95
Vegetable proteins	g	22.52	8.64	22.07	8.47	-1.98	21.89	8.40	-2.77
Animal proteins	g	77.90	20.66	61.96	16.43	-20.45	70.62	18.73	-9.34
Carbohydrates	g	265.39	80.67	257.39	78.24	-3.01	263.46	80.09	-0.73
Lipids	g	160.22	39.98	142.42	35.54	-11.11	145.05	36.19	-9.47
Saturated fats	g	58.54	15.38	49.34	12.96	-15.72	50.95	13.38	-12.97
Sugar	g	177.28	57.31	171.53	55.45	-3.24	178.27	57.63	0.56
Sodium	mg	3761.39	2246.87	3305.54	1974.57	-12.12	3425.12	2045.99	-8.94
Cholesterol	mg	493.55	139.40	403.59	113.99	-18.23	446.62	126.15	-9.51
MAR ^a	%	81.68	3.43	81.47	3.49	-0.28	82.65	3.39	1.18
C ^b	€	117.18	11.67	126.07	19.47	-7.59	112.52	20.48	-3.98

Notes: Mean indicates the average level of each indicator. Std indicates the standard deviation. Each column reports the levels at the baseline, after the ENV and ENV-NUT.

^aThe MAR is computed for a normalised consumption of 2,000 kcal/day, using 18 nutrients (proteins, fibre, retinol, beta-carotene, vitamin B1, vitamin B2, vitamin B3, vitamin B5, vitamin B6, vitamin B9, vitamin B12, vitamin C, vitamin D, vitamin E, calcium, potassium, iron and magnesium). Detailed results are reported in [Table C1, Supplementary data at ERAE online](#). The theoretical value of 100% illustrates a high-quality diet.

^bC indicates the FAH expenditure computed on a 4-week basis. The negative values in column % indicate the loss in purchasing power induced by the price increase.

considering equal consumption within the household regardless of age and gender differences, we obtain between 1,363 and 1,778 kcal per member of the household or per consumption unit, respectively. Kantar figures may appear low relative to the last nutritional survey conducted in France. INCA2, registering individual intakes through a 7-day diary in 2006–2007, found intakes of 2,162 kcal for an adult and 1,777 kcal for a child. However, INCA figures are estimations that exclude under-reporters, i.e. 26.9 per cent of the population that reports calorie intakes lower than their estimated basic needs according to age and sex.⁸ This correction cannot be applied to Kantar, as we do not know the intra-household allocation of food purchases. Indeed, under-reporting is a substantial issue in food consumption surveys. When working with panel-type purchase surveys such as Kantar, this could also reflect the difficulties associated with the collection tool. In Kantar, most quantities are recorded through direct homescan, but some specific products have to be registered by hand, corresponding to random weight purchases of fresh fruits and vegetables for example. Fresh fruit and vegetable purchases on open markets represented 20 per cent in 2013⁹ and part of it is likely to be under-reported.

The nutritional content of the food basket is assessed with a nutritional score. The average MAR indicates that 81.7 per cent of guidelines are adequately satisfied, which indicates good nutritional quality. Underestimation of fruit and vegetable consumption likely underestimates the MAR, which includes nutrients that are well represented in this food group. In addition, not all purchased food is consumed, and waste reduces estimated intakes and nutritional impacts.

Food purchases are responsible for 3,899 gCO₂eq, 44 gSO₂eq and 15 gNeq. The under-reporting of fruits and vegetables will underestimate emissions related to food, and to plant-based foods. However, the small contribution of fresh fruits and vegetables to environmental indicators (2.4 per cent to CO₂ emissions, see [Table A4, Supplementary data at ERAE online](#)) induces a limited underestimation of 0.5 per cent of total CO₂ emissions if we consider that a maximum of 20 per cent of this food group could be missing. Hence our nutritional and environmental baseline values are lower benchmarks.

Finally, these results were also computed for each population sub-sample according to income and age classes (Table 3). The FAH-related emissions are more important among modest and lower-average households, which show relatively higher calorie intakes at home. This is partly due to a reduced propensity to consume meals outside the home and to the nutritional consequences of choosing cheaper foods. The nutritional quality of the food basket, as measured by the MAR, indicates that disparities appear with respect to both income and age. Households with older heads (over 60 years old) have the lowest diet quality scores, although the discrepancy decreases as income increases. The highest quality FAH is observed among lower-average and upper-average income classes.

8 For details on the methodology used, see INCA2 (2009, p. 34).

9 France Agrimer, 2014: http://www.franceagrimer.fr/content/download/32249/290171/file/SYN-FEL-2014-barometre_lieux_achat_modes_vente.pdf.

Table 3. Impact of taxation scenarios on environmental emissions and nutrient intakes by income and age classes: average household purchases daily equivalent and percentage of quantity change after a 20% price increase

	CO ₂ ^a					SO ₂ ^a					N ^a					
	Baseline		ENV		ENV-NUT	Baseline		ENV		ENV-NUT	Baseline		ENV		ENV-NUT	
	Mean	%	Mean	%	Mean	Mean	%	Mean	%	Mean	Mean	%	Mean	%	Mean	
Modest																
- ; 30[3417.04	-8.11	3139.83	-7.45	3162.50	40.25	-14.97	34.22	-13.69	34.74	14.67	-8.73	13.39	-6.93	13.65	
[30; 45[4376.77	-8.18	4018.72	-7.41	4052.56	51.39	-15.03	43.66	-13.54	44.43	18.09	-8.84	16.49	-6.85	16.85	
[45; 60[4406.92	-7.20	4089.64	-6.74	4109.92	50.36	-14.23	43.20	-12.98	43.83	17.77	-7.97	16.35	-6.30	16.65	
[60; +	3689.43	-7.37	3417.51	-6.80	3438.65	43.13	-14.34	36.94	-12.97	37.54	14.45	-8.01	13.29	-6.32	13.53	
Lower-average																
- ; 30[3126.17	-8.18	2870.54	-7.52	2891.07	36.20	-15.24	30.69	-13.98	31.14	13.02	-8.91	11.86	-7.04	12.10	
[30; 45[3922.95	-8.23	3600.24	-7.44	3631.12	45.58	-15.21	38.65	-13.70	39.33	15.80	-9.01	14.38	-6.96	14.70	
[45; 60[4064.84	-7.30	3768.20	-6.78	3789.41	46.32	-14.38	39.66	-13.03	40.29	15.94	-8.22	14.63	-6.45	14.9	
[60; +	3574.48	-7.42	3309.22	-6.96	3325.74	41.21	-14.41	35.27	-13.13	35.80	13.28	-8.10	12.20	-6.56	12.41	
Upper-average																
- ; 30[2796.39	-7.54	2585.44	-7.02	2599.96	31.74	-14.78	27.05	-13.65	27.40	11.37	-8.48	10.40	-6.84	10.59	
[30; 45[3415.72	-7.76	3150.76	-7.06	3174.71	39.08	-14.88	33.27	-13.41	33.84	13.37	-8.71	12.21	-6.75	12.47	
[45; 60[3828.24	-7.34	3547.10	-6.80	3567.77	43.55	-14.35	37.30	-12.99	37.89	14.53	-8.29	13.32	-6.53	13.58	
[60; +	3373.60	-7.27	3128.40	-6.79	3144.66	38.87	-14.22	33.34	-12.89	33.86	12.46	-8.08	11.45	-6.52	11.65	
Well-off																
- ; 30[2829.92	-6.60	2643.00	-6.28	2652.33	30.94	-13.89	26.64	-12.90	26.95	11.06	-7.73	10.20	-6.29	10.36	
[30; 45[2949.80	-7.57	2726.52	-7.05	2741.97	34.03	-14.59	29.06	-13.40	29.47	11.30	-8.63	10.33	-6.87	10.53	
[45; 60[3473.14	-7.08	3227.29	-6.59	3244.40	39.35	-14.10	33.80	-12.74	34.34	12.96	-8.04	11.92	-6.41	12.13	
[60; +	3304.29	-7.18	3067.14	-6.78	3080.32	38.28	-14.02	32.91	-12.76	33.39	11.75	-7.97	10.81	-6.54	10.98	

	MAR ^b					C ^c				
	Baseline		ENV		ENV-NUT	Baseline		ENV		ENV-NUT
	Mean	%	Mean	%	Mean	Mean	%	Mean	%	Mean
Modest										
– ; 30[82.43	–0.06	82.28	1.12	83.30	92.15	–5.90	97.59	–1.67	93.69
[30; 45[83.34	–0.05	83.19	1.12	84.25	109.64	–8.26	118.70	–2.76	112.67
[45; 60[81.05	–0.54	80.69	1.14	82.04	111.77	–6.85	119.43	–2.03	114.04
[60; +	77.47	–0.24	77.33	1.39	78.57	108.45	–5.84	114.78	–1.55	110.13
Lower-average										
– ; 30[83.77	0.05	83.82	1.11	84.67	95.58	–7.02	102.29	–2.20	97.68
[30; 45[83.84	–0.08	83.73	1.11	84.76	113.25	–9.25	123.73	–3.22	116.90
[45; 60[82.19	–0.52	81.67	1.15	83.09	116.87	–8.37	126.65	–2.79	120.13
[60; +	79.97	–0.20	79.66	1.41	81.01	110.35	–7.85	119.01	–2.54	113.15
Upper-average										
– ; 30[83.42	–0.08	83.43	1.10	84.41	95.50	–6.18	101.40	–1.77	97.19
[30; 45[83.95	–0.08	83.83	1.10	84.86	114.63	–7.74	123.50	–2.52	117.52
[45; 60[82.29	–0.51	81.88	1.14	83.26	124.94	–7.70	134.56	–2.50	128.06
[60; +	80.64	–0.20	80.39	1.41	81.67	117.64	–7.55	126.52	–2.38	120.44
Well-off										
– ; 30[82.78	–0.31	82.46	1.09	83.72	103.88	–4.53	108.59	–1.07	104.99
[30; 45[83.38	–0.22	83.15	1.10	84.32	110.49	–5.94	117.05	–1.65	112.31
[45; 60[81.54	–0.55	81.13	1.12	82.49	126.29	–6.39	134.36	–1.88	128.66
[60; +	80.95	–0.30	80.65	1.34	81.98	125.18	–6.23	132.98	–1.78	127.41

Notes: Mean indicates the average level of each indicator. Std. indicates the standard deviation. Each column reports the levels at the baseline, after the ENV and ENV-NUT.

^aCO₂, SO₂ and N are measured in gCO₂eq, gSO₂eq and gNeq, respectively.

^bThe mean adequacy ratio (MAR) is computed for a normalised consumption of 2,000 kcal/day, using 18 nutrients (proteins, fibre, retinol, beta-carotene, vitamin B1, vitamin B2, vitamin B3, vitamin B5, vitamin B6, vitamin B9, vitamin B12, vitamin C, vitamin D, vitamin E, calcium, potassium, iron and magnesium). Detailed results are reported in Table C1, Supplementary data at ERAE online). The theoretical value of 100% illustrates a high-quality diet.

^cC indicates the FAH expenditure computed on a 4-week basis. The negative values in column % indicate the loss in purchasing power induced by the price increase.

4. Model and methods

We model FAH purchases using an EASI Demand System (Lewbel and Pendakur, 2009) to overcome the linear restrictions of an Almost Ideal Demand System (AIDS) (Deaton and Muellbauer, 1980). Here, the demand system is based on cohort observations c as in Allais, Bertail and Nichèle (2010). Each cohort's budget share for food group i ($i = 1, \dots, N$) is defined as the mean over the household's budget share: $w_{ict} = 1/N_{ct} \sum w_{iht}$, for h households ($h = 1, \dots, H$), c cohorts ($c = 1, \dots, C$) and t time ($t = 1, \dots, T$); w_{iht} is the budget share for household h for food group i at t , and N_{ct} is the number of households within cell c at t . The demand for each food group is defined under a weak separability assumption as a function of prices, food expenditures and sociodemographic characteristics

$$w_{ict} = \sum_{r=1}^R \beta_{ir} (y_{ct})^r + \sum_{l=0}^L \alpha_{il} \mathbf{Z}_{l,ct} + \sum_{m=1}^N \gamma_{im} \ln p_{ict} + u_{ict}, \quad (1)$$

where p_{ict} is the price of food group i , for cohort c at time t ; y_{ct} is implicit utility at the cohort level and for each time t ; r is a polynomial degree determined empirically; $\mathbf{Z}_{l,ct}$ includes l sociodemographic characteristics ($l = 1, \dots, L$); β , α and γ are the estimated parameters; and u_{ict} denotes the residuals. The implicit utility level is computed from

$$y_{ct} = \ln(x_{ct}) - \sum_{i=1}^N w_{ict} \ln p_{ict} + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \gamma_{ij} \ln p_{ict} \ln p_{jct}, \quad (2)$$

where x_{ct} is the total food expenditure of cohort c at t .

Substituting equation (2) into (1) yields a demand system that is not restricted by Gorman rank conditions. Engel curves depend on each food group through the β parameters. The polynomial of degree r is empirically chosen to fit the data and imparts flexibility to the demand system because it does not impose a linear or quadratic relationship between the budget share and implicit utility. Moreover, the implicit utility is expressed as the log of food expenditure deflated by the log Stone price index. Contrary to the AIDS, this specification uses an exact deflator rather than approximated expenditure, thus addressing individual heterogeneity through u_{ict} . This specification uses a utility-derived model, a desirable property that enables the computation of consumer surplus metrics. Thus, it is more appropriate for disaggregation according to income and age. Given the weak separability assumption and the construction of our data, this implies that the consumer surplus metrics are restricted to changes in the quantity of food purchased to maintain a constant utility derived from FAH.

The demand system estimates are used to compute demand elasticities. This specification allows potential substitutions among food groups to be considered. To evaluate the impact of taxation on food purchases, the demand elasticities are used to compute nutritional elasticities (Huang, 1996) and environmental ones.

To reduce the environmental impact of food from a sustainable food policy perspective, we simulate a tax. We consider a price increase for highly polluting animal-based products transmitted through a consumption tax, as in the nutritional literature or in Edjabou and Smed (2013). We simulate up a 20 per cent-price increase, as advised by Mytton, Clarke and Rayner (2012), as a minimum for health benefits. We evaluate the effects of two different tax scenarios.

Scenario ENV is exclusively environment-driven and taxes all food groups with animal content, the highest GHGE producers. The tax addresses eight food groups: beef, other meats, cooked meats, animal fats, cheese, fish and seafoods, dairy products and prepared mixed meals. These foods represent 47 per cent of the FAH budget (Table 1); 37 per cent of the energy in FAH purchases; and 42, 70 and 42 per cent of CO₂, SO₂ and N emissions, respectively (see Table A4, Supplementary data at ERAE online).

Scenario ENV-NUT introduces nutritional concerns. The tax is levied on five food groups: beef, cooked meats, animal fats, cheese and prepared mixed meals. This set of products represents the food groups associated with the greatest environmental and nutritional concerns due to the fat content of foods. In contrast to the ENV scenario, fish, dairy products and other meats are not subject to this tax due to these foods' interesting nutritional characteristics and limited fat content. Foods submitted to tax represent 29 per cent of the FAH budget; 25 per cent of the energy and 35, 59 and 31 per cent of CO₂, SO₂ and N emissions, respectively.

Using the environmental and nutritional elasticities, the *ex ante* evaluation computes the changes in each indicator due to taxation scenarios. The nutritional values are used to compute the MAR.

Finally, we measure how taxation would impact the household FAH cost. To do so, we calculate the variation in household cost functions after each scenario. The change in food purchase costs, denoted $\Delta_{C_{ENV}}$ and $\Delta_{C_{ENV-NUT}}$ for ENV and ENV-NUT, respectively, are computed as the ratios of the log-cost function at the pre-tax and post-tax price levels. For ENV, it is given by

$$\Delta_{C_{ENV}} = \ln \left[\frac{C_{ENV}}{C_{pre}} \right] = (P_{ENV} - P_{pre})' W + \frac{1}{2} (P_{ENV} - P_{pre})' \Gamma (P_{ENV} - P_{pre}), \quad (3)$$

where C_{pre} and C_{ENV} are the food cost functions at the pre- and post-tax (ENV) levels, respectively; P_{pre} and P_{ENV} indicate the vectors of prices before and after taxation, respectively; W is a vector of budget shares; and Γ is an $(N \times N)$ matrix of estimated price parameters. The first part of equation (3) illustrates the change in the Stone price index. The second part yields the change in budget shares after taxation and accounts for substitution between food groups. C_{ENV} indicates the cost of food purchases to maintain the implicit utility level obtained from C_{pre} . The ratio $\Delta_{C_{ENV}}$ indicates the increase in FAH cost and thus represents the loss in food purchasing power due to taxation. For the ENV-NUT scenario, the same computations are made.

The demand system is estimated using 20 equations. The 21st equation (for prepared desserts) is omitted, and its parameters are recovered using the

adding-up and symmetry theoretical constraints. Each equation includes food group-adjusted unit values, which were obtained from a first-stage regression (see Crawford, Laisney and Preston (2003) and section B), FAH expenditures and sociodemographic variables. To control for the endogeneity and correlation of the error terms among equations, an iterated Three-Stage Least Squares (3SLS) estimation is performed (Blundell and Robin, 1999). First, the system specification enables the estimation of cross- and own-price coefficients. Second, the implicit utility variable appears on each side of equation (1), generating endogeneity. Therefore, an instrumental variable procedure is required to obtain consistent results. The instrument we used is the average implicit utility at the average budget share vector and the initial setting of price coefficients.¹⁰ The implicit utility is computed from two exogenous variables: food expenditures and prices;¹¹ hence, combining these two variables enables the construction of an exogenous instrument that is highly correlated with y (Pendakur, 2009). Finally, to address the panel dimension, we demeaned the variables to estimate a fixed effect model, which produces consistent and unbiased parameter estimates with a pseudo panel (Verbeek, 2008). Due to the lack of space, these results are reported in the supplementary data at ERAE online.

5. Results and discussion

The results of the taxation scenario of increasing prices by 20 per cent for two sets of animal-based foods are presented in Table 2. First, we focus on the reductions obtained in the *environmental indicators* (Table 2). The ENV scenario has a greater impact than the ENV-NUT scenario. The ENV scenario decreases emissions by 7.5 per cent for CO₂, 14.5 per cent for SO₂ and 8.4 per cent for N. Compared with ENV, the ENV-NUT scenario produces smaller reductions in emissions of 7.0, and 13.2 and 6.6 per cent, respectively. CO₂ reductions range from 271.3 (ENV-NUT) to 293.0 (ENV) gCO₂eq/household. In comparison, a 7 per cent reduction was obtained, in EU27, targeting animal-based foods (Wirsenius, Hedenus and Mohlin, 2011), and a 6.1–7.5 per cent reduction in the UK (Briggs *et al.*, 2013). The 10.4–19.4 per cent reduction obtained in Denmark (Edjabou and Smed, 2013) is higher because it is based on carbon's high social costs and applies to all foods. Other indicators show reductions of 5.9–6.5 g SO₂eq/household and 1.0–1.3 gNeq/household. To the best of our knowledge, no other study has estimated levels of food-related SO₂ and N reductions. When considering our three environmental indicators, the main difference between the effects of the ENV and ENV-NUT scenarios is in nitrate emissions (–19 per cent in the latter scenario). This decrease is explained by foods that are recognised for their high nitrate-emitting production, such as pork (included in 'other meats'), which are not taxed in the ENV-NUT scenario.

Second, we consider the induced changes in *nutritional indicators* such as the calories and diet quality of the FAH basket, as assessed through the MAR

10 The initial price coefficients are obtained by a standard 3SLS procedure (Pendakur, 2009).

11 Exogeneity of prices is corrected here through the first stage.

(column (b), Table 2). Total energy content decreases from -8.1 per cent in ENV to -5.6 per cent in the ENV-NUT scenario (by 248–172 kcal/household). Such a reduction is observed in similar scenarios by Edjabou and Smed (2013) and Briggs *et al.* (2013). This range also corresponds to the -6.1 per cent energy reduction observed in Allais, Bertail and Nichèle (2010) after the introduction of a 10 per cent price increase on products high in fats. A decrease is not surprising because the economic framework maximises utility and does not necessarily involve a constraint on consumer purchases.¹² As expected, we find large reductions in animal protein in the ENV scenario (-20.5 per cent). This figure lies within ranges observed in several scenarios that assess a 25 per cent reduction in meat consumption (Hallström, Rööös and Börjesson, 2014) or a 25–50 per cent replacement of animal-derived foods (Westhoek *et al.*, 2014). Vegetable protein intake also decreases slightly due to the taxation of foods containing mixed animal- and plant-based contents (prepared mixed meals) and the induced substitutions/complementarities among food groups. French nutritional guidelines advocate limiting protein intake to 55 g/day/person adjusted for a 2,000 kcal diet (Martin, 2001). Using the standard 2,000 kcal adjustment, we find that our scenarios reduce the protein content of purchases from 67 to 61 and 65 g/day in the ENV and ENV-NUT scenarios, respectively. Three nutrients that are deleterious to health when consumed in excess and targeted by the PNNS, i.e. sodium, saturated fats and cholesterol, are reduced by both scenarios. Indeed, cholesterol decreases from -18.2 to -9.5 per cent, saturated fats from -15.7 to -13.0 per cent and sodium from -12.1 to -8.9 per cent. These decreases are higher than the corresponding reduction in calories (-8.1 and -5.6 per cent for ENV and ENV-NUT, respectively), which reduces nutrient densities. Cholesterol is reduced from 494.0 to 446.6 mg/2,000 kcal in ENV-NUT and 403.6 mg/2,000 kcal in ENV. Among the lipids, the initial share of saturated fats amounted to 36.5 per cent and falls to 35.1 and 34.6 per cent for ENV-NUT and ENV, respectively. These shares remain very close to the PNNS target of 36 per cent among adults, which suggests that FAH has a lower fat content than FAFH, as observed in other countries (Mancino, Todd and Lin, 2009). Our scenarios also support reduced sodium consumption. Finally, as assessed by the MAR, FAH quality decreases slightly under ENV (-0.3 from 81.7 per cent) but improves under ENV-NUT (by 1.2 per cent). This is a key difference between the two scenarios.

Third, we have evaluated the loss of purchasing power of FAH (Table 2). It amounts to -7.6 per cent in ENV and -4.0 per cent in ENV-NUT, representing EUR 8.9 to EUR 4.7/4-week period, respectively. This is a difference between the two scenarios of EUR 4.2/4-week period. A loss is induced by any taxation policy without income compensation or subsidies. ENV-NUT limits this amount as it mechanically imposes a lower burden on the food budget.

12 This issue has been considered in studies that target compliance with nutritional guidelines (Maillot *et al.*, 2007), and more recently, nutritional constraints have been added, such as an isocaloric constraint, to an economic framework (Irz *et al.*, 2015).

Comparing our results, we evaluate the advantages and disadvantages of each scenario. For one household, the differences across the three dimensions are: for emissions, 0.6 percentage points (hereafter points) for CO₂, 1.3 points for SO₂ and 1.7 points for N; for MAR, 1.5 points; and for the FAH budget, 3.6 points. ENV-NUT has the advantage of combining improvements in two outcomes in the environmental and nutritional dimensions. In terms of the trade-offs, improved nutritional and milder social impacts under the ENV-NUT scenario are obtained at the cost of some loss in environmental impact, i.e. 21.6 gCO₂eq, 0.6 gSO₂eq, and 0.3 gNeq per household. This gives us an overview of the costs of a trade-off between a pure environmental focus and a more balanced scenario that also considers nutritional and social factors.

From a social perspective, we consider whether our scenarios increase or decrease budgetary and nutritional inequality across households. Emissions disparities are important to consider when designing a sustainable policy that accounts for all three dimensions and to ensure that the policy benefits concern all population sub-groups. To study the variation in the taxation impact, our two scenarios have been also simulated for four income and four age classes (Table 3).¹³

Concerning environmental emissions, the reductions in CO₂ vary by 1.6 points in ENV (−8.2 to −6.6 per cent) and by 1.2 points in ENV-NUT (−7.5 to −6.3 per cent). A similar trend is found for SO₂, with variation of 1.4 points in ENV and 1.2 points in ENV-NUT. Variations in N are observed of 1.3 points in ENV and 0.7 points in ENV-NUT. The highest rate of reduction in environmental impact is observed for the two lowest income groups with the youngest heads (in ENV −8 per cent for CO₂, −15 per cent for SO₂ and −9 per cent for N), while the most-emitting households are the modest ones with heads in the middle of their life-cycle. For instance, among modest households with heads in the 30–45 age range, the reduction in CO₂ emissions reaches −8.2 per cent in ENV (−7.4 per cent in ENV-NUT) from a baseline of a 4.4 kg CO₂eq/day; the smallest effect occurs for well-off households with younger heads (−6.6 and −6.3 per cent, respectively), which have purchases with lower CO₂ content. Similar trends are observed for SO₂ and N emissions. Of our three environmental indicators, the greatest impact is still observed for SO₂ emissions.

Concerning nutritional indicators, calorie reductions vary from 1.1 points in ENV to 0.9 points in ENV-NUT, with the strongest reduction observed in opposite situations, that is, among lower-average households with younger heads or among well-off households with older heads. The lowest reduction is observed for well-off households with younger heads. Under ENV, we always observe decreases in MAR. Under ENV-NUT, we observe increases. Before and after the tax, the highest diet quality for FAH is still observed among the lower- and upper-average households. Relying on the MAR results for ENV-NUT, the only diet-improving scenario, higher effects are found among the oldest groups. Similarly, calorie reduction is more noticeable among households

13 Detailed results on the changes for each nutrient are provided in Table C1, [supplementary data at ERAE online](#).

with the oldest heads, and reductions in saturated fats are also more pronounced among these households (Table C2, Supplementary data at ERAE online). The gap in MAR between households is slightly reduced after taxation, suggesting a favourable effect on nutritional inequalities.

Concerning equity, the gap in the households' purchasing power FAH reaches 4.8 points under ENV (from -9.3 to -4.5 per cent) and 2.1 points under ENV-NUT (from -3.2 to -1.1 per cent). This loss is highest for the lower-average households, the 30–45 age group, and lowest for the well-off, less than 30 age group. This pattern shows clear, though limited, regressive effects (maximum of 10.5/4-week period). Larger decreases in after-tax expenditures are also acknowledged among lower-income classes in Smed, Jensen and Denver (2007) and in Nnoaham *et al.* (2009). In a more formal framework, Tiffin and Salois (2014) found a regressive impact of fat taxation on welfare, with losses in the range of 1.9–2.1 per cent.

Despite these variations, a comparison of the two scenarios shows unambiguous effects, and the general results stand. Reductions in environmental emissions are still higher under ENV (0.3–0.8 points difference in CO₂). Considering the MAR, we find an improvement (1.2–1.7 points) only under ENV-NUT. FAH budget registers a lower variation under ENV-NUT than under ENV (3.5–4.4 points). Finally, regardless of the income and age class, ENV provides the largest reduction in environmental emissions, but ENV-NUT remains the better scenario. Indeed, both diet quality and food purchasing power show better results and are still associated with environmental improvements. The trade-off between the scenarios is larger for older households, whether they are well-off or modest, than for the youngest households. Life-cycle effects may correspond to a greater demand for animal protein among households with active careers and children in middle age groups. Under the preferred ENV-NUT scenario, taxation implies, for the most CO₂ polluting households, i.e. modest with middle-aged heads, a reduction of 297.0 gCO₂eq/day, 6.5 gSO₂eq/day, and 1.1 gNeq/day and an associated improvement of 1.0 point in the MAR, which are obtained at a monetary loss of EUR 2.3/4-week period.

Concerning the consequences for equity, the most differentiated impact of taxation is observed at the level of the FAH cost, with a clear regressive effect, though it results in a very modest loss in consumer surplus due to the limited share of food in total expenditures (Morer, 2014). Nutritional outcomes vary little according to the income and age group, inducing some very limited smoothing of inequality in FAH quality. There are several reasons for this relative flatness. First, animal products, especially meats, represent a decreasing share of total expenditures (Morer, 2014) and may not be the major source of disparities across the household budgets. Cheap sources of animal-based foods are available under most household budgets. Indeed, an analysis of the French Household Budget Survey found that the meat products purchased did not show major price discrepancies (average price paid per unit) by income decile (Caillavet, Lecogne and Nichèle, 2009). Second, the price elasticities

observed vary little, primarily due to the use of cohorts. This reduces variability, as noted in Allais, Bertail and Nichèle (2010).

Our results provide a *minimum* evaluation of the effects of a fiscal policy targeting animal-based foods. First, the conditions of the tax implementation are restricted, as is usual in *ex ante* evaluations. We simulated the environmental tax through a price increase, as in Edjabou and Smed (2013). This literature does not usually consider producer strategies of under- or over-shifting the tax. Using French data, the few studies simulating the pass-through of a sugar tax to consumers provide evidence of under-shifting (60–90 per cent); see Berardi *et al.* (2012) and Bonnet and Réquillart (2013). Considering the closest scenario of Bonnet and Réquillart (2013), we replicated our evaluation using a 12 per cent price increase, which is equivalent to a 60 per cent pass-through. Applying this rate as a lower bound, and our empirical estimation as an upper bound, we observe a reduction in the rate of emissions under ENV ranging from 4.5 to 7.5 per cent for CO₂, 8.7 to 14.5 per cent for SO₂ and 5.0 to 8.4 per cent for N; under ENV-NUT, these values range from 4.2 to 7.0 per cent, 7.9 to 13.2 per cent and 4.0 to 6.6 per cent, respectively. However, while the firms' price response is certainly accurate in the case of a nutritional tax (Réquillart and Soler, 2014), it may be less relevant for environmental externalities. Indeed, even without taxation, resource scarcity and the environmental consequences of production will affect food prices and will induce rising prices for animal-based foods in particular. This evolution of markets could be favourable for consumers' diets, in developed countries, because nutritional guidelines indicate the overconsumption of animal proteins and because substitutions with plant-based proteins may be realised, to some extent, at lower costs.

Second, the policy implications should be interpreted while bearing in mind the limitations imposed by the data. Concerning FAH, under-reporting of random weight fruits and vegetables likely underestimates good nutritional impact but also environmental impact in the baseline. However, our simulations of a tax policy target animal-based foods, and our conclusions on the comparative impact of our scenarios are only slightly affected through cross-price elasticities between animal and plant-based food groups. More importantly, lack of data on FAFH matters. Hence, food-related emissions are underestimated. On the nutrition side, FAFH has been shown to have a lower nutritional quality than FAH in the USA (Mancino, Todd and Lin, 2009). Moreover, its share in consumption varies between income classes. These considerations may affect the value of the trade-offs among environmental, nutritional and equity dimensions.

6. Conclusion

To design a sustainable food policy that combines environmental, nutritional and equity objectives, we explored the effects of a fiscal policy based on the estimation of an EASI demand system using French data for FAH. We designed two alternative taxation scenarios that differ in the number of animal-based foods subject to the tax on environmental and nutritional grounds. Potential

trade-offs between the environment and nutrition, which have been a matter of debate in the literature, are here extended to include equity considerations. We are thus able to address several key issues in a three-dimensional framework.

Are animal-based foods sensitive to price policies and thus potential targets for an environmental tax? A 20 per cent price increase for different sets of animal products produces noticeable impacts that incorporate substitutions between plant- and animal-based foods, reducing CO₂ emissions by 271.3–293.0 g per household per day, SO₂ emissions by 5.9–6.5 g and N emissions by 1.0–1.3 g. Our results suggest that taxing these food groups may be an environmentally friendly policy.

Is the effect of taxation sensitive to the use of different environmental indicators? The rate of reduction we observed in CO₂ emissions, the most commonly used indicator in the literature, is not the most pronounced impact of a tax on animal products. We observe higher price sensitivity for SO₂ emissions. Therefore, widening the range of indicators used for evaluating the environmental impacts of diets could be a crucial policy consideration. Another assessment of the comparative advantages of our scenarios could involve assigning different weights to the types of emissions targeted by the tax.

What are the nutritional implications of an environmental tax targeting animal-based foods? As assessed by a diet adequacy score, these changes are favourable only under the ENV-NUT scenario, which reduces emissions and simultaneously improves FAH quality. To further assess the definitive health impact of those changes, a health model could be implemented to demonstrate the importance of targeting animal-based foods.

What are the social consequences of such a tax, and can equity be addressed? Tax scenarios are not neutral, as they induce losses in the FAH budget (–4.0 to –7.6 per cent). As this impact is smaller than the impact on emissions, it could be considered an investment in future generations and a type of intergenerational transfer. However, are these losses equally distributed among the population? A tax on animal-based foods is regressive, as it generates higher losses for the two lower income groups, particularly for households headed by middle-aged persons. Yet, this taxation induces very limited reductions in nutritional inequalities by decreasing the MAR gap between households. The small size of this latter change does not permit firm conclusions on the potential of a tax to decrease nutritional inequalities, partly due to the use of a pseudo panel. This issue certainly deserves to be tested using a data set that maintains individual heterogeneity.

How should the three dimensions of sustainability be combined to assess the preferred scenario? The environmental loss of 21.6 gCO₂eq, 0.6 gSO₂eq and 0.3 gNeq per household/day represents the cost of trading-off between a pure environmental focus and a more balanced scenario that also considers nutritional and social consequences.

In conclusion, our study illustrates the complexity of intervening to affect food demand through the multiple relationships observed among animal- and plant-based food groups and confirms the ambiguities of combining environmental and nutritional objectives through the taxation of animal-based food

groups. Obviously, trade-offs among these goals cannot be avoided. Our analysis shows that consumption of certain food groups may be incentivised in both dimensions. However, in terms of inequality, the two lowest-income household groups among the middle age group are shown to bear a higher burden of animal-based food taxes.

Further research could implement more nuanced scenarios. Introducing proportional tax rates on both levels of emissions and nutritional contents could better incentivise consumer choices. The use of a combined set of healthy and environmentally friendly guidelines is certainly a crucial issue on which to base a joint food policy. Finally, combining subsidies with taxes could address differing protein needs and purchasing behaviours among households as well as equity issues.

Acknowledgements

This work was supported by the French National Research Agency under the OCAD project (Offer and consume a sustainable diet) and by FERRERO Cie. Our acknowledgements go to O. Allais, S. Lecocq and LG. Soler (INRA ALISS), Y. Surry (Swedish University of Agricultural Sciences), the participants of the 2014 AAEA and EAAE conferences and three anonymous referees for their useful comments and suggestions on a previous version of this article. Special thanks to N. Darmon (INRA NORT) for her participation on nutritional matters. We thank N. Guinet (INRA ALISS) for his data assistance.

Supplementary data

Supplementary data are available at [ERAE](http://erae.oxfordjournals.org/) online.

References

- Allais, O., Bertail, P. and Nichèle, V. (2010). The effects of a fat tax on French households' purchases: a nutritional approach. *American Journal of Agricultural Economics* 92: 228–245.
- Allen, T. (2010). Impacts des variations de prix sur la qualité nutritionnelle du panier alimentaire des ménages français. Ph D thesis, Université Montpellier 1.
- Aston, L. M., Smith, J. N. and Powles, J. W. (2012). Impact of a reduced red and processed meat dietary pattern on disease risks and greenhouse gas emissions in the UK: a modelling study. *British Medical Journal Open* 2: e001072.
- Berardi, N., Sevestre, P., Tepaut, M. and Vigneron, A. (2012). The impact of a 'soda tax' on prices: evidence from French micro data. Banque de France Working Paper.
- Blundell, R. and Robin, J. M. (1999). Estimation in large and disaggregated demand systems: an estimator for conditionally linear systems. *Journal of Applied Econometrics* 14: 209–232.
- Bonnet, C. and Réquillart, V. (2013). Tax incidence with strategic firms in the soft drink market. *Journal of Public Economics* 106: 77–88.

- Briggs, A. D., Kehlbacher, A., Tiffin, R., Garnett, T., Rayner, M. and Scarborough, P. (2013). Assessing the impact on chronic disease of incorporating the societal cost of greenhouse gases into the price of food: an econometric and comparative risk assessment modelling study. *British Medical Journal Open* 3: e003543.
- Caillavet, F., Darmon, N., Fadhuile, A. and Nichèle, V. (2014). Greenhouse gas emissions of households food purchases in France: does income matter? *XIIIth EAAE Congress 2014*.
- Caillavet, F., Lecogne, C. and Nichèle, V. (2009). La fracture alimentaire: des inégalités persistantes mais qui se réduisent. *50 ans de Consommation en France, INSEE Références*, 49–62.
- Capacci, S., Mazzocchi, M., Shankar, B., Brambila Macias, J., Verbeke, W., Pérez-Cueto, F. J., Koziół-Kozakowska, A., Piórecka, B., Niedzwiedzka, B. and D'Addesa, D. et al. (2012). Policies to promote healthy eating in Europe: a structured review of policies and their effectiveness. *Nutrition Reviews* 70: 188–200.
- Chancel, L. (2014). Are younger generations higher carbon emitters than their elders?: Inequalities, generations and CO₂ emissions in France and in the USA. *Ecological Economics* 100: 195–207.
- Crawford, I., Laisney, F. and Preston, I. (2003). Estimation of household demand systems with theoretically compatible Engel curves and unit value specifications. *Journal of Econometrics* 114: 221–241.
- Darmon, N., Lacroix, A., Muller, L. and Ruffieux, B. (2014). Food price policies improve diet quality while increasing socioeconomic inequalities in nutrition. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity* 11: 66.
- Deaton, A. (1985). Panel data from time series of cross-sections. *Journal of Econometrics* 30: 109–126.
- Deaton, A. and Muellbauer, J. (1980). An almost ideal demand system. *The American Economic Review* 70: 312–326.
- Drewnowski, A., Rehm, C. D., Martin, A., Verger, E. O., Voinnesson, M. and Imbert, P. (2015). Energy and nutrient density of foods in relation to their carbon footprint. *American Journal of Clinical Nutrition* 101: 184–191.
- Edjabou, L. D. and Smed, S. (2013). The effect of using consumption taxes on foods to promote climate friendly diets – the case of Denmark. *Food Policy* 39: 84–96.
- Fletcher, J. M., Frisvold, D. E. and Tefft, N. (2010). The effects of soft drink taxes on child and adolescent consumption and weight outcomes. *Journal of Public Economics* 94: 967–974.
- Foresight. (2011). *The Future of Food and Farming*. Final Project Report. London: The Government Office for Science.
- Friel, S., Dangour, A. D., Garnett, T., Lock, K., Chalabi, Z., Roberts, I., Butler, A., Butler, C. D., Waage, J. and McMichael, A. J. et al. (2009). Public health benefits of strategies to reduce greenhouse-gas emissions: food and agriculture. *The Lancet* 374: 2016–2025.
- Gerber, P. J., Steinfeld, H., Henderson, B., Mottet, A., Opio, C., Dijkman, J., Falcucci, A. and Tempio, G. (2013). *Tackling Climate Change Through Livestock: A Global Assessment of Emissions and Mitigation Opportunities*. Rome, Italy: Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO).
- Goedkoop, M., Heijungs, R., Huijbregts, M., De Schryver, A., Struijs, J. and van Zelm, R. (2009). Recipe 2008. A life cycle impact assessment method which comprises

- harmonised category indicators at the midpoint and the endpoint level 1. <http://www.lcia-recipe.net>. Accessed 6 January 2009.
- Green, R., Cornelsen, L., Dangour, A. D., Turner, R., Shankar, B., Mazzocchi, M. and Smith, R. D. (2013). The effect of rising food prices on food consumption: systematic review with meta-regression. *British Medical Journal* 346: f3703.
- Hallström, E., Rööös, E. and Börjesson, P. (2014). Sustainable meat consumption: a quantitative analysis of nutritional intake, greenhouse gas emissions and land use from a Swedish perspective. *Food Policy* 47: 81–90.
- Hébel, P. and Recours, F. (2007). Effets d'âge et de génération: transformation du modèle alimentaire. *Cahiers de Nutrition et de Diététique* 42: 297–303.
- Heller, M. C. and Keoleian, G. A. (2015). Greenhouse gas emission estimates of US dietary choices and food loss. *Journal of Industrial Ecology* 19: 391–401.
- Heller, M. C., Keoleian, G. A. and Willett, W. C. (2013). Toward a life cycle-based, diet-level framework for food environmental impact and nutritional quality assessment: a critical review. *Environmental Science & Technology* 47: 12632–12647.
- Hoolohan, C., Berners-Lee, M., McKinstry-West, J. and Hewitt, C. (2013). Mitigating the greenhouse gas emissions embodied in food through realistic consumer choices. *Energy Policy* 63: 1065–1074.
- Huang, K. S. (1996). Nutrient elasticities in a complete food demand system. *American Journal of Agricultural Economics* 78: 21–29.
- INCA2. (2009). Étude Individuelle Nationale des Consommations Alimentaires 2 (INCA 2) (2006–2007). AFSSA, final report.
- Irz, X., Leroy, P., Réquillart, V. and Soler, L.-G. (2015). Economic assessment of nutritional recommendations. *Journal of Health Economics* 39: 188–210.
- Lewbel, A. and Pendakur, K. (2009). Tricks with Hicks: the EASI demand system. *American Economic Review* 99: 827–863.
- Lin, B.-H., Smith, T. A., Lee, J.-Y. and Hall, K. D. (2011). Measuring weight outcomes for obesity intervention strategies: the case of a sugar-sweetened beverage tax. *Economics & Human Biology* 9: 329–341.
- Mackenbach, J. P., Stirbu, I., Roskam, A.-J. R., Schaap, M. M., Menvielle, G., Leinsalu, M. and Kunst, A. E. (2008). Socioeconomic inequalities in health in 22 European countries. *New England Journal of Medicine* 358: 2468–2481.
- Maillot, M., Darmon, N., Vieux, F. and Drewnowski, A. (2007). Low energy density and high nutritional quality are each associated with higher diet costs in French adults. *American Journal of Clinical Nutrition* 86: 690–696.
- Mancino, L., Todd, J. and Lin, B.-H. (2009). Separating what we eat from where: measuring the effect of food away from home on diet quality. *Food Policy* 34: 557–562.
- Martin, A. (2001). *Apports Nutritionnels Conseillés pour la Population Française*. Tec & doc, Lavoisier.
- Masset, G., Vieux, F., Verger, E. O., Soler, L.-G., Touazi, D. and Darmon, N. (2014). Reducing energy intake and energy density for a sustainable diet: a study based on self-selected diets in French adults. *American Journal of Clinical Nutrition* 99: 1460–1469.
- McMichael, A. J., Powles, J. W., Butler, C. D. and Uauy, R. (2007). Food, livestock production, energy, climate change, and health. *The Lancet* 370: 1253–1263.
- Morer, N. (2014). La consommation des ménages se stabilise en 2013. *INSEE Première* 1502.

- Mytton, O. T., Clarke, D. and Rayner, M. (2012). Taxing unhealthy food and drinks to improve health. *British Medical Journal* 344: e2931.
- Niebylski, M. L., Redburn, K. A., Duhaney, T. and Campbell, N. R. (2015). Healthy food subsidies and unhealthy food taxation: a systematic review of the evidence. *Nutrition* 31: 787–795.
- Nnoaham, K. E., Sacks, G., Rayner, M., Mytton, O. and Gray, A. (2009). Modelling income group differences in the health and economic impacts of targeted food taxes and subsidies. *International Journal of Epidemiology*, dyp214.
- Nordström, J. and Thunström, L. (2011). Can targeted food taxes and subsidies improve the diet? Distributional effects among income groups. *Food Policy* 36: 259–271.
- Ovrum, A., Gustavsen, G. W. and Rickertsen, K. (2014). Age and socioeconomic inequalities in health: examining the role of lifestyle choices. *Advances in Life Course Research* 19: 1–13.
- Pendakur, K. (2009). EASI made easier. *Contributions to Economic Analysis* 288: 179–206.
- Réquillart, V. and Soler, L.-G. (2014). Is the reduction of chronic diseases related to food consumption in the hands of the food industry? *European Review of Agricultural Economics*, p. jbu010.
- Saxe, H. (2014). The new nordic diet is an effective tool in environmental protection: it reduces the associated socioeconomic cost of diets. *American Journal of Clinical Nutrition* 99: 1117–1125.
- Scarborough, P., Allender, S., Clarke, D., Wickramasinghe, K. and Rayner, M. (2012). Modelling the health impact of environmentally sustainable dietary scenarios in the UK. *European Journal of Clinical Nutrition* 66: 710–715.
- Setbon, M., Raude, J., Fischler, C. and Flahault, A. (2005). Risk perception of the ‘mad cow disease’ in France: determinants and consequences. *Risk Analysis* 25: 813–826.
- Smed, S., Jensen, J. D. and Denver, S. (2007). Socio-economic characteristics and the effect of taxation as a health policy instrument. *Food Policy* 32: 624–639.
- Temme, E. H., Toxopeus, I. B., Kramer, G. F., Brosens, M. C., Drijvers, J. M., Tyszler, M. and Ocké, M. C. (2015). Greenhouse gas emission of diets in the Netherlands and associations with food, energy and macronutrient intakes. *Public Health Nutrition* 18: 2433–2445.
- Thow, A. M., Downs, S. and Jan, S. (2014). A systematic review of the effectiveness of food taxes and subsidies to improve diets: understanding the recent evidence. *Nutrition Reviews* 72: 551–565.
- Tiffin, R. and Salois, M. (2014). The distributional consequences of a fiscal food policy: evidence from the UK. *European Review of Agricultural Economics*, p. jbu027.
- Verbeek, M. (2008). Pseudo-panels and repeated cross-sections. In *The Econometrics of Panel Data*. Berlin-Heidelberg: Springer, 369–383.
- WCRF/AICR. (2007). *Food, Nutrition, Physical Activity, and the Prevention of Cancer: A Global Perspective*. Washington, DC: World Cancer Research Fund/American Institute for Cancer Research.
- WEF. (2010). *Realising a New Vision for Agriculture: A Roadmap for Stakeholders*. Geneva: World Economic Forum.
- Westhoek, H., Lesschen, J. P., Rood, T., Wagner, S., De Marco, A., Murphy-Bokern, D., Leip, A., van Grinsven, H., Sutton, M. A. and Oenema, O. (2014). Food choices, health

and environment: effects of cutting Europe's meat and dairy intake. *Global Environmental Change* 26: 196–205.

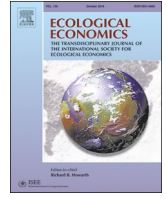
Wirsenius, S., Hedenus, F. and Mohlin, K. (2011). Greenhouse gas taxes on animal food products: rationale, tax scheme and climate mitigation effects. *Climatic Change* 108: 159–184.

Zhen, C., Finkelstein, E. A., Nonnemaker, J. M., Karns, S. A. and Todd, J. E. (2014). Predicting the effects of sugar-sweetened beverage taxes on food and beverage demand in a large demand system. *American Journal of Agricultural Economics* 96: 1–25.



Contents lists available at ScienceDirect

Ecological Economics

journal homepage: www.elsevier.com/locate/ecocon

Analysis

Assessing the distributional effects of carbon taxes on food: Inequalities and nutritional insights in France

France Caillavet^{a,*}, Adélaïde Fadhuile^b, Véronique Nichèle^a^a ALISS UR1303, INRA, Université Paris-Saclay, 65 Boulevard de Brandebourg, F-94200 Ivry-sur-Seine, France^b Univ. Grenoble Alpes, CNRS, INRA, Grenoble INP, GAEL, CS 40700, 38058 Grenoble Cedex 9, France

ARTICLE INFO

Keywords:

Carbon fiscal policy
Revenue-neutral
Food consumption
Regressivity
Inequalities

ABSTRACT

A carbon tax on food could contribute to emissions mitigation and act as a strong signal to economic actors. However, tax regressivity is a major disadvantage. This study addressed equity issues using several means. First, reallocation proposals in a revenue-neutral approach of several emission-based carbon taxation scenarios at the consumption level of food are included. Second, these proposals' distributional incidence was developed, evaluating the role of carbon pricing in policy impacts. Using a carbon-based approach, differing emission potentials of food groups highlight the relevance of using proteins as a tax base to redirect animal to plant sources in a diet. Thus, a scenario of taxing foods rich in animal proteins and subsidizing those rich in plant proteins was constructed. Scanner data of French households in 2010 were analyzed. Several GHG emission indicators and related nutritional impacts, such as diet quality scores and a shift from animal to plant proteins, were evaluated. Using individual changes in food expenditure, distributional effects based on continuous distribution and inequality indexes were measured, allowing for a discussion of policy options of a targeted vs. nontargeted tax and a revenue-neutral approach in the food sector.

1. Introduction

The recent IPCC (2018) report emphasizes the need for urgent action to preserve the planet from further adverse effects of climate change. At its current rate of change, the temperature is expected to increase by 2.7 °C before the end of this century, far exceeding the temperature specified in the 2015 Paris Agreement. The Agriculture, Forestry and Other Land Use (AFOLU) sector is the second-highest greenhouse gas (GHG) emitter after energy (FAO, 2017). This sector is estimated to contribute 30% of total GHG emissions, with the livestock sector responsible for 14.5% of the total emissions (Wellesley et al., 2015). Because world demand for proteins and meat is expected to steadily increase because of population growth and a preference for animal protein, the unsustainability of this demand is threatening global environmental resources. If meat and dairy consumption continue to increase at their current rates, by 2050, the agricultural sector alone will produce 20 GtCO₂e of the 23 GtCO₂e yearly limit, leaving only 3 GtCO₂e for the remainder of the global economy (Wellesley et al., 2015). Restrictions on meat consumption in developed countries are also supported by nutritional recommendations that encourage lower levels of protein and meat consumption than those currently observed (World Cancer Fund, French Nutritional and Health Plan).

Therefore, protein consumption is a key issue for GHG mitigation and human health. For Europe, the 7th Environment Action Program provides a strategic direction for environmental and climatic policy planning until 2020 (EEA, 2017). Among the 29 indicators monitored, consumption of animal products including animal proteins and the proportion of environmental taxes to total taxes have been identified. Indeed, a carbon tax on food could provide an incentive for consumers to modify their diets to be more climate-friendly, which would provide health benefits by reducing caloric consumption from proteins and/or increase the importance of plant proteins compared to animal proteins.

Therefore, environmental taxation on food consumption has been considered in recent literature; however, it raises several specific issues. First, considering the substitutions among all food groups and addressing compatibility between the environment and nutritional outcomes are important issues. Indeed, the possibility that households could respond to the internalization of environmental costs in food prices through virtuous substitutions implying all foods and changes to consumption patterns that would reduce GHGs is not guaranteed (Wirsenius et al., 2011; Briggs et al., 2013; Edjabou and Smed, 2013; Caillavet et al., 2016; Revoredo-Giha et al., 2018; Bonnet et al., 2018). Second, distributional issues are critical. A major disadvantage to food taxation policies is their regressivity because lower-income households

* Corresponding author.

E-mail addresses: france.caillavet@inra.fr (F. Caillavet), adelaide.fadhuile@univ-grenoble-alpes.fr (A. Fadhuile), veronique.nichele@inra.fr (V. Nichèle).<https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2019.04.020>

Received 5 November 2018; Received in revised form 9 April 2019; Accepted 24 April 2019

Available online 15 May 2019

0921-8009/ © 2019 Elsevier B.V. All rights reserved.

spend a higher proportion of their budget on food. At the same time, differences in diet compositions and purchasing patterns according to socioeconomic status are known to be of importance. In France, meat products in particular have been shown to be recently consumed more by lower socioeconomic status populations (Laisney, 2013; ANSES, 2017). Addressing the equity impact of the carbon tax enhances its social acceptability. From this perspective, because food taxation can result in substantial revenue to enable the implementation of compensation policies, the allocation of revenue through a combination of taxes and subsidies is a strategic issue that is seldom studied in the food sector (García-Muros et al., 2017). Finally, on a methodological basis, carbon pricing is key for the establishment of emission-based taxes and is among the policy tools for meeting distributional challenges (IPCC, 2018), although the evaluation of carbon pricing is very much subject to debate (Stiglitz and Stern, 2017).

This study contributes to the carbon tax debate by considering a revenue-neutral fiscal policy for food consumption and measuring its effects at a very disaggregated level, thus highlighting its distributional aspects. Applied to food consumption, a taxation policy may have important distributional and nutritional disadvantages, which can be addressed through specific scenario designs. The reallocation of revenue can modify distributional outcomes and diet quality. Furthermore, the importance of carbon pricing can be questioned to obtain not only substantial emissions mitigation but also co-benefits. This study provides two main contributions. First, a revenue-neutral scenario is implemented through subsidies for plant-protein-rich foods. Second, distributional effects are assessed at the individual level, thus allowing the derivation of inequality indexes. The lesser contributions of this study consist of evaluating the impact of this fiscal policy using two levels of carbon prices on several indicators. The revenue-neutral scenario is also compared to taxes-only scenarios, a carbon tax on all food products, and a tax on all animal-based protein products.

This study retained an *Exact Affine Stone Index* (EASI) demand system (Lewbel and Pendakur, 2009) to simulate the effects of these fiscal policies on environmental, inequality and nutritional indexes based on French scanner data. The environmental effects were computed based on three different indicators capturing climate change, air acidification, and eutrophication. Inequality measures were evaluated through consumer surplus as well as the change in income because of each fiscal policy at the household level. Finally, the nutritional effects include separate nutrient results and a focus on proteins through total protein intake and plant protein proportion as well as an overall assessment of diet quality through a global score.

The remainder of the article is organized as follows. Section 2 provides the literature review. Section 3 describes the empirical method and the French household food consumption data. Section 4 presents the outcomes of the simulated tax scenarios with different carbon prices. Section 5 discusses the results. Section 6 concludes the paper.

2. Literature review

The regressive nature of environmental taxes has been a topic of concern during recent decades following the introduction of energy taxes in several countries or in simulation scenarios targeting reduced GHG emissions from the seminal OECD (1994) report. Wier et al. (2005) evaluated the incidence of a tax on household consumption in Denmark and found a worsened marginal Gini index of +0.021% on disposable income and +0.007% on expenditure. Kerkhof et al. (2008) presented 2 tax scenarios (concerning CO₂ or more GHG) and studied the distribution of the tax burden across income groups in the Netherlands. The researchers showed a worsening of the Gini coefficient by +0.4 points for a CO₂ tax and by +0.11 points for a GHG tax. Feng et al. (2010) evaluated the incidence of a CO₂ tax on UK households as a tax burden relative to an income of 6.0% in the lower decile compared to only 2.4% in the highest decile; 4.3% and 1.7%, respectively, in the case of a GHG tax. Addressing regressivity, revenue-neutral approaches

are key strategies to target distributional neutrality. In Metcalf (2008), the regressivity of the carbon tax in the US case was offset by using the revenue to fund a reduction in the income tax.

All of these works highlight that any policy increasing the cost of energy will disproportionately impact low-income households, making equity a major concern when taxes are discussed. Regarding this latter aspect, food can be directly compared to energy, although very few studies have addressed the distributional issue of a carbon tax on food and have neglected social issues, welfare and acceptability. The key issue of introducing compensating mechanisms with a combination of taxes and subsidies has been used in certain carbon scenarios designed for food consumption (Briggs et al., 2013; Edjabou and Smed, 2013; Markandya et al., 2016); however, they did not target distributional neutrality or frequently measure its effect. Evaluating whether the tax burden disproportionately affects households in the lower socioeconomic groups, making carbon taxes on food regressive can be primarily completed by comparing the incidence of taxation in different income classes at the mean point. Kehlbacher et al. (2016), in the case of a carbon food tax, reported a higher tax burden on lower-income households in the UK. However, their finding may depend on the income classes chosen and some effects may be discontinuous. In the case of the taxation of animal-based foods, Caillavet et al. (2016) found a loss in purchasing power related to food varying by −9.25% to −5.84% (according to age groups) in 2 lower-income classes vs. a variation of −7.74% to −4.53% in 2 higher-income classes in the French case. In particular, the lowest income class did not bear the highest burden but a less-than-average one. This discontinuity is confirmed by Säll's (2018) work computing the compensating variations for various income groups after a meat tax in Sweden was implemented. In both cases, the lowest income group may not expect major change.

However, to fully assess the inequality impact, individual effects must be observed, and this is not the case for most works. The incidence of a food carbon tax at the level of individual distribution was analyzed in a Spanish work by García-Muros et al. (2017). Using several inequality measures, the researchers assessed the regressive impact of different scenarios. With a carbon tax on all food (25 and 50 €/t), the average tax rate varies from 0.83% to 0.40% between the lowest and highest food groups and it decreases with income level. At the individual level, very weak regressivity effects of the carbon tax were found; however, they were stronger with a higher carbon price.

Carbon pricing is a related issue, both for emission-based taxes and the redistribution of tax revenue. Guivarch and Rogelj (2017) reviewed scenarios that limit warming to less than 2 °C with a greater than 66% probability. The latest carbon price trajectory quantifications show short-term prices varying from 15 USD to 360 USD₂₀₀₅/tCO₂e in 2030. Compared to the aforementioned range of estimations, studies of a carbon tax on food consumption set carbon prices at moderate levels. For the world, Revell (2015) applied a level of USD 80/tCO₂e/kg meat (0.06 €/tCO₂e/kg meat at 2010 rates). In the UK case, Briggs et al. (2013) assumed 2.86 £/tCO₂e/100 g food (0.32 €/tCO₂e/kg food at 2010 rates). Edjabou and Smed (2013) tested two prices: 0.26 DKK/kgCO₂/kg and 0.76 DKK/kgCO₂/kg food (35 €/t and 102 €/tCO₂e/kg food at 2010 rates, respectively). The range of rates varied greatly; however, they could be floor values. Stiglitz and Stern (2017) suggested that carbon values computed using older models tend to be underestimated because they do not consider the many risks and costs associated with climate change.

3. Materials and methods

3.1. Empirical strategy

To evaluate the effects of a carbon tax, we used an ex ante framework modeling food-at-home purchases. The *Exact Affine Stone Index* (EASI) demand system (Lewbel and Pendakur, 2009) was retained to model a complete food demand system. The demand for each food

group was defined under a weak separability assumption as a function of prices, food expenditure, and socioeconomic characteristics. First, this theoretical demand system is linear for prices and nonlinear for food expenditure, providing a very flexible demand function. This system enables aggregation over preferences as well as considers complementarities and substitutions by defining implicit Marshallian demand functions. The flexibility is also provided by Engel curves, which depend on each food group in the entire food purchase bundle. In this specification, the implicit utility is expressed as the log of the expenditure on food deflated by the log of the Stone price index, i.e., an exact deflator instead of an approximate expenditure. Second, the EASI demand system is dual in terms of cost functions; therefore, cost change can easily be derived from the demand parameters. Generally, any price change can be measured given the implicit utility level compared to the baseline situation. Hence, consumer surplus variations are computed from food cost and its corresponding implicit utility level at the individual level. This last measure enables calculation of the total revenue generated by a fiscal policy that is used to subsidize selected goods. The subsidy rate is deduced such that the whole revenue is allocated to the households consuming the foods. Distributional effects are computed first through the consumer surplus loss concerning food, i.e., the loss in purchasing power induced by a price change. At the global level, this methodology allows comparison of the social impact of different scenarios. However, this measure does not inform on the distributive pattern of the loss or, in particular, on whether the tax burden disproportionately affects lower-income households. Thus, we computed inequality measures based on food expenditure and income changes by exploiting the individual heterogeneity captured by our individual evaluations. Using the Gini inequality index, we measured the change between the distribution of expenditures pre- and postscenario. We also computed the distribution of the share of food expenditure to income pre- and postscenario using an Engel curve. Furthermore, assuming that a fiscal policy is directly set on consumer prices, we evaluated the impact of this price change on consumer behavior. Using the demand parameters, we computed Hicksian elasticities and food expenditure elasticities. Then, Marshallian elasticities were computed at the individual level of households' purchases. Finally, for several environmental and nutritional indicators, we deduced the change implied by the fiscal policy, deriving indicator elasticities at the individual level. Therefore, for each food group j ($j \in \mathbb{N}$), we let ϑ_j represent the emission level and υ represent the extra cost corresponding to the value of the carbon tax. We defined a subset c of the taxed food groups proportional to the emission level. Let $\tau_{c(j)} = \vartheta_j \tau_j$ if j is taxed in subset c , and 0 if j is not taxed. This designation enabled computation of the quantity, denoted $q_{k,j}$, for each indicator k of the post-taxation situation as follows:

$$q_{k,j} = (1 + \varepsilon_{k,j} \tau_{c(j)}) q_j / 100,$$

where $\varepsilon_{k,j}$ is the indicator elasticity (computed in the first step);
 q_j is the initial quantity of food group j ;
 and $\tau_{c(j)} = \vartheta_{c(j)} / \text{exp}_j$, where exp_j is the household expenditure.

To evaluate the precise impact of the fiscal policy as described later, we used individual purchases, i.e., individual prices and quantities for each food group, and total expenditures on food-at-home. These individual values enabled evaluation of the statistical distributional effects by comparing the distribution of each indicator before and after the taxation scenario effects. Then, the confidence interval was computed. The elasticities used to predict changes in consumer behavior were based mainly on the elasticities estimated in Caillavet et al. (2016). The demand parameters were used to compute demand elasticities for 21 food groups. The model considered the substitutions between food groups and the household's budget constraints. Here, we used the Hicksian and food expenditure elasticities from that study to compute Marshallian elasticities based on individual observations. We then computed environmental and nutrient elasticities at the individual

level. Based on these last estimates, we computed the changes in all environmental and nutrient indicators as described in Section 3.2. These results were calculated for each household based on postscenario purchase levels by income (in Euros/day). The results provided individual effects and allowed for the derivation of the continuous distribution. Furthermore, the decile thresholds were also provided with 95% confidence intervals.

3.2. Data

The dataset was based on the merging of several sources. First, purchases were computed from scanner data from the 2010 Kantar Worldpanel. This survey registers households' food purchases, i.e., quantities and expenditure. Households with complete purchase data were selected resulting in a sample of 7134 households.

Environmental data were collected using Greenext, an environment consultancy that assessed the environmental impact of 311 food products in France based on life-cycle analysis (Goedkoop et al., 2009). The final values were represented by three different indicators: GHG emissions (gCO₂eq/100 g), air acidification (gSO₂eq/100 g), and marine water eutrophication (gNeq/100 g) denoted as CO₂, SO₂ and N, respectively. These estimations are the only ones available in France for food environmental impact.

The calories and nutrient equivalences of food purchases were based on food composition CIQUAL data¹ provided by the French Agency for Food and Environmental, Occupational, and Health and Safety. CIQUAL data provide information regarding the number of calories per 100 g of the edible portion of each food item and a set of 18 nutrients, which are used to assess diet healthiness using the mean adequacy ratio (MAR) nutritional score (see Madden et al., 1976). The MAR has been adapted to the French average intakes and nutritional guidelines (Martin, 2006). It has been used in several works evaluating the French diet (for example, Vieux et al., 2012; Caillavet et al., 2018). Computed on the basis of a 2000 kcal per day intake, this score shows the suitability of a diet to the nutritional recommendations in France. The nearer this score is to 100, the better the household diet is.

Finally, foods were allocated to 21 groups that consider their environmental emissions and nutritional content, consumer preferences and the willingness to substitute products within food categories, as in Caillavet et al. (2016). Table 1 summarizes the characteristics of our sample by food groups, in terms of budget proportion, emissions, and nutrients. This table provides daily emission quantities, food expenditure, and purchased quantities per household.

3.3. Simulation set up

Carbon pricing was based on the French estimations that are compatible with the European Commission's commitment (Quinet, 2009). To evaluate the comparative benefits of different tax rates, and particularly in a revenue-neutral approach, we chose 2 different carbon prices. As a floor price, we used the minimum value set by the Quinet report (56 €/t) and a higher value (140 €/t), multiplied from the basic value (2.5 times). This ratio allowed for comparison among our proposed scenarios. All food groups have different GHG-emitting potentials. Table 1 presents the average CO₂eq values, expressed per 100 g, for each food group (column A) on which the targeted group choices were completed.

Our redistribution scheme was based on (ANSES, 2017) the re-direction of protein consumption, by diminishing the share of animal and increasing the plant-based proteins on environmental and nutritional grounds, and (Briggs et al., 2013) a revenue-neutral approach for the state and the consumer; the revenue from "sin" taxes is allocated to "virtuous" subsidies. As steps in the revenue-neutral approach, we

¹ Available at <http://www.ansespro.fr/tableciqual>.

Table 1
Summary statistics by food group: shares, emissions, household expenditure and quantity (daily basis per household), N = 7134.

Food groups	Shares (in %)				Environment			Nutrition			(A) Emissions (gCO ₂ eq/100 g food)	(B) Food expenditure (€)	(C) Quantity (kg)
	Food budget		Environment		Nutrition								
	CO ₂	SO ₂	N	Proteins	Calories	Proteins							
Plant-based food groups													
Beverages													
Juices	1.99	3.41	1.81	3.39	0.72	1.71	0.72	70.59	0.21	0.20			
Alcohol	7.57	6.89	3.94	4.55	0.44	4.40	0.44	175.82	0.84	0.26			
Soft drinks	1.98	2.38	1.10	1.86	0.02	2.73	0.02	62.74	0.21	0.27			
Bottled water	1.72	3.46	1.17	1.50	0.00	0.00	0.00	26.09	0.19	0.79			
Coffee and tea	2.53	0.25	0.15	0.24	1.51	0.31	1.51	36.14	0.26	0.04			
Other plant-based products													
Fresh fruits and vegetables	11.16	14.22	6.39	10.08	4.10	5.90	4.10	129.23	1.27	0.75			
Spices	0.46	0.71	0.40	0.46	0.36	0.39	0.36	245.26	0.05	0.02			
Plant-based foods, high in fats	1.16	1.15	0.47	5.17	0.06	6.59	0.06	181.43	0.12	0.04			
Plant-based dishes	1.10	0.75	0.30	0.67	0.36	0.88	0.36	141.74	0.11	0.02			
Plant-based foods, high in sugar	5.67	2.51	1.89	2.81	2.85	10.06	2.85	194.22	0.61	0.12			
Starchy foods	3.56	3.86	2.09	3.73	7.59	9.30	7.59	195.81	0.37	0.20			
Processed fruits and vegetables	5.15	4.86	2.13	6.56	2.56	4.28	2.56	223.67	0.54	0.17			
Animal-based food groups													
Animal-based products													
Beef	5.10	13.29	22.93	9.81	7.61	2.08	7.61	1387.10	0.60	0.05			
Other meats	8.65	7.37	13.59	15.04	14.95	4.93	14.95	817.08	0.95	0.15			
Cooked meats	6.31	7.32	11.88	13.15	8.41	3.27	8.41	562.92	0.67	0.08			
Animal-based foods, high in fats	2.46	7.19	11.14	4.93	1.25	7.29	1.25	620.73	0.26	0.07			
Cheese	8.14	2.71	3.95	1.15	17.07	9.42	17.07	454.48	0.87	0.14			
Fish and seafood	5.24	2.75	1.43	0.86	4.20	1.08	4.20	380.27	0.57	0.05			
Dairy products	6.45	0.09	0.08	0.04	13.18	7.93	13.18	159.55	0.69	0.57			
Mixed origin-based products													
Prepared mixed meals	6.11	4.11	4.24	4.60	6.25	5.89	6.25	390.23	0.64	0.11			
Prepared desserts	7.48	10.73	8.93	9.42	6.49	11.57	6.49	273.37	0.79	0.20			

constructed the 3 following scenarios based on GHG levels for each food group (see Table 2).

- **TAX_ALL** concerns all food. With a purely environmental focus, this scenario measures the incorporation of the environmental cost to the entire food sector by applying taxes to all food groups with emission-based rates.
- **TAX_ANI** taxes only the four highest-emitting food groups that are rich in animal proteins. Sustainability is linked to nutritional goals by targeting the set of products most unfavorable to the environment and health, i.e., foods rich in animal proteins, and by highlighting the desired shift to plant-protein-rich foods. The highest-emitting food groups are primarily animal-based and include “beef,” “other meats,” “cooked meats,” and “cheese.” Taxing other animal-based products appears to be less relevant; “fish and seafood” is near the emissions average and, according to French nutritional guidelines, has suitable nutritional properties. Similarly, “prepared mixed dishes” is near the emissions average, while “animal-based fats” have a low protein content.
- **TAX_SUB** is the revenue-neutral scenario. This scenario uses TAX_ANI revenue to subsidize two food groups rich in plant proteins, “fresh fruits and vegetables” and “starchy foods” (including pulses). This scenario subsidizes healthier and more environmentally friendly foods, including foods rich in plant protein. There is a consensus on the role in diets of fruits, vegetables, and pulses (PNNS, 2017; EFSA, 2012). We consider fresh fruits and vegetables whose protein content is higher (4.10%) than processed fruits and vegetables (2.56%). In addition, consumption of fresh compared to processed fruits and vegetables is socially differentiated. In France, dietary intake surveys (ANSES, 2017; Plessz and Gojard, 2013) show that low-income households consume fewer fresh fruits and vegetables. In the case of pulses, for data reasons, we consider the whole “starchy foods” group. Therefore, two food groups are candidates for subsidies. The food groups targeted for subsidies are consumed less by lower-income households and meet explicit nutritional goals (PNNS, 2017), as improvements are more necessary in disadvantaged households. In addition, subsidizing a restricted set of foods is advantageous to the finances available in the revenue-neutral approach and should have a greater impact on environmental and nutritional outcomes.

4. Results

The scenarios implemented represent different shares among household food consumption. Compared to TAX_ALL, which includes all food groups (100% of household food budget) and related emissions, TAX_ANI concerns 28.2% of the food budget, 52.4% of the SO₂ emissions, 30.7% of the CO₂ emissions, 39.1% of the N emissions, and 19.7% of the calories of food-at-home purchases. This scenario also taxes 64.3% of the animal proteins (Table 2). TAX_SUB focuses on 42.9% of the food budget, 48.8% of the CO₂ emissions, 60.8% of the SO₂ emissions, 53.0% of the N emissions, and 34.9% of the calories. This scenario taxes 64.3% of the animal proteins and subsidizes 44.2% of the plant proteins.

The effects of each scenario are evaluated for the two carbon price levels previously described (56 €/tCO₂eq and 140 €/tCO₂eq); see Table 2. When applied to all food groups (TAX_ALL), average tax rates vary from 0.37% to 0.93% (for “coffee and tea” at 56 € and 140 €/t, respectively) to 9.28% to 23.20% (for “animal-based foods high in fats”). For the food groups in TAX_ANI, the tax rates are 7.77% to 19.41% for “beef,” 7.74% to 19.35% for “other meats,” 3.67% to 9.18% for “cooked meats,” and 4.29% to 10.73% for “cheese.” TAX_SUB rates are the same as TAX_ANI rates, and the subsidy rates are 4.93% to 14.92% for “fresh fruits and vegetables” and 1.47% to 4.53% for “starchy foods” including pulses.

In relation to *environmental changes*, all the scenarios predict a

significant decrease in emissions (Table 3 and Fig. 1). In the case of TAX_ALL, which taxes all foods, the variations in the environmental indicators are noticeable, with average emission changes of −6.19% to −15.48% for CO₂, −6.97% to −17.43% for SO₂ and −6.11% to −15.24% for N. In TAX_ANI, which targets 4 animal protein-based food groups, a lower emissions reduction was induced, with changes of −2.20% to −5.50% for CO₂, −3.92% to −9.80% for SO₂, and −2.76% to −6.88% for N. TAX_SUB demonstrates further nuances to the effects on the environment with changes of −0.97% to −1.78% for CO₂, −3.41% to −8.24% for SO₂, and −1.92% to −4.31% for N. Fig. 1, for 140 €/tCO₂eq, shows that some scenarios do not always differ in trend. Regardless of the income level, TAX_ALL provides the strongest decreases for all indicators; for example, SO₂ emissions at the 95% confidence interval overlap for TAX_ANI and TAX_SUB except for households with the lowest incomes.

The distribution of individual effects shows higher emissions with income up to a threshold and then decreases. This general pattern can illustrate the debate of the Environmental Kuznets Curve (Chancel, 2014; Caillavet et al., 2015). The range of emissions variation between scenarios increases with income, but the confidence intervals suggest that these results may not be significant. Of interest is that the 3 environmental indicators show very similar trends.

If we examine *equity* first in terms of average loss of purchasing power relative to the food budget, incorporating the cost of carbon into all components of household food has the strongest impact under the TAX_ALL scenario, as expected, compared to the scenarios that involve fewer food groups. TAX_ALL induces a supplementary daily expenditure on food per household of 4.49% to 11.22%, while TAX_ANI increases expenditure by 1.59% to 3.98%, respectively, for 56 €/tCO₂eq and 140 €/tCO₂eq. TAX_SUB induces no increase in food expenditure, on average (Table 1). Further investigating the impact of taxation on equity among households, the Gini pre- and postscenarios show a different range of variations. Based on the distribution of food expenditure, they decrease very slightly under TAX_ALL (−0.001/−0.002 points, respectively) and slightly more after taxing and subsidizing the protein food groups (−0.004/−0.010 points, respectively) under TAX_SUB. This small effect barely affects the Gini index of the income distribution, which remains unchanged except in the 4th decimal. To obtain a more precise measure of the incidence of taxes and subsidies, we consider the change in the share of food expenditure according to income. Fig. 2 shows an increase for TAX_ALL and TAX_ANI compared to the baseline. This figure shows a weaker incidence for scenarios TAX_ANI and TAX_SUB, and the confidence intervals overlap explaining the Gini results. However, the TAX_SUB curve shows an interesting pattern because it rotates around an approximate average daily income of 100 €. This curve shows that post-TAX_SUB, lower-income households have a higher food burden, while higher-income households have a decreased food burden.

In relation to *nutritional effects*, three indicators are summarized for the different scenarios (Table 3). First, MAR indicates the suitability of food purchases in relation to French nutritional recommendations (Fig. 3). On average, MAR improves slightly under TAX_ALL (+0.16 to +0.38 percentage points), more than TAX_SUB (+0.12 to +0.33 percentage points), but decreases under TAX_ANI (−0.08 to −0.21 percentage points). Second, the proportion of protein in total calories measures the impact of protein substitutions following taxation. Regardless of the carbon price used, all the scenarios show a decrease in the protein proportion, with the greatest being under TAX_SUB (−0.28 to −0.71 percentage points), inducing a protein content of less than 14% for 140 €/tCO₂eq pricing. Third, the share of plant protein in total proteins measures the desired substitution from animal to plant proteins. Under all the scenarios, the plant protein share increases at the highest rate, 27.59%, under TAX_SUB (+0.92 to +2.54 percentage points). Note that the reduction in total calories purchased reaches −14.85% under TAX_ALL and −2.68% under TAX_ANI but is nearly neutral under TAX_SUB (−0.73%).

Table 2
Average price variation (%) per food group by scenario and carbon price (tax and subsidy rates).

Scenario	TAX_ALL		TAX_ANI		TAX_SUB	
	56	140	56	140	56	140
Carbon price in €/tCO ₂ e						
Plant-based food groups						
Beverages						
Juices	3.95	9.87				
Alcohol	3.21	8.03				
Soft drinks	4.18	1.44				
Bottled water	6.20	15.50				
Coffee and tea	0.37	0.93				
Other plant-based products						
Fresh fruits and vegetables	4.63	11.57			-4.93	-14.92
Spices	7.41	18.54				
Plant foods, high in fats	3.69	9.23				
Plant dishes	1.87	4.67				
Plant foods, high in sugar	2.43	6.07				
Starchy foods	6.36	15.91			-1.47	-4.53
Processed fruits and vegetables	4.07	10.18				
Animal-based food groups						
Animal-based products						
Beef	7.77	19.41	7.77	19.41	7.77	19.41
Other meats	7.74	19.35	7.74	19.35	7.74	19.35
Cooked meats	3.67	9.18	3.67	9.18	3.67	9.18
Animal-based foods, high in fats	9.28	23.20				
Cheese	4.29	10.73	4.29	10.73	4.29	10.73
Fish and seafood	1.92	4.80				
Dairy products	7.71	19.27				
Mixed origin-based products						
Prepared mixed meals	3.89	9.72				
Prepared desserts	3.89	9.73				

Table 3
Average variations in environmental, inequality and nutritional indicators by scenario for each carbon price.

Carbon price	Baseline			56 €/tCO ₂ eq			140 €/tCO ₂ eq		
		TAX_ALL	TAX_ANI	TAX_SUB	(%)	TAX_ALL	TAX_ANI	TAX_SUB	(%)
			(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)
Environmental indicators									
Q _{co2} (g/day/h)	5635.93	5286.96	5511.92	-6.19	-2.20	4763.50	-15.48	5325.91	-5.50
Q _{so2} (g/day/h)	65.05	60.51	62.50	-6.97	-3.92	53.71	-17.43	58.68	-9.80
Q _{nitrate} (g/day/h)	22.10	20.75	21.49	-6.11	-2.76	18.73	-15.24	20.58	-6.88
Nutritional indicators									
MAR (%)	84.33	84.50	84.26	0.16 ^a	-0.08 ^a	84.72	0.38 ^a	84.12	-0.21 ^a
Protein share (% calories)	14.69	14.66	14.43	-0.03 ^a	-0.26 ^a	14.60	-0.09 ^a	14.03	-0.65 ^a
Plant proteins (% proteins)	25.05	25.23	25.71	0.18 ^a	0.66 ^a	25.55	0.50 ^a	26.79	1.74 ^a
Calories (day/h)	4716.64	4436.51	4666.16	-5.9 ^a	-1.07	4016.31	-14.85	4590.44	-2.68
Equity effects									
Food expense (€/day/h)	10.83	11.31	11.00	4.49	1.59	12.04	11.22	11.26	3.98
Gini of food expenditure	0.308	0.307	0.308	-0.001 ^b	-0.0002 ^b	0.306	-0.002 ^b	0.308	-0.0005 ^b

^a Percentage point variation.

^b Absolute variation.

The distribution of individual effects shows further disparities according to income and differences between scenarios. The higher the income, the higher is the MAR, confirming the results of Caillavet et al. (2018). The scenarios modify the MAR distribution curve, in particular with subsidies showing an improving MAR effect with improving income. Concerning the protein content, beyond the difference in levels between scenarios, taxation does not modify the distributional profile, with a protein share increasing with income (Fig. 4). Conversely, the balance between plant and animal proteins is greatly modified by the different policies. As the plant protein distribution shows a basic U-curve at the baseline, Fig. 5 shows that taxing animal-based foods (TAX_ANI) introduces a disruptive pattern; the plant protein share post-taxation at a lower income is farther from the baseline than at a higher income. This finding shows more virtuous substitutions in the purchases of low-income households; one element of explanation is more sensitivity to price increases. Conversely, the new pattern post-subsidies (TAX_SUB) shows a greater distance from the baseline for the higher-income households, which show the highest potential for improvement.

A comparison of the impact of the two carbon prices shows a difference in the magnitude of the effects that does not always correspond to the gap between the 56 € and 140 € values (2.5 times), as listed in Table 3. Under the pure taxation scenarios (TAX_ALL and TAX_ANI), the tax rates are exactly proportional (Table 2), as are the environmental, nutritional and consumer loss effects. Under TAX_SUB, the tax rates obtained remain proportional; however, the subsidy rates, which are higher (3.02 times for “fruits and vegetables” and 3.09 times for “starchy foods”) than the carbon price gap, do not.

Note that our data induce certain limits. Kantar scanner data cover only food. Therefore, we assume that food consumption is separable from other consumer goods, as with other works encountering such constraints (among others, Zhen et al., 2013). However, the results presented here are related to household income, assuming relevant substitutions within food expenditure. Concerning at-home purchases, these estimates can be considered to be lower bound. Considering the whole diet would lead to higher GHG reductions. However, in France, food consumed at home represents 80% of calories (ANSES, 2017), a higher proportion than in other developed countries. Finally, another limit consists of assuming here that the price increase directly concerns consumer prices. Because we do not include in our analysis firm strategies, consumers are assumed to respectively pay the whole carbon tax directly. Indeed, supply-side policies are complex issues that could not be developed in this study because we focused on entire food purchases and not a specific sector of the agro-industry. Firms have a role to play, with challenges such as product reformulation and uncertainty on pass-through measures (see Réquillart and Soler, 2014).

5. Discussion

The fiscal policies presented here target virtuous substitutions between food groups on an environmental basis. Our first issue is measuring the policies' expected regressive content. Our second issue states the potential of a revenue-neutral approach to control this regressivity, using the redirection of proteins as an allocation tool. Uncertainty remains because certain meat products may be consumed more by lower-income households. The distribution of individual effects on the equity and nutritional aspects remain unknown.

5.1. Respective benefits of the scenarios implementing only taxes: a generalized tax vs. a targeted tax

TAX_ALL provide the first ex ante evaluation of the incorporation of carbon costs to all foods for France, distinguishing the emission potential within animal-based and plant-based categories. A similar analysis has been conducted in several European countries, with the range of emissions reductions depending on the carbon cost applied. For instance, estimated reductions varied in the UK by 7.5% (Briggs et al.,

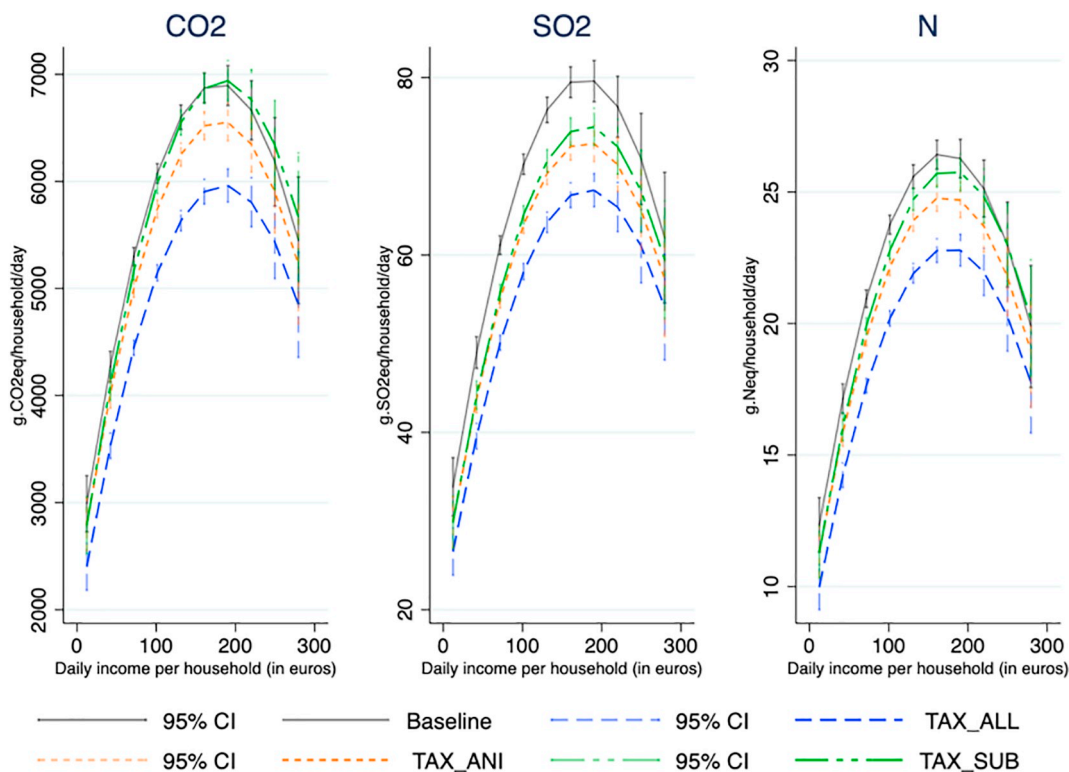


Fig. 1. Distribution of environmental values for CO₂, SO₂ and N at the baseline and for each scenario at 140 €/tCO₂eq (with 95% confidence intervals at each decile threshold) according to income.

2013) or 6.3% (Kehlbacher et al., 2016) and, in Denmark, by 7.9% to 19.4% (Edjabou and Smed, 2013). While at a similar rate in Spain (50 €/t, García-Muros et al., 2017 and 52 €/t, Markandya et al., 2016), the respective emissions reductions of 7.5% and 7–10% are in accordance with our results at the mid-range price (56 €/t). In comparison, only a high carbon price (140 €/t) allows substantial environmental impacts (15% or more decrease in emissions) based on the

resulting tax rates (0.9% to 19.4% depending on the food group). The nutrition tax literature argues that a minimum 20% tax rate is necessary to achieve dietary change (Mytton et al., 2012). At 140 €/t, TAX_ALL reduces annual emissions by 318 kgCO₂eq per household. Note that GHG emissions expressed in CO₂eq do not show the highest variations. SO₂eq emissions are more sensitive to food carbon tax policies and show a change of –17.43%.

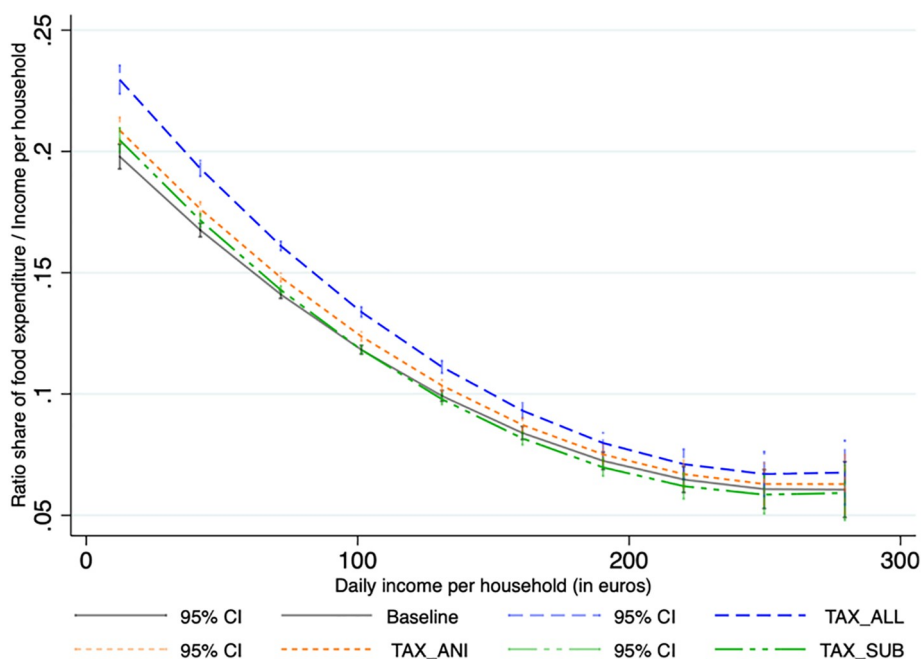


Fig. 2. Income share of food expenditure at the baseline and for each scenario at 140 €/tCO₂eq (with 95% confidence intervals at each decile threshold) according to income.

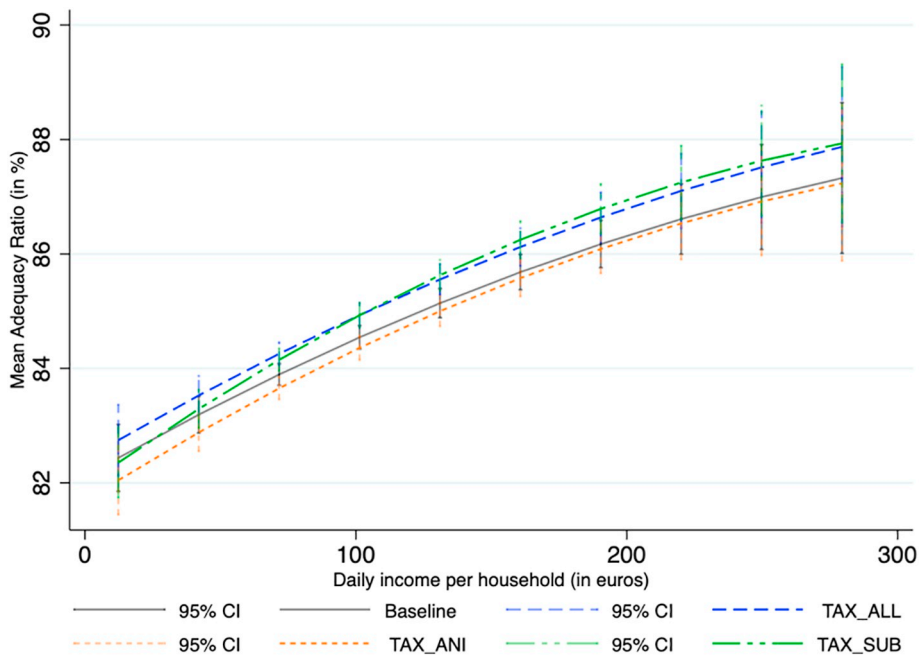


Fig. 3. MAR value (2000-kcal basis) for the baseline and each scenario at 140 €/tCO₂eq (with 95% confidence intervals at each decile threshold) according to income.

TAX_ALL rates induce the highest emissions reductions among the three scenarios considered because it includes all food groups. Interestingly, this scenario also provides nutritional co-benefits, although moderate (the MAR and the shift from animal to plant protein are improved). Therefore, substitution and complementary patterns have favorable environmental and nutritional impacts, providing compatibility between these 2 aspects.

However, the real disadvantage of this scenario concerns equity, because there are both an important negative effect on food budgets observed on average and a regressive impact with an increasing proportion of food relative to income for all households, particularly at the

lower end of the income distribution (Fig. 2). This finding confirms the worsening of the Gini index + 0.001 at 56 € and +0.002 at 140 €. This regressive effect of environmental taxes on all foods was found for Spain with a worsening Gini of +0.004 points at a carbon cost of 50 €/t (García-Muros et al., 2017).

TAX_ANI, targeting foods rich in animal proteins, shows a moderate reduction in emissions, nutritional degradation, an extra cost, and a very slight difference related to increased food proportion at both ends of the income distribution (Fig. 2). Among food groups, meat and cheese are indeed the main contributors to emissions and vitamin B12 or iron. This finding may explain the lower MAR, which includes, in

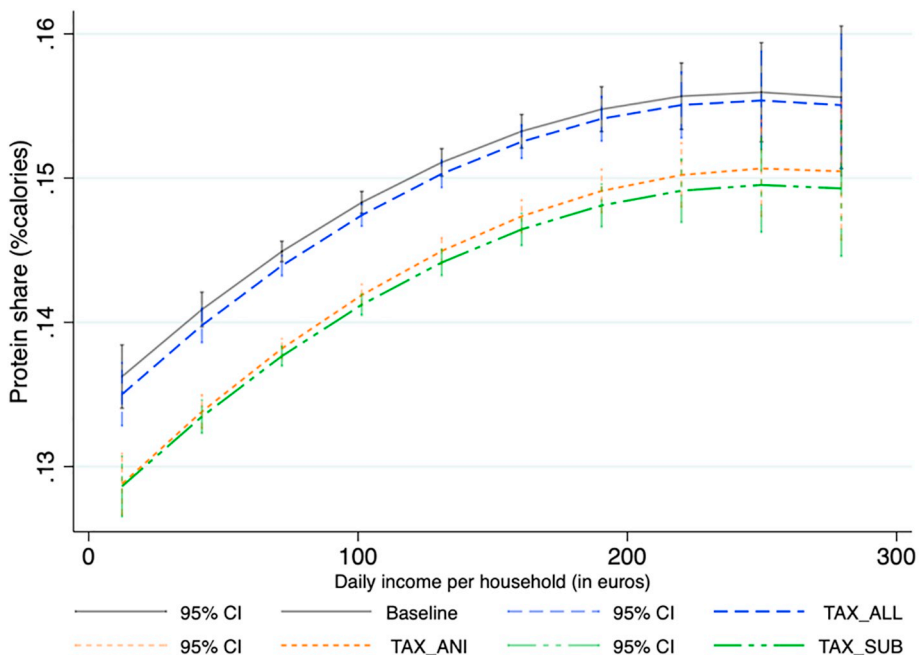


Fig. 4. Protein share (% calories) for the baseline and each scenario at 140 €/tCO₂eq (with 95% confidence intervals at each decile threshold) according to income.

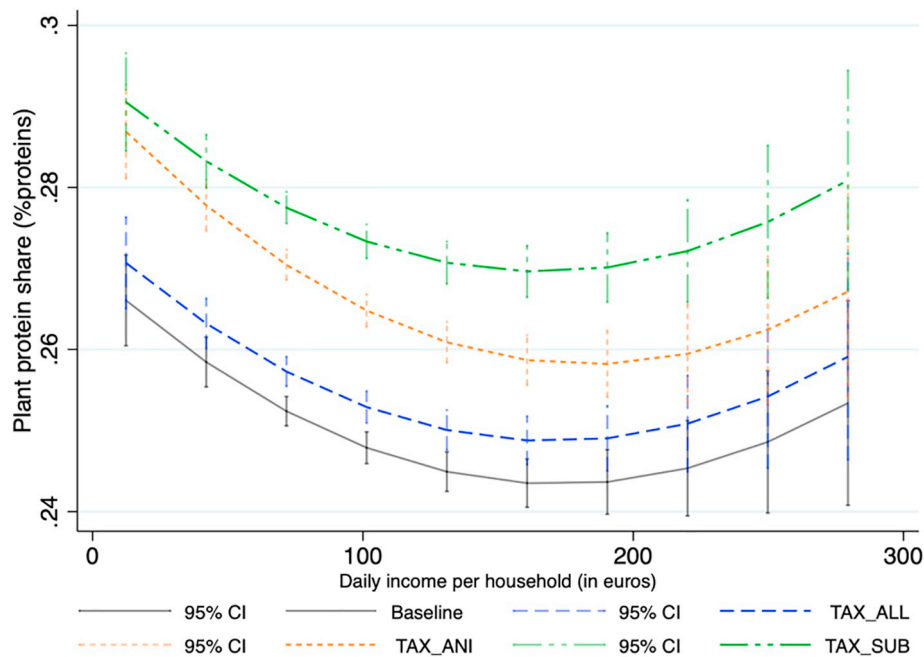


Fig. 5. Plant protein share (% proteins) for the baseline and each scenario at 140 €/tCO₂e (with 95% confidence intervals at each decile threshold) according to income.

particular, the adequacy of nutrients found in animal foods. The higher consumption of meat products by lower socioeconomic households in France, as in Denmark (Smed et al., 2007) and Spain (García-Muros et al., 2017), confirms the small regressive effect also found in these countries. However, the distributional effects are not directly comparable in the Danish case, where taxes are applied to products other than meat in a nutrition-based scenario targeting foods with high saturated fat content. A study in Sweden found meat taxes to be nearly neutral in the context of expenditure and regressive in the context of income, although lower-income households spend a lower proportion of their budget on meat (Säll, 2018).

Compared to other French works, the reduction obtained with the 140 €/t under TAX_ANI remains slightly lower than the decrease with a 20% tax imposed on animal-based foods (Caillavet et al., 2016), providing a CO₂ reduction of 7.5%. Compared to Bonnet et al. (2018), the maximum emission reduction they found at a 56 €/t was 1.90%. This finding is lower than our results, regardless of the scenarios targeting different sets of products (most foods, fruits, fats and sugar excluded; only beef; only ruminants). The authors used a different approach: a random utility framework to model the demand for animal products and an outside option (certain plant-based products) and a different disaggregation of animal-based products. Here, we used a complete food demand model to analyze the possible substitutions among all food purchases for a higher level of aggregation and considering the entire food purchase.

On a nutritional basis, our approach enables the measurement of the effects on several nutrients (appendix online) and compiles them to obtain an overall impact on a diet quality score. Here, we find a deterioration in the MAR. Therefore, such a fiscal policy cannot be recommended on a nutritional basis. Furthermore, our results show a regressive effect in both food expenditure and income distributions.

However, these scenarios could provide important revenue for the State. Based on 27.8 million households in France in 2010, TAX_ALL and TAX_ANI approximately provide a yearly revenue per household of €2009.87 and €731.17, which respectively corresponds to €55.87 billion and €20.33 billion. This is in line with the evaluation of €16 billion/year in Markandya et al. (2016).

5.2. A revenue-neutral approach: taxes/subsidies using the source of proteins as a tool

Concerning emissions mitigation, the implementation of subsidies results in an additional emissions effect known as the rebound effect (Greene and Braathen, 2014), compared to the pure tax scenario. This effect may be related to a quantity effect because subsidized products benefit from higher purchases. Indeed, the decrease in total calories purchased remains unsubstantial under TAX_SUB. These results are consistent with findings highlighting the relationship between emissions and caloric intake (Vieux et al., 2012).

The reallocation of the food budget through subsidies is expected to have a favorable impact on lower-income households. Accordingly, the equity effects are very different from those of the other scenarios. The revenue-neutral scenario is the only policy that is not regressive, on average, because the food budget remains unchanged. However, disaggregating over household income suggests that regressivity continues to be observed because the proportion of food expenditure in income increases for lower-income households and decreases for higher-income households. These results are explained by socially differentiated consumption patterns. Although lower socioeconomic status households consume more meat products, this regressivity result is not induced by meat taxation because this crossover effect is not observed under TAX_ANI. The other patterns of consumption specific to lower income households consist of smaller quantities of fruits and vegetables, particularly those that are fresh. Indeed, the regressivity of the TAX_SUB scenario can be explained by the impact of subsidies on fresh fruits and vegetables. Comparing the variations in quantities for households below the poverty line (Burrigand et al., 2012) to those for the average population shows that the baseline quantities are lower in lower-income households (180 g vs 354 g/capita/day) and that the rate of increase post-TAX_SUB is lower (17.2% vs 23.2%). As the Marshallian elasticities are very similar for the two sample populations (appendix online), total and households below the poverty line, this finding can be interpreted as a pure quantity effect.

Therefore, subsidizing healthier foods will provide greater benefits for those consumers who currently consume more of these foods, i.e., higher-income households, at the level of improvement of diet

healthiness (Fig. 3) or in economic terms (Fig. 2). This finding may not always be the case, as García-Muros et al. found that in Spain, a combination of taxes and exemptions yields better results in terms of distribution regressivity, as the exempted goods (cereals, milk, fruits and vegetables) are consumed in greater proportions by lower-income households. They show that households with children have increased impacts of the tax and advocate for exempting dairy products from a tax. The choice of targeted foods for redistribution purposes may be very different on nutritional or social bases. To maintain consistency in the reallocation principle, we assumed that the full costs of food should incorporate its environmental externalities as economic signaling. In this framework, the subsequent loss in welfare due in particular to specific nutritional needs should be compensated for more vulnerable households, i.e., according to their income level, rather than to household composition.

TAX_SUB shows the efficiency of a reallocation of tax revenue to combine environmental and nutritional benefits, by allowing a reduction of GHGE and an increase in the balance of consumption with more plant-based foods. As shown by Briggs et al. (2013) for Britain, a revenue-neutral approach cannot build a reallocation rule based on a pure emissions criterion. The authors showed that taxing the highest emitting food groups (above the average level of emission) to subsidize the lowest-emission food groups would have adverse health effects. Our results confirm this finding. Indeed, the average emissions are 360 kgCO₂eq per kg of food for French households. Using the approach in Briggs et al. (2013), seven food groups would exceed this threshold and would be candidates for taxation (Table 1). At the same time, in a revenue-neutral approach focused on a pure environmental basis, subsidies would be allocated to the food groups below this threshold. This allocation would favor nutritionally undesirable products such as “alcohol,” “soft drinks,” and “foods high in sugar.” In contrast, promoting a shift from animal- to plant-based protein on an environmental basis improves the nutritional indicators. In this case, the MAR degradation of TAX_ANI is overtaken by the beneficial effect of subsidies under TAX_SUB, which target the main contributors of fiber and vitamin C intake, mainly fruits and vegetables. The highest carbon price allows a 14% reduction in calories from protein and an increase in fresh fruit and vegetable purchases consistent with nutritional guidelines (400 g/capita/day for fruits and vegetables in PNNS). Averaging household per capita quantities, we obtain an average of 404 g at 56 € versus 502 g at 140 €. However, because fruit and vegetable consumption is known to be heterogeneous, and because increasing this consumption for disadvantaged populations is a national priority, it is necessary to assess whether the TAX_SUB impact holds for lower-income households. For households below the poverty threshold, quantities purchased were found to remain well under the nutritional recommendations (232 g/capita/day including at a carbon price of 140 €/t). From this perspective, a high carbon price is more than adequate. Then, using the source of protein as a reallocation rule is much better than a pure environmental criterion based on emissions.

Finally, the revenue-neutral scenario shows strategic co-benefits compared to the two other scenarios and that a high carbon price is a necessary condition for its impact. The resulting nutritional indicators of TAX_SUB are all favorable, with an improving diet quality score, a decreasing total protein content, and an increasing proportion of plant proteins. As in other works that do not impose an isocaloric constraint, our scenarios based on taxation alone induce caloric reductions, raising doubts regarding the feasibility of the consumer behavior change. In contrast, TAX_SUB is more reasonable by showing caloric stability (less than a 1% decrease). Compared to other studies, the scenarios including subsidies induce caloric changes, increases in Edjabou and Smed (2013), and a decrease in García-Muros et al. (2017).

A high carbon price logically induces a larger decrease in emissions (in TAX_SUB: 20 kgCO₂eq per household) than the intermediate price. However, the high carbon price is also crucial in achieving better compliance with nutritional guidelines. Indeed, the higher the carbon

price, the higher is the revenue available for public action at a non-proportional rate (here, a factor of 2.7). Because the revenue amount in a revenue-neutral scenario determines subsidies, the gap between the subsidy rates at different carbon prices is observed to be higher than the carbon price gap. Although regressivity is also stronger when the carbon price is higher (as also noted in García-Muros et al.), the decision over the use of revenue results in the difference. The social acceptability of the carbon tax relies on the political choices of redistribution. While a distributionally neutral scenario for a carbon tax appears to be difficult to develop, considering nutritional constraints, another perspective is to study income compensation in another field, in the manner of Metcalf (2008), combining energy carbon taxes with labor taxes. To match the nutritional priorities, the use of food stamps for lower-income populations appears to be more adequate than global subsidies.

6. Conclusions and perspectives

This study analyzed the impacts of several taxation scenarios targeting GHG mitigation. Carbon taxation represents an efficient tool for discouraging carbon-intensive patterns of food consumption but can be regressive. Therefore, a revenue-neutral scenario has been implemented for France. Proportional emission-based tax rates allowing discrimination among foods according to their environmental impacts were designed. The investigation was based on two carbon prices in middle and high ranges (56 €/tCO₂eq to 140 €/tCO₂eq). The key environmental food tax issues were discussed with a specific focus on the distributional impacts and nutritional co-benefits.

The results show that carbon pricing needs to be high to obtain substantial impacts. A carbon tax policy could reduce GHGs by more than 15% if all food groups are targeted. We show that the reallocation scenario improves the nutritional quality of food purchases, particularly related to the desired substitution of animal with plant proteins. However, although neutral on average, this scenario induces overall unfavorable distributional effects between households and subsidies. The literature shows (Briggs et al., 2013; Caillavet et al., 2016) that compatibility among environmental objectives, health, and social equity is difficult and leads to trade-offs.

Regarding the direction set by the 7th Environment Action Program, our results show that it is possible to reduce consumption of animal protein and increase the proportion of environmental taxes in total tax revenues in France. We also show that the magnitude of the carbon price matters. Indeed, a high carbon price can have several benefits for food environmental taxation. This price provides a stronger signal to consumers, is more efficient at changing consumption patterns, and induces higher emission reductions. Interestingly, the induced impacts are nonproportional to the price gap and are higher for tax revenues, accelerating nutritional improvements and providing more means to improve equity. Further research could, at the least, consider a policy of targeted subsidies on fresh fruits and vegetables, perhaps via stamps issued to lower-income households, to address the regressivity effects, although nonfood compensation could be more efficient as other literature on energy taxes suggests (Metcalf, 2008). In all cases, higher carbon pricing would provide large co-benefits, which should encourage policy-makers to prioritize this option to achieve European and world environmental goals.

Acknowledgements

This work has been partially supported by INRA DIDIT Metaprogramme and the French National Research Agency in the framework of the “Investissements d’avenir” program (IDEX Univ. Grenoble Alpes, IRS). None of these sources had any involvement in any stage of this research.

Disclosure statement

No potential conflict of interest is reported by the authors.

Appendix A. Supplementary data

Supplementary data to this article can be found online at <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2019.04.020>.

References


- ANSES, 2017. INCA3: evolution des habitudes et modes de consommation. <https://www.anses.fr/fr/content/inca-3-evolution-des-habitudes-et-modes-de-consommation-de-nouveaux-enjeux-en-mati%C3%A8re-de>.
- Bonnet, C., Bouamra-Mechemache, Z., Corre, T., 2018. An environmental tax towards more sustainable food: empirical evidence of the consumption of animal products in France. *Ecol. Econ.* 147, 48–61.
- Briggs, A.D., Kehlbacher, A., Tiffin, R., Garnett, T., Rayner, M., Scarborough, P., 2013. Assessing the impact on chronic disease of incorporating the societal cost of greenhouse gases into the price of food: an econometric and comparative risk assessment modelling study. *BMJ Open* 3, e003543.
- Burricand, C., Houdré, C., Seguin, E., 2012. Les niveaux de vie en 2010. *Insee Première*, pp. 1412.
- Caillavet, F., Darmon, N., Fadhuile, A., Nichele, V., 2015. Income and food purchases-related GHG emissions: the French case. *Ann. Nutr. Metab.* 67, 527–528.
- Caillavet, F., Fadhuile, A., Nichèle, V., 2016. Taxing animal-based foods for sustainability: environmental, nutritional and social perspectives in France. *Eur. Rev. Agric. Econ.* 43 (4), 537–560.
- Caillavet, F., Darmon, N., Létoile, F., Nichèle, V., 2018. Is nutritional quality of food purchases improving? 1969–2010: 40 years of household consumption surveys in France. *Eur. J. Clin. Nutr.* <https://doi.org/10.1038/s41430-017-0041-6>.
- Chancel, L., 2014. Are younger generations higher carbon emitters than their elders? Inequalities, generations and CO₂ emissions in France and in the USA. *Ecol. Econ.* 100, 195–207.
- Edjabou, L.D., Smed, S., 2013. The effect of using consumption taxes on foods to promote climate friendly diets: the case of Denmark. *Food Policy* 39, 84–96.
- EFSA, Panel on Dietetic Products, Nutrition and Allergies, 2012. Scientific opinion on dietary reference values for protein. *EFSA J.* 10 (2), 2557.
- European Environment Agency (EEA), 2017. Environmental Indicator Report 2017 in Support to the Monitoring of the 7th Environment Action Programme. Publications Office of the European Union, Luxembourg.
- FAO, 2017. The Future of Food and Agriculture – Trends and Challenges. (Rome).
- Feng, K., Hubacek, K., Guan, D., Contestabile, M., Minx, J., Barrett, J., 2010. Effects of climate change taxation: the case of the UK. *Environ. Sci. Technol.* 44, 3670–3676.
- García-Muros, X., Markandya, A., Romero-Jordán, D., González-Eguino, M., 2017. The distributional effects of carbon-based food taxes. *J. Clean. Prod.* 140, 996–1006.
- Goedkoop, M., Heijungs, R., Huijbregts, M., De Schryver, A., Struijs, J., Zelm, R., 2009. Recipe 2008. A Life Cycle Impact Assessment Method which Comprises Harmonised Category Indicators at the Midpoint and the Endpoint Level 1.
- Greene, J., Braathen, N.A., 2014. Tax preferences for environmental goals: use, limitations and preferred practices. In: *OECD Environment Working Papers* n°71.
- Guivarch, C., Rogelj, J., 2017. Carbon Price Variations in 2°C Scenarios Explored. Commission Stiglitz-Stern.
- Intergovernmental Panel on Climate Change IPCC, 2018. Global warming of 1.5°C. In: First Joint Session of Working Groups I, II and III of the IPCC and Accepted by the 48th Session of the IPCC, Incheon, Republic of Korea, 6 October 2018, . <http://www.ipcc.ch/report/sr15/>.
- Kehlbacher, A., Tiffin, R., Briggs, A., Berners-Lee, M., Scarborough, P., 2016. The distributional and nutritional impacts and mitigation potential of emission-based food taxes in the UK. *Clim. Chang.* <https://doi.org/10.1007/s10584-016-1673-6>.
- Kerkhof, A.C., Moll, H.C., Drissen, E., Wiltling, H.C., 2008. Taxation of multiple greenhouse gases and the effects on income distribution – a case study of the Netherlands. *Ecol. Econ.* 67, 318–326.
- Laisney, C., 2013. Les différences sociales en matière d'alimentation. Centre d'Etudes et de Prospective, Analyse n°64, octobre. Ministère de l'Agriculture, de l'Agroalimentaire et de la Forêt.
- Lewbel, A., Pendakur, K., 2009. Tricks with Hicks: the EASI demand system. *Am. Econ. Rev.* 99, 827–863.
- Madden, J.P., Goodman, S.J., Guthrie, H.A., 1976. Validity of the 24-hr. recall. Analysis of data obtained from elderly subjects. *J. Am. Diet. Assoc.* 68, 143–147.
- Markandya, A., Galarraga, I., Abadie, L.M., Lucas, J., Spadaro, J.V., 2016. What role can taxes and subsidies play in changing diets. *FinanzArchiv* 72, 175–210.
- Martin, A. (Ed.), 2006. Apports Nutritionnels Conseillés pour la Population Française, 3rd ed. Tec et Doc Editions, Paris.
- Metcalf, G.E., 2008. Designing a carbon tax to reduce U.S. greenhouse gas emissions. Working paper 14375. <http://www.nber.org/papers/w14375>.
- Mytton, O.T., Clarke, D., Rayner, M., 2012. Taxing unhealthy food and drinks to improve health. *Br. Med. J.* 344, e2931.
- OECD, 1994. The Distributive Effects of Economic Instruments for Environmental Policy. OECD Publications and Information Center, Washington, DC (139 pages. ISBN: 92-64-04026-9).
- Plessz, M., Gojard, S., 2013. Do processed vegetables reduce the socio-economic differences in vegetable purchases? A study in France. *Eur. J. Pub. Health* 23 (5), 747–752.
- PNNS, 2017. Plan National Nutrition Santé 2017–2021. <https://quoidansmonassiette.fr/pnns-2017-2021-revision-des-reperes-nutritionnels-pour-les-adultes/>.
- Quinet, A., 2009. La valeur tutélaire du carbone. Rapports et Documents n°16. La documentation française.
- Réquillart, V., Soler, L.G., 2014. Is the reduction of chronic diseases related to food consumption in the hands of the food industry? *Eur. Rev. of Agric. Econ.* 41 (3), 375–403.
- Revell, B., 2015. Meat and milk consumption 2050: the potential for demand-side solutions to GHGE reduction. *Eurochoices* 14 (3). <https://doi.org/10.1111/1746-692X.12103>.
- Revoredo-Giha, C., Chalmers, N., Akaichi, F., 2018. Simulating the impact of carbon taxes on greenhouse gas emission and nutrition in the UK. *Sustainability* 10 (1), 13.
- Säll, S., 2018. Environmental food taxes and inequalities: simulation of a meat tax in Sweden. *Food Policy* 74, 147–153.
- Smed, S., Jensen, J.D., Denver, S., 2007. Socio-economic characteristics and the effect of taxation as a health policy instrument. *Food Policy* 32, 624–639.
- Stiglitz, J.E., Stern, N., 2017. Report of the High-Level Commission on Carbon Prices. World Bank, Washington D.C. License: Creative Commons Attribution CC BY 3.0 IGO.
- Vieux, F., Darmon, N., Touazi, D., Soler, L.G., 2012. Greenhouse gas emissions of self-selected individual diets in France: changing the diet structure or consuming less? *Ecol. Econ.* 75, 91–101.
- Wellesley, L., Happer, C., Froggatt, A., 2015. Changing climate, changing diets. In: Chatham House Report.
- Wier, M., Birr-Pedersen, K., Jacobsen, H.K., Klok, J., 2005. Are CO₂ taxes regressive? Evidence from the Danish experience. *Ecol. Econ.* 52, 239–251.
- Wirsenius, S., Hedenus, F., Mohlin, K., 2011. Greenhouse gas taxes on animal food products: rationale, tax scheme and climate mitigation effects. *Clim. Chang.* 108, 159–184.
- Zhen, C., Finkelstein, E.A., Nonnemaker, J.M., Karns, S.A., Todd, J.E., 2013. Predicting the effects of sugar-sweetened beverage taxes on food and beverage demand in a large demand system. *Am. J. Agric. Econ.* 96 (1), 1–25.

> Alternatives au glyphosate en grandes cultures

Evaluation économique

Résumé exécutif

Carpentier A., Fadhuile A., Roignant M., Blanck M., Reboud X., Jacquet F., Huyghe C.



Ce travail d'expertise a été réalisé à la demande du Premier Ministre et des Ministres en charge de l'Agriculture et la Transition Écologique et Solidaire, dans le cadre du plan de sortie du glyphosate. Il vise à fournir à l'Anses des éléments sur les impacts économiques du retrait du glyphosate.

Alternatives au glyphosate en Grandes Cultures : Evaluation économique.

SYNTHESE DU RAPPORT

Auteurs : Carpentier A., Fadhuile A., Roignant M., Blanck M., Reboud X., Jacquet F., Huyghe C.

Introduction

Le secteur des grandes cultures est du fait de son emprise sur le territoire le secteur de production qui utilise le plus de glyphosate, même si les usages ne sont pas aussi systématiques qu'en viticulture et arboriculture.

En réponse à la saisine conjointe de l'Anses et d'Inrae et en s'appuyant sur le rapport de 2017 (Reboud et al, 2017) qui établissait des alternatives dans les différentes filières de production et identifiait d'éventuelles impasses techniques, comme les cultures en pente, l'agriculture de conservation ou les cultures spécialisées, notre travail d'estimation de l'impact économique des alternatives au glyphosate a reposé, conformément au cahier des charges de l'étude, sur les bases de données publiques complétées par les études publiées, issues principalement des instituts techniques agricoles. Le travail conduit par l'Inrae a bénéficié de la contribution des experts des instituts techniques agricoles des différentes filières concernées.

Le calcul des surcoûts a mobilisé les données de l'enquête Pratiques Culturelles sur les Grandes Cultures et les Prairies de la campagne 2017 (SSP-MAA). A partir de ces données ont été caractérisées les opérations culturales des parcelles utilisant du glyphosate et de celles n'en utilisant pas. Les coûts ont ensuite été estimés grâce au référentiel sur les coûts des opérations culturales publié par l'APCA. Nos résultats renseignent sur les temps de travaux, les coûts de main d'œuvre, de carburants et de mécanisation (investissement et entretien) pour la traction et le travail du sol. Une comparaison aux données du RICA pour les exploitations de grandes cultures permet enfin de situer les surcoûts estimés par rapport au revenu des exploitations agricoles de grandes cultures sur la période 2009-2018.

De manière complémentaire, nous identifions également les difficultés spécifiques à certaines situations ou exploitations dans la possibilité de mettre en œuvre des solutions alternatives au glyphosate.

Signalons enfin que nos estimations de surcoût n'intègrent pas les implications éventuelles sur l'organisation du travail, sur les difficultés de recrutement de main d'œuvre ou d'accès au financement des investissements qui pourraient survenir avec ce changement de pratiques. Elles n'intègrent pas non plus les coûts liés à la phase de transition d'une pratique à une autre (apprentissage, réorganisation des activités).

1. Usage du glyphosate en Grandes Cultures

Les données de l'enquête Pratiques Culturelles sur les grandes cultures et prairies de 2017 portent sur un échantillon de 27958 parcelles (22708 en France métropolitaine) représentant 21 millions d'ha (terres arables et prairies permanentes). Elles nous permettent de caractériser les usages de glyphosate pour la plupart des grandes cultures et sont représentatives de la quasi-totalité de la surface française de ces cultures.

On constate que sur les grandes cultures (hors prairies), 18,9 % des surfaces reçoivent au moins un traitement de glyphosate (1,1 en moyenne) avec une quantité de substance active de 824,5 g par ha.

Les principales cibles de l'usage de glyphosate telles que déclarées par les agriculteurs sont :

- La lutte contre les adventices vivaces et repousses pour 77,8% des usages
- La destruction de couverts végétaux pour 16,1% des usages
- La destruction de prairies pour 2,1% des usages

Les doses moyennes d'utilisation du glyphosate diffèrent selon la cible visée par l'application, mais relativement peu. En moyenne, 892 g/ha sont appliqués pour une destruction de prairies, 782 g/ha pour une destruction de couvert végétal d'inter-culture, 886 g/ha pour les applications ciblant les vivaces, 780 g/ha pour détruire des repousses de cultures et 773 g/ha pour détruire des adventices non vivaces.

Sur la campagne 2017, 98% des applications de glyphosate ont été réalisées en inter-culture, i. e. après la récolte de la culture précédente et avant le semis de la culture enquêtée pour la campagne 2016-2017.

Sont signalés également quelques usages très spécifiques en culture et/ ou inter-culture :

- Le contrôle des adventices localisés dans les cultures, ou en bords de champs, sur des cultures portes graines en période de repos végétatif et production de semences
- La dessiccation avant récolte
- Le rouissage du lin

Certains de ces usages (2% des applications) sont importants pour certaines filières ou situations. Les données de l'enquête Pratiques Culturelles ne nous permettent pas d'étudier leurs alternatives. En production de semences fourragères, potagères et de céréales, les exigences de pureté spécifique incitent à l'utilisation de glyphosate pour s'assurer de l'efficacité du désherbage dans les cultures porte-graines et de l'absence de présence de graines d'adventices dans la récolte (Guérin 2019).

L'usage de glyphosate pour dessiccation est interdit depuis décembre 2019. Enfin, la filière lin s'est engagée dans une démarche de recherche de solutions alternatives à l'utilisation du glyphosate pour détruire les adventices pendant la période de rouissage.

Notre travail concerne les usages du glyphosate en inter-culture, où il sert à préparer la parcelle au semis de la culture à suivre en la nettoyant des adventices et des éventuelles repousses des cultures précédentes. Notre travail porte sur l'utilisation de glyphosate en grandes cultures en France métropolitaine. Il porte sur 17342 parcelles en grandes cultures annuelles conduites selon un mode de production conventionnel. Cet échantillon est représentatif d'une superficie de 11,3 millions d'hectares en grandes cultures, soit 90,4 % de la surface de grandes cultures conduite selon un mode de production conventionnel en France lors de la campagne 2016/2017. Tous les résultats statistiques présentés dans de ce rapport reposent sur cet échantillon.

2. Les alternatives au glyphosate

2.1 Peu d'alternatives chimiques

Deux substances actives de synthèse, autres que le glyphosate, sont actuellement autorisées pour un usage herbicide en inter-culture : le dicamba et l'hormone 2.4D. Elles sont plus coûteuses que le

glyphosate et ne sont pas efficaces sur graminées (Labreuche, 2019). Leur usage en 2017 est donc anecdotique.

Dans nos données, les IFT herbicides moyens hors glyphosate des parcelles avec et sans utilisation de glyphosate sont proches. Cela suggère une absence de substitution entre le glyphosate et les autres herbicides sélectifs utilisés en pré-levée ou en culture.

2.2 Travail du sol et désherbage mécanique

Le travail du sol et le désherbage mécanique en inter-culture (voire en début de culture pour le désherbage mécanique) sont les principaux leviers de contrôle des adventices sans glyphosate (Reboud et al, 2017). Les interventions de travail du sol et le désherbage mécanique peuvent sectionner les adventices, remonter en surface tout ou partie des adventices de sorte à les faire sécher ou les enfouir. Elles permettent également de réaliser des faux-semis, qui après destruction des plantes ayant levé, diminuent la pression adventice dans l'horizon superficiel. En outre, le travail du sol peut induire un effet sur la dormance et la germination des adventices.

Dans la plupart des cas, les outils utilisés visent simultanément à travailler le sol et à contrôler les adventices. On distingue les opérations culturales selon la profondeur du travail du sol réalisé :

i. Roulage et broyage des végétaux

Les rouleaux, lisses ou non lisses, ainsi que les broyeurs de végétaux sont trois types d'outils permettant de détruire les couverts végétaux sans travail du sol.

ii. Travail très superficiel du sol et Travail superficiel du sol

Les travaux du sol très superficiels (<8cm) et superficiels (8-15cm) sont effectués par de nombreux types d'outils : déchaumeurs, cultivateurs, sarcleuses, bineuses, herses, etc. Le choix de l'outil est effectué selon les objectifs visés (destruction des repousses et adventices, mais aussi restructuration des horizons tassés, répartition ou incorporation des pailles, etc.)

iii. Travail profond du sol sans retournement

Travailler le sol sans le retourner va mobiliser différents outils tels que sous-soleuses, décompacteurs, roto-bêche, machine à bêcher, cultivateur à dents et cultivateur à disques

iv. Labour

Pour le contrôle des adventices, le labour enfouit le stock semencier présent à la surface du sol, ce qui entraîne la mise en dormance voire le blocage de la germination des semences, et favorise leur dégradation. Il permet ainsi une diminution du taux de germination par effet de dilution des semences sur l'épaisseur travaillée, et la destruction des adventices germées. Le labour perturbe également le développement des rhizomes des vivaces. Cependant, un labour peut aussi faire remonter en surface des semences d'adventices enfouies encore capables de germer.

3. Les facteurs liés aux différences observées dans l'utilisation du glyphosate

Notre analyse descriptive des données de l'enquête Pratiques Culturales montre que l'usage de glyphosate en inter-culture varie selon plusieurs facteurs : la culture et son précédent, la longueur de l'inter-culture, la stratégie de travail du sol, la taille des exploitations, la zone climatique, les caractéristiques des sols.

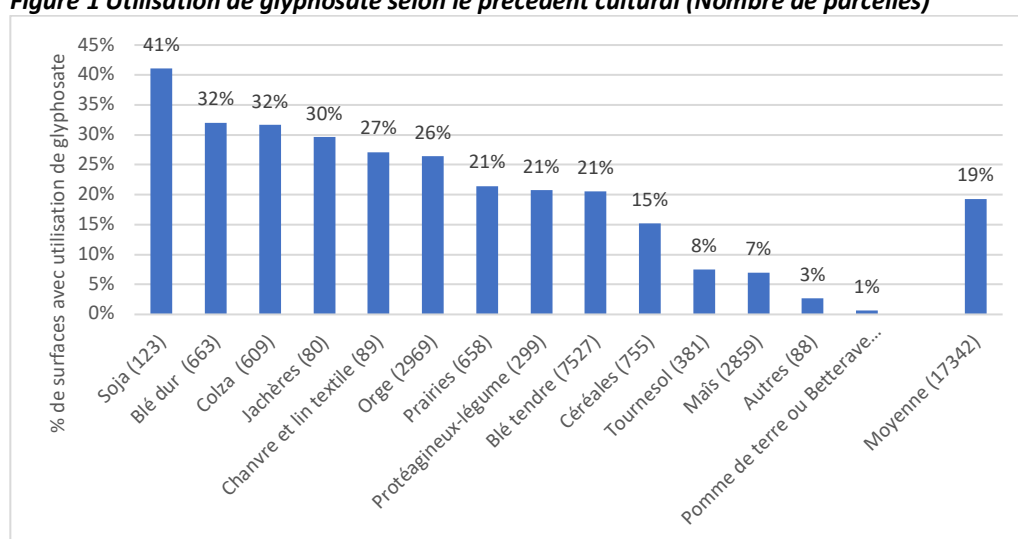
Ces différents éléments sont souvent liés entre eux, ce qui va nous conduire à choisir une méthodologie adaptée pour comparer des parcelles dans des conditions équivalentes. L'analyse

descriptive qui suit permet d'identifier les facteurs qui interviennent dans ces différences d'utilisation du glyphosate.

3.1 Glyphosate et type de précédent cultural

Le glyphosate permet de gérer les adventices d'automne et les repousses de précédents culturaux. Il est plus souvent utilisé après les cultures de soja, colza et blé dur. Il est également utilisé sur 30% de surfaces après jachères. Les précédents à repousse (céréales hors maïs, colza) représentent plus de 60 % de la surface en grandes cultures. 23.1 % d'entre elles reçoivent du glyphosate contre 12.8 % des surfaces avec un précédent ne faisant pas de repousses. Plus que la longueur des inter-cultures en jours, qui peuvent accueillir un semis de couvert végétal pour les plus longues, c'est la présence d'un précédent à repousses qui semble expliquer un usage du glyphosate plus élevé en inter-culture courte ou très longue.

Figure 1 Utilisation de glyphosate selon le précédent cultural (Nombre de parcelles)



Source : nos calculs d'après enquête PK 2017 GC et prairies

3.2 Glyphosate et stratégie de travail du sol

La nature et l'intensité du travail du sol interviennent fortement dans le recours ou non au glyphosate. Nous avons distingué dans notre analyse cinq stratégies de travail du sol selon la typologie définie dans Reboud et al. (2017) : semis direct, techniques culturales simplifiées, labour occasionnel, labour fréquent et systématique. Les données de l'enquête Pratiques Culturelles nous permettent de quantifier la place respective de ces différentes stratégies dans l'occupation des sols et dans l'utilisation de glyphosate (Tableau 1)

Les stratégies de gestion de l'état des sols et de contrôle des adventices, sont de fait très imbriquées, en raison du double rôle du travail du sol. D'un côté, le travail du sol a des avantages qui sont de restaurer rapidement la structure des sols tassés, d'améliorer le contrôle des adventices et des repousses, de préparer le lit de semences et de réchauffer rapidement le sol au moment des semis, ce qui permet à la plante de lever plus rapidement. De l'autre côté, les inconvénients du travail du sol sont de perturber la vie des sols et la structure des sols créée par l'activité biologique, d'accroître l'érosion et favoriser l'évaporation de l'eau. Les techniques de non-labour (semis direct et techniques culturales simplifiées) visent à limiter ces effets et à favoriser la vie biologique des sols. Elles reposent cependant souvent sur un contrôle chimique des adventices et des couverts d'inter-culture, largement assuré par l'utilisation de glyphosate. Ainsi, selon nos calculs, 86% des surfaces en semis direct et 39%

des surfaces en techniques culturales simplifiées reçoivent du glyphosate l'année de l'enquête, contre seulement 7,6% en surface des parcelles labourées systématiquement.

Tableau 1 Utilisation du glyphosate et intensité du travail du sol

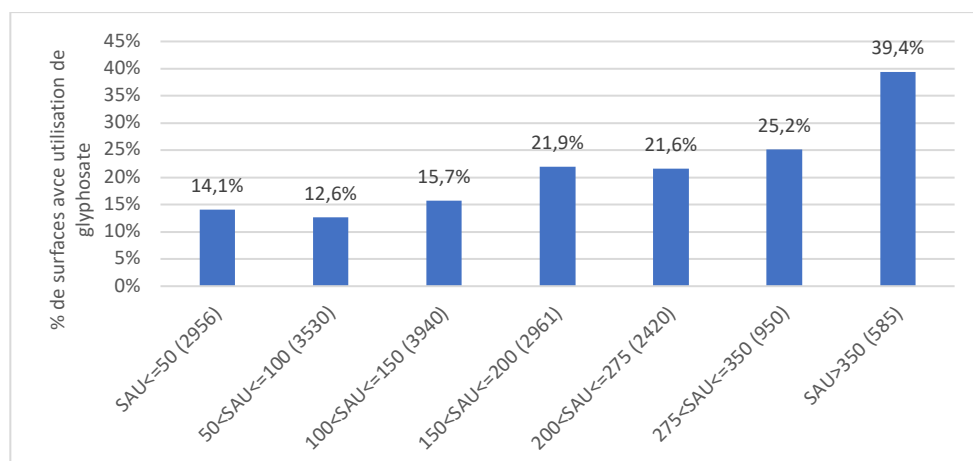
	Caractéristiques de la stratégie de travail du sol		Importance des superficies concernées et place de l'utilisation de glyphosate		
	Labour (pendant les 6 années 2012-2017)	Travail du sol autre que labour (année de l'enquête)	Nombre de parcelles enquêtées	Part dans la surface totale	Part de surface avec glyphosate
Semis direct (SD)	aucun	Non	300	1.7%	85.9%
Techniques culturales simplifiées (TCS)	aucun	Oui	2663	18.1%	39.3%
Labour occasionnel	1 à 2 fois sur 6 ans	Oui	3080	18.6%	24.3%
Labour Fréquent	3 à 5 fois sur 6 ans	Oui	5769	33.7%	11,90%
Labour systématique	Tous les ans	Oui	5530	27.9%	7.6%

Source : nos calculs d'après enquête PK 2017 GC et prairies

3.3 Glyphosate et taille des exploitations

La fréquence d'utilisation de glyphosate apparaît très liée à la taille des exploitations (Figure 2) avec un effet par paliers. Les parts de surface traitées au glyphosate sont de l'ordre de 14% pour les exploitations de moins de 150 ha de SAU, d'environ 23% pour celles dont la SAU est comprise entre 150 et 350 ha et de près de 40% pour celles dont la SAU dépasse 350 ha.

Figure 2 Utilisation de glyphosate selon la SAU de l'exploitation (Nombre de parcelles concernées)

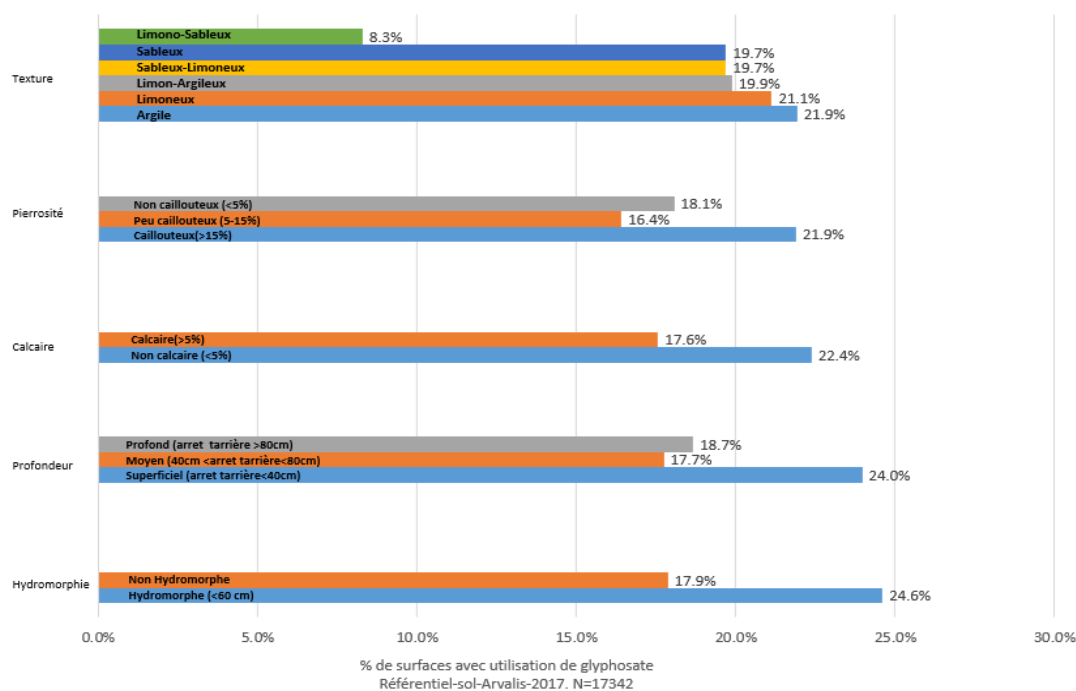


Source : nos calculs d'après enquête PK 2017 GC et prairies

3.4 Glyphosate et caractéristiques des sols

Les caractéristiques pédologiques de la parcelle 'expliquent' également l'usage du glyphosate (Figure 3) Les parcelles à sols hydromorphes sont plus souvent traitées au glyphosate (24.6%) que les celles aux sols non hydromorphes (17.4%). 24 % des surfaces à sols superficiels reçoivent du glyphosate, contre seulement 18% des surfaces à sols profonds ou semi-profonds.

Figure 3 Utilisation de glyphosate selon des paramètres de caractérisation des sols.



NB : les paramètres considérés dans la caractérisation des sols sont ceux du référentiel des sols d'Arvalis.

3.5 Interactions entre stratégies travail du sol, taille des exploitations et caractéristiques des sols

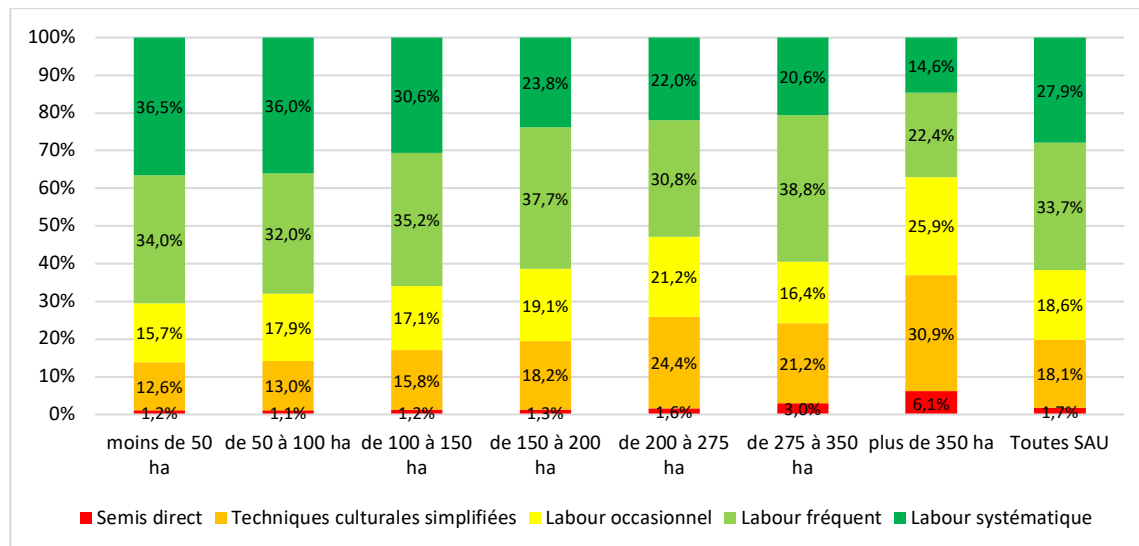
Les résultats précédents montrent que les deux éléments les plus directement liés à l'utilisation de glyphosate en inter-culture sont la stratégie de travail du sol mise en œuvre sur la parcelle considérée et la taille de l'exploitation à laquelle appartient cette parcelle. Les caractéristiques pédologiques des sols interviennent également.

On constate que la taille des exploitations et la stratégie de travail du sol sont également très liées d'un point de vue statistique. La Figure 4 montre ainsi que près de 37% des surfaces des exploitations dont la SAU dépasse 350 ha ne sont pas labourées. Cette part de surfaces non labourées est autour de 20 -25% pour les exploitations dont la SAU est comprise entre 150 et 350 ha, et de moins de 14% pour les exploitations dont la SAU est inférieure à 50 ha.

On constate également un lien entre la taille des exploitations, le type de sols et les stratégies de travail du sol. Si en moyenne 16% des surfaces de grandes cultures sont sur des sols superficiels et/ou caillouteux, cette part est de 24% pour les plus grandes exploitations (plus de 275 ha). Sur les très

grandes exploitations, 78% des surfaces en semis direct sont sur sols superficiels et caillouteux, contre 43% pour l'ensemble.

Figure 4 Répartition des stratégies de travail du sol par classe de taille des exploitations (% de surface)



Source : nos calculs d'après enquête PK 2017 GC et prairies

4. Méthodologie d'estimation des surcoûts

4.1 Principes généraux

Nos estimations de surcoûts reposent sur deux hypothèses.

- Selon notre première hypothèse, intensifier suffisamment la stratégie de travail du sol permet de contrôler efficacement les adventices sans glyphosate. Cette hypothèse est cohérente avec les faits observés. Par exemple, les agriculteurs qui labourent fréquemment leurs sols emploient très peu de glyphosate et nos calculs montrent que nombre d'entre eux n'en utilisent pas.
- Notre seconde hypothèse est que les agriculteurs maîtrisent les pratiques qu'ils ont adoptées après le retrait du glyphosate. Cette hypothèse est également cohérente avec les faits observés dans la mesure où nos scénarios supposent que les agriculteurs utilisateurs de glyphosate ne font qu'adopter et adapter à leur situation des pratiques déjà utilisées par des agriculteurs qui utilisent peu ou pas de glyphosate.

Notre approche est ainsi basée sur la comparaison statistique des choix de désherbage et de travail du sol des agriculteurs utilisateurs de glyphosate d'une part, et des agriculteurs non utilisateurs de glyphosate d'autre part, se situant dans des conditions comparables. Le nombre important de variables à prendre en considération pour caractériser ces conditions comparables ne nous a pas permis de travailler sur la base d'une simple typologie mais nous a conduit à choisir une méthode économétrique de jumelage statistique permettant de comparer les parcelles avec utilisation de glyphosate à celles qui n'en utilisent pas tout en étant « similaires » selon un certain nombre de variables. Cette méthode dite de pondération par les scores de propension est couramment employée en statistique médicale et en économétrie.

De nombreux facteurs explicatifs des choix des agriculteurs en matière de contrôle des adventices et de gestion de l'état des sols sont renseignés dans les données dont nous disposons, à l'échelle de la

parcelle enquêtée. Pour caractériser les parcelles nous avons ainsi retenu les variables suivantes et leurs interactions :

- caractéristiques des sols : Profondeur, hydromorphie, pierrosité, texture, calcaire
- localisation géographique : zonage climatique défini par le SSP
- SAU de l'exploitation et orientation technico-économique agrégée (spécialisation en grandes cultures, spécialisation en élevage, autres spécialisations) de l'exploitation dont fait partie la parcelle enquêtée,
- état de pression en adventices en culture tel que perçue par l'agriculteur,
- caractéristiques de l'inter-culture considérée : espèce implantée, présence d'un couvert implanté, précédent cultural, dates d'implantation de la culture et de récolte du précédent, historique de labour sur 6 ans incluant l'année d'enquête.

Cette approche de construction de « jumeaux statistiques » a par ailleurs l'avantage de permettre d'identifier, selon des critères statistiques, les agriculteurs potentiellement en « situation délicate » en cas de retrait du glyphosate. Il s'agit des agriculteurs utilisateurs de glyphosate dont les conditions d'exploitation sont telles qu'il n'existe pas, ou très peu, d'agriculteurs qui n'utilisent pas de glyphosate dans des conditions équivalentes.

4.2 Les scénarios retenus

La stratégie de travail du sol étant l'élément majeur permettant de contrôler les adventices en absence d'utilisation de glyphosate, nous comparons ainsi :

- ce que font les agriculteurs utilisant du glyphosate dans le cadre d'une stratégie de travail du sol donnée, à
- ce que font les agriculteurs n'utilisant pas ou peu de glyphosate dans le cadre de systèmes de cultures avec une stratégie de travail du sol similaire ou plus intense, et dans des conditions équivalentes par ailleurs.

Ainsi un scénario est défini par un couple liant une « situation de départ » et une « situation d'arrivée », chacune caractérisée par une intensité de travail du sol (définie dans le Tableau 1).

Nous construisons ainsi 3 scénarios :

- Le scénario général de référence suppose que les parcelles en semis direct, techniques culturales simplifiées ou labour occasionnel passent en labour fréquent en cas de retrait du glyphosate. Dans ce scénario, les parcelles en labour fréquent restent en labour fréquent et celles en labour systématique restent en labour systématique (cas décrit par la figure 5).
- Le scénario général « extrême », dans lequel toutes les parcelles seraient systématiquement labourées (cas de la figure 6).
- Un scénario spécifique pour les parcelles non labourées, en semis direct ou en techniques culturales simplifiées (Figure 7). Il s'agit ici de tenir compte du fait que les agriculteurs ayant abandonné le labour auront fait évoluer leur parc de matériel et seront probablement très réticents à « retourner leurs sols » même en cas de retrait du glyphosate. La stratégie de travail du sol avec labour occasionnel (1-2 fois au cours de 6 années) est ici considérée comme une stratégie de travail du sol permettant de définir des scénarios à mi-chemin entre les scénarios d'adoption de stratégies de travail du sol à labour fréquent et les scénarios de maintien des stratégies sans labour, et permettant de maintenir l'essentiel des services agronomiques et écosystémiques recherchés par le semis direct et les techniques culturales simplifiées.

Figure 5 : Scénario général de référence : adoption d'une stratégie avec labour « au moins fréquent » (nombre de parcelles et superficies concernées)

		Situation de départ (avec ou sans glyphosate)					Nb parc.	Part de surf.
		SD	TCS	Labour occasionnel	Labour fréquent	Labour systématique		
Nb total de parc. dont avec glyphosate sans glyphosate		300	2663	3080	5769	5530		
		244	1040	714	759	419		
		58	1623	2366	5010	5111		
Part de surface		1.7%	18.1%	18.6%	33.7%	27.9%		
Part de surf. traitée au glyphosate		85.8%	39.3%	24.2%	11.9%	7.6%		
Situation d arrivée (sans glyphosate)	Labour occa.						2366	14.1%
	Labour fréq.	$N_1=300$ vs $N_0=5010$	$N_1=2663$ vs $N_0=5010$	$N_1=3080$ vs $N_0=5010$	$N_1=5769$ vs $N_0=5010$		5010	29.7%
	Labour syst.					$N_1=5530$ vs $N_0=5111$	5111	25.8%

Figure 6 : Scénario général « extrême » : adoption de la stratégie labour systématique (nombre de parcelles et superficies concernées)

		Situation de départ (avec ou sans glyphosate)					Nb parc.	Part de surf.
		SD	TCS	Labour occasionnel	Labour fréquent	Labour systématique		
Nb total de parc. dont avec glyphosate sans glyphosate		300	2663	3080	5769	5530		
		244	1040	714	759	419		
		58	1623	2366	5010	5111		
Part de surface		1.7%	18.1%	18.6%	33.7%	27.9%		
Part de surf. traitée au glyphosate		85.8%	39.3%	24.2%	11.9%	7.6%		
Situation d arrivée (sans glyphosate)	Labour occa.						2366	14.1%
	Labour fréq.						5010	29.7%
	Labour syst.	$N_1=300$ vs $N_0=5111$	$N_1=2663$ vs $N_0=5111$	$N_1=3080$ vs $N_0=5111$	$N_1=5769$ vs $N_0=5111$	$N_1=5530$ vs $N_0=5111$		5111

Figure 7 : Scénario spécifique pour les parcelles non labourées (nombre de parcelles et superficies concernées)

		Situation de départ (avec ou sans glyphosate)					Nb parc.	Part de surf.
		SD	TCS	Labour occasionnel	Labour fréquent	Labour systématique		
Nb total de parc. dont avec glyphosate sans glyphosate		300	2663	3080	5769	5530		
		244	1040	714	759	419		
		58	1623	2366	5010	5111		
Part de surface		1.7%	18.1%	18.6%	33.7%	27.9%		
Part de surf. traitée au glyphosate		85.8%	39.3%	24.2%	11.9%	7.6%		
Situation d arrivée (sans glyphosate)	Labour occa.	$N_1=300$ vs $N_0=2366$	$N_1=2663$ vs $N_0=2366$				2366	14.1%
	Labour fréq.						5010	29.7%
	Labour syst.						5111	25.8%

4.3 Calculs des surcoûts

Les surcoûts considérés sont ceux de la phase d'utilisation maîtrisée des pratiques alternatives au glyphosate. Sont pris en compte l'ensemble des coûts des interventions, qu'il s'agisse de pulvérisations d'herbicides, de labours, de binages ou de broyages de couverts d'inter-culture. Sont estimés (i) les dépenses d'herbicides des traitements chimiques, (ii) les consommations en carburant et les besoins de main d'œuvre de l'ensemble des interventions et (iii) les charges de mécanisation de l'ensemble des interventions. Ces charges de mécanisation sont définies comme la somme des charges d'investissements (amortissements des nouveaux équipements) et d'entretien des équipements – tracteurs et outils tels que les charrues, herse, pulvérisateurs, etc – telles que ces charges ont été calculées par l'APCA (APCA, 2018) et reprises dans les barèmes d'entraide édités par les fédérations des CUMA.

Les surcoûts non considérés sont d'une part ceux qui sont liés à des éléments non quantifiables (tels que l'impact économique de changements d'assolements ou incidence des contraintes de jours disponibles pour le travail du sol) et ceux qui concernent la phase de transition (investissements immatériels, erreurs liées à un manque d'expérience avec la nouvelle pratique, coûts de transaction – liés au « démarrage » de la mise en œuvre des nouvelles pratiques, etc.)

5. Résultats

5.1. Estimation des surcoûts pour le scénario général de référence

Ce scénario a été choisi en tant que scénario de référence parce que les exploitations pratiquant des systèmes à labour fréquent sont nombreuses, utilisent très peu de glyphosate et ont des caractéristiques très variées, ce qui implique les stratégies de travail de sol avec labour fréquent sont des stratégies qui peuvent être mises en place sur la plupart des exploitations et permettre de contrôler les adventices de manière satisfaisante sans glyphosate.

Dans ce premier tableau, sont présentés les impacts du scénario, sans glyphosate avec passage au labour fréquent, lorsqu'il est appliqué aux parcelles en semis direct. Il se traduit (première colonne du tableau) par une diminution de 0,359 points de l'IFT glyphosate, une augmentation de 0,194 interventions mécaniques sur les couverts végétaux et de 3,347 interventions de travail du sol. Le total de la main d'œuvre augmente finalement de 1,43 heures par ha (dernière colonne). On observe également une augmentation de la quantité de carburant de 30,55 litres/ha.

Ainsi pour les 1.7% de surfaces de grandes cultures en semis direct, la mise en œuvre d'une stratégie de travail du sol à labour fréquent sans glyphosate engendre un surcoût moyen annuel estimé à 79.83 €/ha. Ce surcoût se répartit pour environ la moitié en coût de mécanisation, un quart pour le carburant et un quart pour la main d'œuvre. Le surcoût lié au travail sol, de 102.86 €/ha, n'est compensé que par une économie de 23.57 €/ha sur les traitements herbicides au glyphosate (coûts de pulvérisation compris). Le surcoût annuel en charges de mécanisation inclut, sous forme annualisée, des investissements nécessaires pour l'acquisition et le renouvellement des équipements nécessaires au travail du sol et au désherbage mécanique. Il suppose l'acquisition d'un parc d'équipement et de puissance de traction adaptée qui sont inclus dans le calcul des surcoûts.

Tableaux 2 Surcoûts moyens estimés dans le scénario général de référence pour les traitements au glyphosate (mesurés en IFT) et pour les interventions mécaniques de travail du sol et sur les couverts végétaux (mesurés en nombre d'intervention).

Chaque tableau correspond à une situation de départ différente en termes de stratégie de travail du sol (Semis Direct, Techniques de cultures simplifiées, Labour occasionnel, fréquent, systématique).

Semis Direct

	Semis direct avec ou sans glyphosate → Labour fréquent sans glyphosate								
	Part de surface dans les surfaces de grandes cultures: 1.7%								
	Effet du scénario	Coûts financiers (€/ha)					Carbu-rant (l/ha)	Main d'œuvre (h/ha)	
	Glyphosate	Equipement	Carbu-rant	Main d'œuvre	Total sans MO	Total			
Traitements au glyphosate	-0.359	-11.93	-8.44	-0.88	-2.32	-21.25	-23.57	-1.25	-0.14
Interventions mécaniques sur couvert	0.194		0.77	-0.01	-0.22	0.76	0.54	-0.02	0.00
Interventions de travail du sol très superficiel	1.839		17.95	6.44	7.23	24.39	31.62	9.20	0.43
Interventions de travail du sol superficiel	0.702		8.54	3.62	4.55	12.17	16.72	5.18	0.29
Interventions de travail du sol profond, hors labour	0.140		3.26	1.09	1.19	4.35	5.54	1.55	0.07
Labour	0.666		24.30	11.13	13.56	35.42	48.98	15.90	0.78
Toutes interventions de travail du sol	3.347		54.05	22.28	26.53	76.33	102.86	31.82	1.57
Interventions mécaniques et traitements au glyphosate		-11.93	46.38	21.39	23.99	55.84	79.83	30.55	1.43

Tableaux 2 (suite) Surcoûts moyens estimés dans le scénario général référence pour les traitements au glyphosate et interventions mécaniques de travail du sol et sur les couverts végétaux. Toutes parcelles, par type de stratégie de travail du sol

Situation de départ : Techniques culturales simplifiées

	Techniques culturales simplifiées avec ou sans glyphosate → Labour fréquent sans glyphosate								
	Part de surface dans les surfaces de grandes cultures: 18.1%								
	Effet du scénario	Coûts financiers (€/ha)					Carbu-rant (l/ha)	Main d'œuvre (h/ha)	
	Glyphosate	Equipement	Carbu-rant	Main d'œuvre	Total sans MO	Total			
Traitements au glyphosate	-0.134	-4.98	-3.49	-0.37	-0.98	-8.84	-9.81	-0.52	-0.06
Interventions mécaniques sur couvert	0.078		-0.12	-0.10	0.04	-0.22	-0.19	-0.14	0.01
Interventions de travail du sol très superficiel	0.035		0.88	0.23	0.59	1.12	1.71	0.33	0.04
Interventions de travail du sol superficiel	-0.033		0.33	0.09	0.16	0.42	0.57	0.13	0.02
Interventions de travail du sol profond, hors labour	-0.184		-4.35	-1.55	-1.65	-5.90	-7.55	-2.21	-0.10
Labour	0.553		20.51	9.21	11.30	29.71	41.02	13.15	0.65
Toutes interventions de travail du sol	0.354		17.36	7.98	10.40	25.35	35.74	11.41	0.61
Interventions mécaniques et traitements au glyphosate		-4.98	13.69	7.51	9.45	16.18	25.63	10.73	0.56

Situation de départ : Labour occasionnel

	Labour occasionnel avec ou sans glyphosate → Labour fréquent sans glyphosate								
	Part de surface dans les surfaces de grandes cultures: 18.6%								
	Effet du scénario	Coûts financiers (€/ha)					Carbu-rant (l/ha)	Main d'œuvre (h/ha)	
	Glyphosate	Equipement	Carbu-rant	Main d'œuvre	Total sans MO	Total			
Traitements au glyphosate	-0.091	-3.22	-2.16	-0.24	-0.65	-5.61	-6.27	-0.34	-0.04
Interventions mécaniques sur couvert	0.066		0.29	0.02	0.15	0.30	0.45	0.02	0.01
Interventions de travail du sol très superficiel	0.109		1.12	0.35	0.52	1.46	1.98	0.49	0.03
Interventions de travail du sol superficiel	-0.060		-0.82	-0.35	-0.32	-1.16	-1.49	-0.49	-0.02
Interventions de travail du sol profond, hors labour	-0.130		-2.70	-0.97	-1.02	-3.67	-4.69	-1.38	-0.06
Labour	0.306		9.90	4.74	4.81	14.65	19.46	6.78	0.27
Toutes interventions de travail du sol	0.230		7.50	3.78	3.98	11.28	15.26	5.40	0.22
Interventions mécaniques et traitements au glyphosate		-3.22	5.61	3.56	3.47	5.94	9.42	5.08	0.19

Situation de départ : Labour fréquent

	Labour fréquent avec ou sans glyphosate → Labour fréquent sans glyphosate								
	Part de surface dans les surfaces de grandes cultures: 33.7%								
	Effet du scénario	Coûts financiers (€/ha)					Total	Total	Carbu-rant (l/ha)
Glyphosate		Equipe-ment	Carbu-rant	Main d'œuvre	sans MO				
Traitements au glyphosate	-0.044	-1.47	-1.11	-0.12	-0.31	-2.70	-3.01	-0.17	-0.02
Interventions mécaniques sur couvert	-0.021		-0.64	-0.21	0.00	-0.85	-0.85	-0.29	-0.01
Interventions de travail du sol très superficiel	0.158		0.51	0.27	0.33	0.78	1.11	0.39	0.02
Interventions de travail du sol superficiel	0.126		-0.13	0.10	0.14	-0.03	0.11	0.14	-0.01
Interventions de travail du sol profond, hors labour	-0.067		-1.74	-0.54	-0.57	-2.28	-2.85	-0.77	-0.03
Labour	0.144		5.98	2.59	3.46	8.57	12.03	3.69	0.20
Toutes interventions de travail du sol	0.340		4.63	2.42	3.35	7.04	10.39	3.45	0.18
Interventions mécaniques et traitements au glyphosate		-1.47	2.87	2.09	3.04	3.49	6.53	2.99	0.15

Situation de départ : Labour systématique

	Labour systématique avec ou sans glyphosate → Labour systématique sans glyphosate								
	Part de surface dans les surfaces de grandes cultures: 27.9%								
	Effet du scénario	Coûts financiers (€/ha)					Total	Total	Carbu-rant (l/ha)
Glyphosate		Equipe-ment	Carbu-rant	Main d'œuvre	sans MO				
Traitements au glyphosate	-0.027	-1.08	-0.67	-0.07	-0.21	-1.83	-2.03	-0.10	-0.01
Interventions mécaniques sur couvert	-0.071		0.72	0.24	0.29	0.97	1.25	0.34	0.02
Interventions de travail du sol très superficiel	0.184		-0.41	0.05	0.07	-0.35	-0.28	0.07	0.01
Interventions de travail du sol superficiel	0.216		1.38	0.66	0.89	2.04	2.93	0.94	0.04
Interventions de travail du sol profond, hors labour	0.008		0.30	-0.09	-0.15	0.20	0.06	-0.14	-0.01
Labour	0.012		1.05	0.50	0.91	1.55	2.47	0.72	0.05
Toutes interventions de travail du sol	0.348		2.32	1.12	1.73	3.44	5.17	1.60	0.09
Interventions mécaniques et traitements au glyphosate		-1.08	2.37	1.29	1.81	2.58	4.38	1.84	0.10

On voit que les surcoûts moyens totaux estimés liés au scénario général de référence varient significativement en fonction du type de stratégie de travail du sol actuelle. Ils sont d'autant plus faibles que les parcelles sont labourées fréquemment dans la situation de départ. Ainsi, les surcoûts moyens annuels varient de près de 80 €/ha, pour les surfaces en semis direct, à moins de 10 €/ha pour les surfaces actuellement en labour occasionnel ou avec des fréquences de labour supérieures.

Pour les 18.1% de surfaces en techniques culturales simplifiées, le surcoût total moyen estimé dans le scénario de référence est de 25.63 €/ha par an. La répartition de ce surcoût est de l'ordre de la moitié pour les charges de mécanisation, l'autre moitié étant partagée entre les charges de main d'œuvre et de carburant. Ce scénario de référence impose un accroissement des besoins de main d'œuvre important, quoique de l'ordre du tiers de celui imposé aux surfaces en semis direct. Cet accroissement des besoins en main d'œuvre peut significativement impacter l'organisation de la préparation des semis et la gestion des adventices des très grandes exploitations en techniques culturales simplifiées, notamment celles avec des sols « difficiles » (superficiels et caillouteux, ou argileux, présentant une faible réserve utile en eau).

Pour les 80.2% de surface actuellement labourées au moins occasionnellement, l'impact du scénario de référence sur le coût total du travail du sol et de désherbage est de moins 10 €/ha par an.

5.2. Comparaison des trois scénarios

Le Tableau 3 ci-dessous présente les résultats moyens des trois scénarios : avec passage au labour au moins fréquent, avec passage au labour systématique et avec passage au labour occasionnel.

Le scénario « extrême » permet de fait de définir « une borne supérieure » qui correspond à une intensification maximale du travail du sol, avec labour systématique. Les surcoûts moyens sont de ce fait significativement supérieurs à ceux obtenus dans le cadre du scénario général de référence. Le surcoût annuel moyen augmente d'environ 15 €/ha pour les surfaces en semis direct, de 21 €/ha pour

celles en techniques culturales simplifiées, de 20 €/ha pour les surfaces en labour occasionnel et de 11 €/ha pour les surfaces en labour fréquent (les deux scénarios considérés ayant les mêmes implications pour les surfaces déjà en labour systématique). Ces surcoûts annuels moyens « extrêmes » sont inférieurs à 20 €/ha pour les 61.6% de surfaces labourées fréquemment ou systématiquement, avec 17.26 €/ha pour les 33.7% de surfaces en labour fréquent et 4.38 €/ha pour les 27.9% de surfaces en labour systématique.

Le scénario spécifique pour les parcelles non labourées induit des surcoûts moyens inférieurs à ceux induits par le scénario de référence. Les différences de surcoûts entre les deux scénarios sont relativement limitées. Ces différences de surcoûts annuels moyens sont de 6.06 €/ha pour les surfaces actuellement en semis direct et de 10.09 €/ha pour celles en techniques culturales simplifiées.

Tableau 3 : Comparaison des surcoûts de la suppression du glyphosate dans les trois scénarios (surcoûts en €/ha)

	Semis Direct	Techniques Culturales Simplifiées	Labour occasionnel	Labour fréquent	Labour systématique
Scénario de référence	79,83	25,6	9,42	6,5	4,4
Scénario « extrême »	94,2	46,7	29,9	17,3	4,4
Scénario spécifique parcelles non labourées	73,08	14,5			

Cependant, on constate qu'une part significative (35.1 %) des surfaces actuellement en semis direct représentées dans notre échantillon n'ont pas de « jumelles statistiques » dans le sous-échantillon représentant les surfaces qui sont actuellement labourées, même peu fréquemment. Il s'agit essentiellement parcelles à sols superficiels et caillouteux appartenant à de grandes ou, très grandes exploitations. Cet état de fait suggère que l'abandon de l'utilisation du glyphosate et, sans doute, du semis direct soulèverait des difficultés, économiques et/ou organisationnelles, pour ces exploitations, tout au moins sans changement important des systèmes de culture allant au-delà des aspects relatifs au contrôle des adventices.

5.3 Poids du surcoût vis-à-vis des revenus des exploitations agricoles

Les surcoûts annuels estimés sont mis en perspective au regard de l'EBE par hectare des exploitations spécialisées dans la production de céréales et d'oléo-protéagineux (OTEX 15 du SSP), à partir des données du RICA de la période 2009-2018

Les surcoûts moyens estimés sont relativement faibles en comparaison du revenu pour les agriculteurs qui labourent leurs parcelles. En effet, la part de ces surcoûts dans les EBE par hectare ne dépasse pas 3%. Cette part est de l'ordre de 1% pour les surfaces actuellement en labour systématique, de 1.5% pour celles en labour fréquent et de 2% pour celles en labour occasionnel.

En revanche, les surcoûts estimés des effets du retrait du glyphosate dans le cadre du scénario de référence) représentent une part significative du revenu des agriculteurs qui ne labourent pas leurs parcelles. La part des surcoûts moyens estimés dans les EBE par hectare varie, selon les régions, entre 13.7 et 23.4% pour les surfaces actuellement en semis direct, et entre 4.4 et 7.5% pour celles en techniques culturales simplifiées.

Tableau 4 Part des surcoûts moyens estimés dans le cadre du scénario général de référence dans l'EBE/ha moyens sur la période 2009–2018 données RICA des exploitations spécialisées en grandes cultures (OTEX 15), par grande région française

	Part du surcoût annuel moyen estimé du retrait du glyphosate dans l'EBE/ha moyen (2009-2018), par type de stratégie de travail du sol et par région				
	Semis direct	Techniques culturales simplifiées	Labour occasionnel	Labour fréquent	Labour systématique
Île-de-France	14.1%	4.5%	1.7%	1.2%	0.8%
Centre-Val de Loire	16.2%	5.2%	1.9%	1.3%	0.9%
Bourgogne-Franche-Comté	18.2%	5.8%	2.1%	1.5%	1.0%
Normandie	14.6%	4.7%	1.7%	1.2%	0.8%
Hauts-de-France	14.5%	4.6%	1.7%	1.2%	0.8%
Grand Est	13.7%	4.4%	1.6%	1.1%	0.8%
Pays de la Loire	15.9%	5.1%	1.9%	1.3%	0.9%
Bretagne	23.4%	7.5%	2.8%	1.9%	1.3%
Nouvelle Aquitaine	17.2%	5.5%	2.0%	1.4%	0.9%
Occitanie	18.5%	5.9%	2.2%	1.5%	1.0%
Auvergne-Rhône-Alpes	16.9%	5.4%	2.0%	1.4%	0.9%
Provence-Alpes-Côte d'Azur	16.7%	5.4%	2.0%	1.4%	0.9%
France métropolitaine	16.0%	5.2%	1.9%	1.3%	0.9%
Part de surface dans les grandes cultures (%)	1.7%	18.1%	18.6%	33.7%	27.9%
Part de surface dans les surfaces de grandes cultures traitées au glyphosate (%)	7.7%	37.0%	23.4%	20.9%	11.1%

Source : nos calculs et RICA

5.4. Cas particuliers non identifiés et surcoûts non identifiés

Certains agriculteurs travaillent leurs sols sensiblement en avance des semis puis, du fait de l'activité herbicide non rémanente du glyphosate, éliminent au glyphosate les adventices levées juste avant les semis. Sur certaines exploitations cette stratégie est mise en œuvre en raison de fenêtres d'intervention trop courtes pour le travail sol juste avant les semis (*e.g.*, sur des sols argileux ou hydromorphes) et ce d'autant plus qu'il y aura de surface à préparer dans un laps de temps restreint. Notre méthode de détection des exploitations en « situation délicate » en cas de retrait du glyphosate ne permet pas d'identifier précisément ces exploitations. En outre, notre méthode de calcul des surcoûts considère les coûts des traitements qui seraient simplement « économisés » en cas de retrait du glyphosate.

Le glyphosate peut également être employé dans des systèmes avec labour lorsque la flore adventice a partiellement échappé ou échappe progressivement au contrôle de l'agriculteur. L'utilisation de glyphosate peut être régulière sur longue période lorsque cette situation est la conséquence d'un système de culture très spécialisé également mis œuvre sur longue période. Nos calculs tiennent compte des pressions adventices telles qu'elles sont perçues par les agriculteurs mais ne tiennent pas compte des systèmes de cultures qui peuvent influencer cette pression en adventices, ou leur statut de résistance vis-à-vis d'autres familles herbicides qui seront utilisées dans la rotation.

Conclusion

L'analyse économique des alternatives au glyphosate dans le secteur des grandes cultures montre que cette question est intimement liée à celle de l'évolution des stratégies de travail du sol. Le travail du sol est le levier principal pour se passer de glyphosate et les conséquences sont donc très différentes

pour les exploitations qui labourent déjà leur sol et les autres. L'impact en termes de coût économique est d'autant plus faible que les exploitations labourent déjà fréquemment voire systématiquement leurs parcelles. En 2017, le recours à des pratiques de 'relay-cropping' sans interculture sont inexistantes ou anecdotiques.

La taille des exploitations et les caractéristiques pédologiques des sols sont très liées à ce recours plus ou moins fréquent au labour et donc à l'utilisation actuelle de glyphosate dans la stratégie de contrôle des adventices.

Dans la grande majorité des situations, nous avons pu calculer un surcoût en comparant chaque parcelle avec une parcelle sans glyphosate. Dans le scénario de référence, les surcoûts obtenus varient proches de 80 €/ha pour les situations en semis direct à 6,5€/ha pour les situations en labour fréquent. On identifie des cas de parcelles en semis direct (en général appartenant à de grandes exploitations sur sols superficiels et/ou caillouteux) pour lesquelles on ne trouve pas de parcelles aux caractéristiques semblables qui n'utilisent pas de glyphosate et on identifie de situations difficiles engendrées par un faible nombre de jours disponibles pour intervenir mécaniquement (sols argileux ou hydromorphes).

Enfin ce travail, du fait la méthodologie retenue, ne traite pas de la question de la transition entre pratiques et coûts et difficultés spécifiques de cette transition, et a contrario ne mobilisent pas non plus les éléments de progrès agronomique qui pourront être mis en place (couverts végétaux complexes, agroéquipements).

Au terme de ce travail, deux recommandations peuvent être émises. La première concerne les bases de données. Il faut d'une part s'assurer de la capacité des enquêtes culturales à bien capturer les pratiques mises en œuvre au long de l'interculture. Il faut d'autre part s'assurer de la cohérence globale des différentes bases de données et en particulier, pour les utilisations de produits phytosanitaires, entre les estimations que l'on peut faire à partir des pratiques documentées via les enquêtes PK et les données remontées par les ventes via la BNVD (Base Nationale des Ventes des Distributeurs). La seconde recommandation concerne le besoin de poursuivre les études en ce qui concerne l'agriculture de conservation, en l'absence à ce jour de définition unique. A partir de l'analyse des données 'Pratiques culturales' sur des parcelles en Semis Direct et en Techniques Culturales Simplifiées, et en croisant celles-ci avec des analyses à l'échelle des systèmes de culture et des exploitations, il faudrait s'attacher à identifier tous les leviers permettant d'atteindre les services écosystémiques permis par la diversité de cultures, la couverture permanente, la perturbation minimale du sol, sans pour autant recourir à l'usage d'un pesticide systémique.

Ce travail d'expertise a été réalisé à la demande du Premier Ministre, et des Ministres en charge de l'Agriculture et de la Transition Écologique et Solidaire, dans le cadre du plan de sortie du glyphosate. Il vise à fournir à l'Anses des éléments sur les impacts économiques du retrait du glyphosate.

Composition du groupe de travail :

Carpentier Alain (Inrae), Fadhuile Adélaïde (Inrae), Roignant Mathilde (Inrae), Blanck Maud (Inrae), Reboud Xavier (Inrae), Jacquet Florence (Inrae), Huyghe Christian (Inrae)

Pour citer ce document :

Carpentier A., Fadhuile A., Roignant M., Blanck M., Reboud X., Jacquet F., Huyghe C., *Alternatives au glyphosate en grandes cultures. Evaluation économique*. 2020, INRAE, XX pages.

Disponible en ligne :

DOI :

Social Learning to Reduce Pesticides

Rose Deperrois^{*1,2}, Adélaïde Fadhuile², and Julie Subervie¹

¹CEE-M, Univ. Montpellier, CNRS, INRAE, Institut Agro, 34060 Montpellier, France.

²GAEL, Univ. Grenoble Alpes, CNRS, INRAE, Grenoble INP, 38058 Grenoble, France.

Abstract

Social learning can significantly aid the diffusion of new agricultural technologies in Europe's agroecological transition. We evaluated a pesticide reduction program in France from the 2010s, designed to train farmers and spread practices through demonstration days on participating farms. Using a fixed effects model with pseudo-panel data from surveys before and after the program's launch, we found evidence of decreased pesticide use among farm cohorts linked to these demonstration days. Our analysis, supported by parallel trend testing, suggests that peer-sharing in training programs can effectively scale up at no extra cost.

Key Words: Agricultural Policy, Pesticides, Social Learning, Public Policy Evaluation.

JEL Codes: Q15; Q18; Q25; Q28; Q53.

Acknowledgements: This work was publicly funded through ANR (the French National Research Agency) as part of the project 'Facilitate public Action to exit from peSTicides (FAST)' with the reference number 20-PCPA-0005. Access to confidential data, on which this work is based, has been made possible within a secure environment provided by CASD – Centre d'accès sécurisé aux données (Ref. 10.34724/CASD).

*Corresponding author: rose.deperrois@inrae.fr, Institut Agro Batiment 26, 2 place Pierre Viala 34060 Montpellier, France

1 Introduction

Crop environmental and climatic characteristics (Lechenet et al., 2016; Bareille et al., 2024) along with economic incentives play a key role in farmers' decisions to use pesticides (Jacquet et al., 2011; Femenia and Letort, 2016). However, other socioeconomic factors can influence the adoption of low-pesticides practices as well, such as links with advisory services, risk perception and access to short food supply chains (Chantre and Cardona, 2014; Damalas, 2021; Chiaverina et al., 2024). Facilitating peer-to-peer learning among farmers and their access to training is needed in a systemic approach to reduce reliance on chemical inputs (Brunelle et al., 2024) and mitigate the negative impacts of pesticide use.¹ Bakker et al. (2021) showed that farmers' stated intentions to reduce pesticide are strongly linked to whether other farmers also act in this direction. Bjørnåvold et al. (2022) investigated farmers' motivations to reduce pesticides and found qualitative evidence of the wish for policies based on farmer networks and peer support. Social learning may be the key to promoting pesticide reduction among farmers.

For several years now, empirical economists have been studying the extent to which individuals make their economic decisions based on information disseminated in their social network, whether it comes from their relatives, their friends or their colleagues (Mobius and Rosenblat, 2014). Indeed, peer influence can create social multiplier effects whereby an initial investment targeting one small group can lead to broader impact at a lower cost, as individuals close to but outside of the target group are influenced by its actions. This scaling-up effect is therefore highly sought after by policymakers. The literature provides several examples of the diffusion of agricultural innovations through social interactions and peer effects in developing countries (Foster and Rosenzweig, 1995; Conley and Udry, 2010; Krishnan and Patnam, 2014; Benyishay and Mobarak, 2019; Chandrasekhar et al., 2022). However, social learning does not systematically lead to an economic decision and the spread of knowledge through peer networks might not ultimately lead to widespread behavioural changes. For example, increasing knowledge about risky technologies can reduce their adoption, as uncertain profitability becomes more

¹See Beketov et al. (2013) for a review of the substantial biodiversity loss in Western European and Australian water streams due to contamination by pesticides; Sgolastra et al. (2020) for a specific review of the effect of neonicotinoid insecticides on bees; and Baldi et al. (2021) for a comprehensive study of the impact of exposure to pesticides on human health. In recent studies, Dias et al. (2023) find compelling causal evidence of glyphosate use on birth outcomes in Brazil, or Fletcher and Noghanibehambari (2024) find long-term effect of early-life exposure to pesticide on mortality.

apparent and agents update their beliefs accordingly (Crane-Droesch, 2018). Typically, in the case of agroecological practices, the adoption of which may ultimately be profitable but often associated with reduced yields, the expected impacts of peer effects are ambiguous. There is little prior evidence of the diffusion of green practices through social learning in the context of European countries, where promoting agroecological transition is particularly challenging for policymakers. We aim at filling this gap by evaluating the effectiveness of a program designed to train French farmers in pesticide-saving practices and to support knowledge diffusion beyond the scope of farms enrolled in the program.

Our empirical analysis is built on data about pesticide practices collected from a representative sample of between 14,000 and 23,000 plots per year in the arable field sector, surveyed before and after the launch of the program. We constructed a pseudo-panel of plot cohorts from five repeated cross-section surveys, in order to estimate a fixed effects model of program effects on cohorts' pesticide use in 2014, 2017 and 2021, with 2006 and 2011 as pre-program years. By controlling for both cohort and time fixed effects, as well as time-varying confounding factors, we identified remaining variability in pesticide use as the impact of having participating farms and visiting farms in the cohorts. Using the program launch period as a placebo test, we moreover provided a test of the parallel trend hypothesis, the result of which supports our identification strategy.

While our estimates of the program impact on participating farms sometimes lack precision – which is likely due to their low number in the sample or would indicate that the program effect has faded over time – we found a statistically significant decrease in pesticide use across cohorts that can be attributed to farms attending demonstration days. Specifically, we found that doubling the share of farms attending demonstration days within cohorts would reduce pesticide use across cohorts by 5–7% on average. This suggests that providing technical assistance to a narrow circle of farmers can be effective in reducing pesticide use beyond the targeted group, at virtually no additional cost. This result highlights the potential of social learning in the diffusion of new knowledge to support agroecological transitions in European countries.

The remainder of this article is structured as follows: in Section 2, we provide an overview of relevant studies in the empirical literature on peer effects and the diffusion of new agricultural practices through social learning, as well as a description of the components of the French pesticide reduction program. We then present the empirical framework, including the data and the empirical model, in Section 3. We provide estimation results in Section 4, robustness checks

in Section 5 and conclude in Section 6.

2 Background

2.1 Social learning in agriculture

An important part of the recent empirical literature on social learning in agricultural contexts has relied on network-based identification strategies to isolate the pure impact of information provided by social neighbours (Beaman and Dillon, 2018; Beaman et al., 2021), from other peer effects that do not act as social multipliers in behaviour change (Mobius and Rosenblat, 2014). In fact, the endogeneity of social ties with regards to farming practices threatens the identification of social learning, as farmers who have frequent interactions are likely to share some unobserved traits and are often subject to the same geographically concentrated shocks, which influence their likelihood to adopt new technologies (Foster and Rosenzweig, 2010; Di Falco et al., 2020)– what Manski (1993) calls contextual interactions and correlated effects. The most recent studies have addressed this question through the implementation of social experiments, where individuals likely to play the role of intermediaries in the dissemination of new knowledge are designated at random. For example, Benyishay and Mobarak (2019) found evidence of peer-to-peer learning in the adoption of a new agricultural technology in Malawi. They show that assigning a peer farmer a “communicator” role to promote the new technology to other peer farmers is more efficient than when the knowledge is provided by a government-employed extension worker or a so-called “lead farmer”. This result suggests that farmers are most convinced by the advice of others who face agricultural conditions comparable to the conditions they face themselves (their peers), rather than more distant people, even located in their village. The authors conclude that the social identity of the communicator influences others’ learning and adoption of agricultural practices and that it is thus most efficient to design policies that provide incentives through peers.

In a large-scale study conducted in Western Kenya between 2010 and 2011, Chandrasekhar et al. (2022) randomly selected farmers to whom they distributed blue spoons designed to help the farmers measure the right amount of fertilisers to use on their plots and found that knowledge of blue spoons and their usefulness did spread through social networks of friends of the farmers that received them for free. In contrast, interventions designed to encourage

discussions about agricultural practices (cooperative meetings) and the distribution of coupons to encourage fertiliser purchase had no effect on the diffusion of the technology, whether among friends of the treated farmers or more broadly among the clusters that attended the same meetings. Findings reported an increase in the knowledge of the blue spoons among farmers in the same cluster as the treated farmers, but not an increased take-up of the technology. This suggests that the “subjective value” of knowledge differs based on the perceived reliability of the farmer spreading the information. These findings again highlight the importance of targeting the right individuals when trying to incentivise technology adoption through social learning among farmer networks.

While peer effects in the diffusion of agricultural technology are well documented in developing countries, empirical evidence in European contexts is more scarce. [Genius et al. \(2014\)](#) provides strong evidence of the importance of social learning in the diffusion of new irrigation technologies in Greece. However, when looking at cases related to agroecology where the benefits of adopting new technologies are uncertain, or at least not immediate, we can expect lower adoption rates among farmers. For this reason, the drivers of adoption of conservation practices in agriculture, and more specifically the role of social norms and peer influence in driving adoption, have not yet been clearly identified ([Yoder et al., 2019](#)).

In line with the existence of social learning, some studies have identified spatial externalities and agglomeration effects for the adoption of organic farming in European and North-American contexts ([Lewis et al., 2011](#); [Schmidtner et al., 2012](#); [Läpple and Kelley, 2015](#)). [Sampson and Perry \(2019\)](#) found evidence of spatial diffusion of a water saving technology in Kansas. [Bartolini and Vergamini \(2019\)](#) found that Agro-Environmental Scheme (AES) take-up was spatially correlated in Tuscany, which is consistent with findings from [Chabé-Ferret et al. \(2023\)](#) pointing to positive diffusion effects of non-monetary incentives for AES take-up in France. [Paoissien et al. \(2021\)](#) identified neighbourhood effects as a determinant of early exit from agriculture (i.e., farmers switching to another profession). In a recent study much closer to the present paper, [Wang et al. \(2023\)](#) investigated potential social learning in the adoption of a pesticide-free wheat production system by looking at social ties among farmers in Switzerland. Although it is quite difficult to identify social learning using observational data to estimate cross-sectional regression models, their results suggest that experienced farmers may be more successful in facilitating the adoption of innovative practices than inexperienced farmers.

2.2 The French pesticide reduction program

For some years, much evidence of the harmful impacts of water and soil pollution resulting from the extensive use of pesticides, whether it concerns the degradation of biodiversity or human health, has been provided. In response to growing concern in public opinion, the shift towards more sustainable farming practices has then become a central issue of agricultural policy worldwide. The European Commission made sustainable food production a priority of the European Green Deal, with ambitious targets set for Member States by the Farm-to-Fork strategy in 2020. Farm-to-Fork objectives include reducing the use and risk of chemical pesticide by 50% before 2030, and reducing by 50% the use of the most hazardous pesticides by 2030. More recently, the first European Nature Restoration Law was adopted in June 2022 by the European Commission, setting binding objectives to restore 80% of damaged European ecosystems and further restraining the use of pesticides in agriculture. At the national level, the French government enacted a national plan in 2008, the Ecophyto plan, with the aim to reduce the use of pesticides by 50% overall by 2018.

Since 2012, the Ecophyto plan has financed the DEPHY program,² a national peer-network of 3,000 farms committed to reducing pesticide use with the technical help of trained advisors. This network covers the main types of crops cultivated throughout France (arboriculture, vegetable crops, tropical crops, horticulture, field crops – polyculture and breeding, viticulture). A first wave of farms joined the program in 2012 and a second wave did so in 2016 (see Figure 1). They share the same goal of reducing pesticide use and experimenting with various methods to find alternative pest management techniques. In practice, DEPHY farms are expected to achieve low-pesticides levels through various management strategies, depending on their main orientation and the climate conditions they face, with crop diversification and soil tillage as consistent factors for pesticide reduction across diverse situations (Lechenet et al., 2016). Technically, it is possible to reduce chemical pesticides in at least two ways: either by reducing the use of chemical pesticides on a given plot using alternative products, or by modifying the rotation to include temporary meadows (rye or oats for example) in order to reduce the use of chemical pesticides on average on the farm (Zhang et al., 2024). Once trained, member farms share their good practices through technical leaflets openly available online, demonstrations held at their farms, educational videos and presentations at regional and national events, with

²DEPHY stands for Demonstrate, Experiment and produce references on low PHYtosanitary systems.

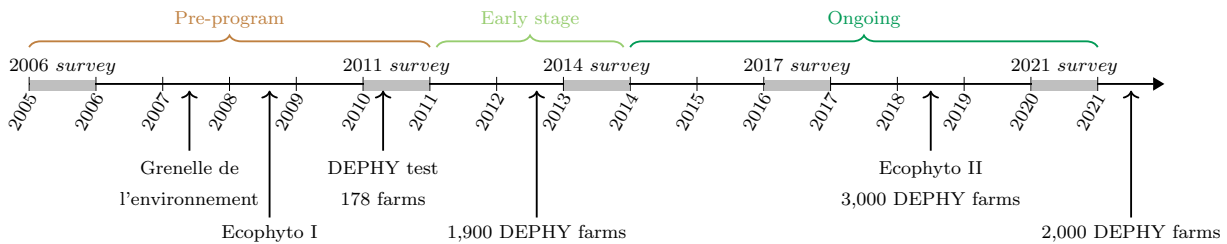
the aim of passing on the knowledge accumulated during the program to other farms that might be interested in adopting these new practices. The program only offers free technical assistance, no financial support.

3 Empirical framework

3.1 Data

The data we used were provided by the French Ministry of Agriculture and Food, which regularly produces extensive surveys of crop management. The surveys cover representative plot samples for various types of crops, including field crops, which represent the vast majority of cultivated land in France.³ The most recent iterations of the crop management survey for field crops were conducted in 2006, 2011, 2017 and 2021 with an additional intermediary survey conducted in 2014, specifically on phytosanitary practices. Our database therefore covers two years in the “pre-program” period (2006 and 2011), one year in the “early stage” of program implementation (2014) and two years during the “ongoing” program period (2017 and 2021). The timing of data collection and DEPHY implementation is summarised in Figure 1.

Figure 1: DEPHY implementation and data collection periods



Notes: Information for the timeline come from the Ecophytopic website (available online, <https://ecophytopic.fr/dephy/quest-ce-que-le-reseau-dephy>) and the crop management survey documentation. The *Grenelle de l'environnement* was a round-table between representatives of French national and local government and organisations from various sectors. It originated a series of environmental regulations, among which the Ecophyto plans and the subsequent DEPHY network.

³We restricted our sample to field crops that were surveyed in 2011 in order to avoid a bias in our analysis due to a change in the surveyed population simultaneous to implementation of the DEPHY network. A detailed description of data sources is provided in the Appendix A.

3.1.1 Treatment variables

The 2014, 2017 and 2021 surveys provided us with important pieces of information about the agroecological commitments of the surveyed plot, including its involvement in the DEPHY network. We thus built two binary treatment variables that measure direct and indirect participation in the program, namely as a participating farm or a visiting farm, hereafter T1 and T2, respectively. The first level of treatment, T1, is DEPHY network membership, materialised by the agreement with the DEPHY terms of reference. While the 2017 and 2021 crop management surveys included a question about the respondent farm’s commitment to DEPHY, the question was missing in the 2014 survey. We thus matched the sample surveyed in 2014 to the *Agrosyst* database, which registers all DEPHY farms since the program starts.⁴ In our final dataset, the treatment variable T1 equals one if the farmer was a member of the program, and zero otherwise. Similarly, we created a binary variable T2, which equals one if the farmers had declared having attending demonstration days organised on participating farms. This information was collected directly in the three post-program surveys (2014, 2017 and 2021). By design, the two treatment status (T1 and T2) are mutually exclusive so that a same farm cannot be both a participating and a visiting farm. Of note is that we do not know how many times visiting farms have attended DEPHY demonstrations, or which specific farm they visited.

3.1.2 Outcome and control variables

We considered an aggregate measure of pesticide use: Treatment Frequency Index (TFI). The TFI was developed in the 1980s in Denmark and is now used worldwide, including by French policymakers as one the main monitoring indicator of the French Ecophyto plan (Pingault et al., 2009). It captures the number of reference doses applied per hectare, taking into account the registered dosage for each product, as well as the Share of Treated Area (STA), i.e. the surface to which the product is applied. In the crop management surveys, the TFI is computed as follows:

$$TFI_i = \frac{AD_i}{RD_i} \times STA_i, \quad (1)$$

where i refers to the product, AD_i is the applied dose of product i , RD_i is its reference dose and STA_i the share of treated area, i.e., the area treated with synthetic pesticides expressed as a proportion of the plot area. Based on this formula, the TFI is set to be equal to one when

⁴Agrosyst data: <https://hal.science/hal-01601561>, accessed in May 2017.

the product is applied once, as defined in the reference dose, to the whole surface area of the plot.⁵ For the purpose of the present analysis, we looked at aggregated TFI, which captures the overall change of practices. More specifically, we focused on chemical pesticides, thus excluding biocontrol pesticides (according to the classification defined by the French Ministry of Agriculture and Food).

The surveys also includes information about organic certification and participation in European environmental schemes (AES of the Common Agricultural Policy (CAP)) according to which each plot is cultivated. Since these programs were implemented during the same period as DEPHY and they are also likely to affect the use of pesticides on the farms enrolled, we used them as control variables to capture likely confounding effects.

3.1.3 Descriptive statistics

The main characteristics of the plots studied are presented in Table 1. Since 2014, the average size of the surveyed farms has increased slightly, reaching around 160 hectares on average in 2021. The average TFI for all chemical pesticides did not vary much over the period: between 2.99 and 4.03 units. On the contrary, the share of organic plots increased significantly over the period, as did the share of plots enrolled in an AES. Lastly, the share of farms that joined the DEPHY program increased over time (1% in 2014 and 2% in 2017 and 2021) as well as did the share of visiting farms (6% in 2014 and 7% in 2017 and 2021). Figure 2 showcases the location of surveyed plots on both participating and visiting farms over the study period. It illustrates the fact the both groups are localised all over the country.

Figure 3 shows the change in TFI levels over time in each group (participating farms, visiting farms, and other farms). Perhaps surprisingly, DEPHY farms, whether participating or visiting, are not characterised by lower TFI in 2014 and 2017. This suggests that program effects, if any, are too small or too heterogeneous to be visible through a simple between-group comparison of median TFI levels.

⁵While changes in reference doses can generate variations in TFI that do not directly reflect changes of practices, few changes occurred during our study period. When they do occur, changes affect the population uniformly and are absorbed by year fixed effects. Further, in field crops farming there is little variation in the share of treated area as crops are almost always entirely treated. The observed variation in TFI can then be confidently attributed to changes in intensity of pesticide application.

Table 1: Main characteristics of surveyed plots

	2006		2011		2014		2017		2021	
	Mean	SD	Mean	SD	Mean	SD	Mean	SD	Mean	SD
UAA (ha)	148.73	108.91	120.66	90.30	134.40	99.07	145.64	98.14	159.05	128.23
TFI (units)	3.52	2.71	2.99	3.04	3.15	3.32	4.03	3.49	3.66	3.62
Organic label (yes=1)	0.01	0.07	0.05	0.22	0.07	0.25	0.06	0.24	0.13	0.33
AES (yes=1)	0.00	0.00	0.02	0.14	0.06	0.24	0.05	0.21	0.05	0.22
Participating farm (T1=1)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.07	0.02	0.13	0.02	0.14
Visiting farm (T2=1)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.24	0.07	0.26	0.07	0.26
Number of plots	14,326		20,827		20,666		18,458		22,752	

Notes: UAA for Utilized Agricultural Area and TFI for Treatment Frequency Index. Organic label, AES, T1 and T2 are binary variables. Their mean value is the share of observations equal to 1 in the sample. SD stands for standard deviation.

Figure 2: Changes in the surveyed population over time

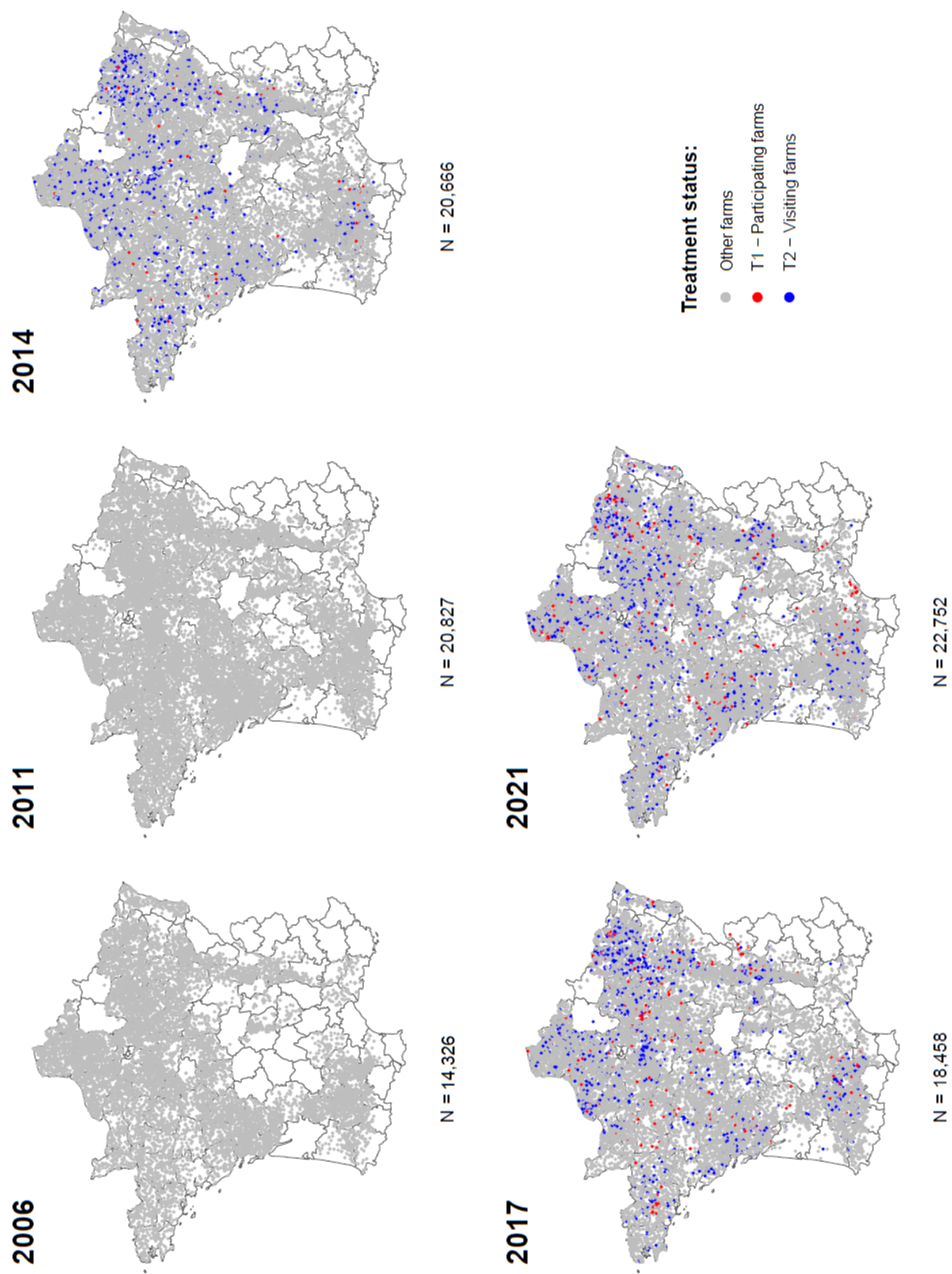
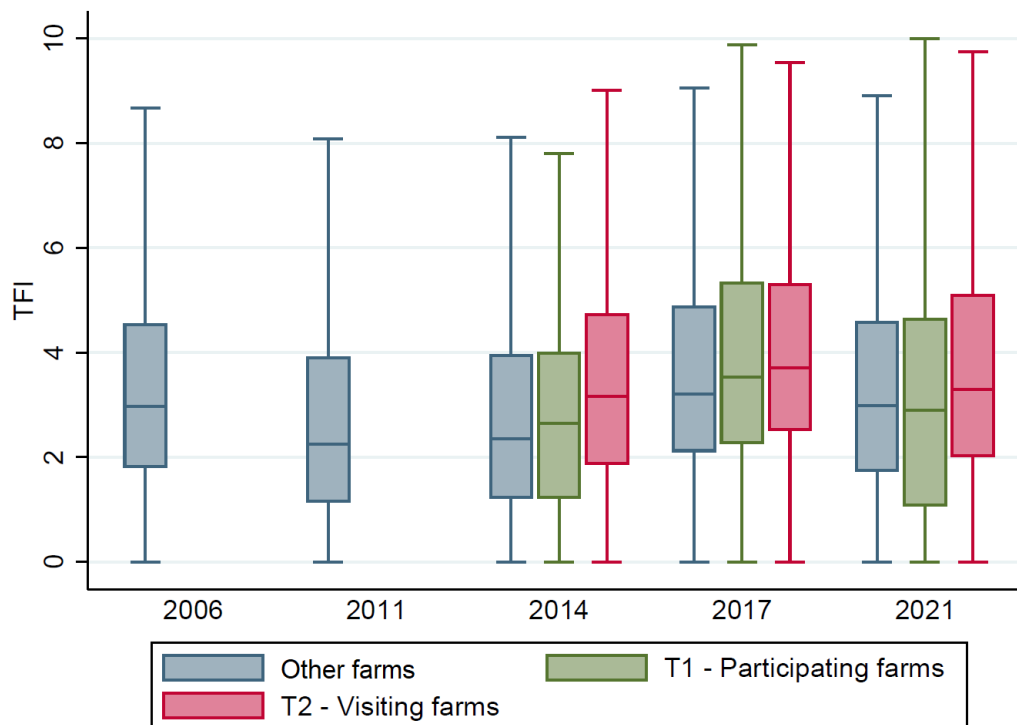


Figure 3: Characteristics of synthetic TFI for participating, visiting and other farms by years



Notes: The boxplots are made based on the individual survey presented in Table 1, i.e. with 97,029 observations. The boxes represent values between the 25th and 75th percentile of TFI distribution, with the inside line indicating the median value of TFI. The whiskers are bounded by the lower and upper values.

3.2 Construction of pseudo-panels

Deaton (1985) introduced the pseudo-panel approach as a way to aggregate observations into cohorts, each cohort being representative of a segment of the population that can then be observed at different dates. Individual observations from cross-sectional data are grouped into cohort that can be observed repeatedly over time and then used to estimate fixed effects models. The robustness of this approach has been well established, with estimations based on pseudo-panel yielding results similar to those obtained on genuine panels (Moffitt, 1993; Verbeek, 1996; Gardes et al., 2005). Given that composition effects can create measurement error if the population sampled in each cohort varies too much over the years, we chose criteria ensuring that each constructed cohort captures a segment of the population that is homogeneous and

stable over time, with cells large enough to avoid sampling bias (Guillerm, 2017).

In practice, we built cohorts along three criteria: the farm size as measured by Utilized Agricultural Area (UAA), the type of crop harvested in the surveyed plot, and the pedo-climatic region. We purposefully defined our selection criteria in order to reduce heterogeneity within each cohort while maximising the heterogeneity between them with regards to pest management practices. Indeed, pesticide use varies greatly between crop type and with spatially correlated pest and weather shocks; and relatively small farms are typically associated with less industrial practices. Additionally, farm size can play an important role in the adoption of new practices due to important investments or scaling effects. By varying each of these three criteria, we constructed three distinct pseudo-panels (A, B and C), which are described in Table 2. The number of cohorts can vary from one pseudo-panel to another. The pseudo-panel A is characterised by a lower number of cohorts composed of more plots. On the opposite, the pseudo-panel C is the one with the largest number of cohorts made up of fewer plots. Table 3 provides the average number of plots per cohort and per year, in each of the pseudo-panels, which varies between 176 and 363 plots. The number of cohorts observed each year in the different pseudo-panels varies between 52 and 104. More details on the distribution of the cohorts according to the criteria used for their construction are provided in Appendix B. Note that we restrict the pseudo-panels to cohorts that are observed at least during three consecutive years, with at least one pre-program observation. As a result, pseudo-panel C includes fewer plots in total in comparison with pseudo-panels A and B (see Table 2).

Table 2: Pseudo-panels construction criteria

	Pseudo-panel A	Pseudo-panel B	Pseudo-panel C
Farm size	2 groups: cutoff at 150ha	3 groups: cutoffs at 75ha and 150ha	2 groups: cutoff at 150ha
Crops^a	6 crop groups	6 crop groups	11 crops
Pedo-climatic regions^b	6 groups	6 groups	6 groups
Total number of plots	96,637	96,637	96,515
Number of observations (NT)	300	450	488

Notes: Observations are classified according to the size of the farm, *crops* and *regions* criteria. The “total number of plots” reports, for the 5 years, the number of plots observed. Compared to the 97,029 initial plots, remember that we remove cohorts that are not observed in three consecutive years with at least one pre-treatment and one post-treatment year from the data, which leads to having fewer plots represented in pseudo-panel C compared to pseudo-panels A and B. Detailed number of observations per year are provided in the next table. The “number of observations” reports the total number of cohorts times years (NT), in each pseudo-panel.

^a The crop groups nest crops, which are listed next to the groups (see section B.2 for additional details): (i) grain cereals: tender wheat, durum wheat, barley, triticale; (ii) industrial crops: rapeseed, sunflower, sugar beet; (iii) corn grain; (iv) feed corn; (v) protein crops; (vi) potatoes.

^b The pedo-climatic regions are described in the map of Figure B.3 in the Appendix.

Table 3: Description of the pseudo-panels per year: size and number of cohorts

	2006		2011		2014		2017		2021		All Years	
	Size	N	Size	N	Size	N	Size	N	Size	N	Size	NT
Pseudo-panel A	275.50	52	334.37	62	333.32	62	296.18	62	363.73	62	322.12	300
Pseudo-panel B	183.67	78	222.91	93	222.22	93	197.45	93	242.48	93	214.75	450
Pseudo-panel C	193.59	74	199.34	104	198.71	104	176.57	104	219.89	102	197.78	488

Notes: Size refers to the average number of plots per cohort, while N is the number of cohorts and NT the number of cohorts times years, i.e. the number of observations of the pseudo-panel. The initial total number of plots is 97,029.

Outcome, treatment and control variables are then averaged across cohorts and years. Table 4 provides summary statistics for the three pseudo-panels. The average levels observed

within the cohorts vary little across the three pseudo-panels. Furthermore, they are consistent with those observed in the sample before plot aggregation (see Table 1). Table 4 shows that the average participation rate of participating farms and visiting farms increases throughout the period and is again very similar across pseudo-panels, which suggests that the construction of the pseudo-panels, although it significantly modifies the final number of cohorts, does not seem to have an influence on the representation of the treated farms in the sample. Participating farms represent less than 1% of the cohorts in 2014 and reach more than 2% in 2021, while the rate of visiting farms slightly increases from 6% in 2014 to 8% in 2021. For each pseudo-panel, the average rate of T1 and T2 are not statistically different in 2017 and 2021 giving the opportunity to explore the three periods of the program implementation (see section 3.1.1): “pre-program” (2006 and 2011), “early stage” (2014) and “ongoing” (2017 and 2021). In what follows, we exploit variation, in space and time, in the proportion of participating and visiting farms across cohorts, to identify program impact, using these rates as continuous measures of treatment.

Table 4: Summary statistics of the pseudo-panels using number of observation per cohort as weights

		Pre-program					Early stage					Ongoing					
		2006		2011			2014			2017			2021				
		Mean	SD	Min	Max	Mean	SD	Min	Max	Mean	SD	Min	Max	Mean	SD	Min	Max
Pseudo-panel A																	
TFI		3.52	2.18	1.33	16.84	2.99	2.29	0.72	17.90	3.15	2.57	1.07	18.94	4.03	2.65	1.61	18.06
T1		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.53	0.50	0.00	3.03	1.78	1.16	0.00	8.00
T2		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.31	3.43	0.99	16.48	6.98	4.04	1.80	20.11
Organic		0.56	0.64	0.00	6.25	5.21	4.87	0.00	13.57	6.95	5.86	0.00	28.99	6.05	2.50	1.80	15.38
AES		0.00	0.00	0.00	0.00	2.07	1.40	0.00	5.07	6.03	3.93	0.00	25.11	4.79	2.99	0.00	17.32
Pseudo-panel B																	
TFI		3.52	2.19	1.16	17.01	2.99	2.30	0.72	18.06	3.15	2.58	0.90	18.94	4.03	2.66	1.39	18.06
T1		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.53	0.56	0.00	3.03	1.78	1.34	0.00	8.11
T2		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.31	3.58	0.00	16.48	6.98	4.22	0.00	20.11
Organic		0.56	0.83	0.00	13.33	5.21	5.01	0.00	15.89	6.95	6.06	0.00	31.82	6.05	2.91	0.00	22.73
AES		0.00	0.00	0.00	0.00	2.07	1.61	0.00	7.11	6.03	4.26	0.00	25.11	4.79	3.15	0.00	17.32
Pseudo-panel C																	
TFI		3.52	2.28	1.33	16.84	2.99	2.39	0.00	17.90	3.15	2.64	0.28	18.94	4.03	2.73	0.54	18.06
T1		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.53	0.65	0.00	5.36	1.78	1.32	0.00	8.00
T2		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.31	3.81	0.00	24.19	6.98	4.34	0.00	24.19
Organic		0.56	0.73	0.00	6.25	5.21	5.66	0.00	22.99	6.95	6.31	0.00	28.99	6.05	3.20	0.00	18.06
AES		0.00	0.00	0.00	0.00	2.07	1.62	0.00	9.20	6.03	4.20	0.00	25.11	4.79	3.77	0.00	22.78

Notes: TFI for Treatment Frequency Index; Organic for organic label; T1,T2, Organic and AES are binary variables in the crop management surveys and are expressed in percentage of the cohort in the pseudo-panels. SD stands for standard deviation, Min for minimum and Max for maximum.

3.3 Empirical strategy

Monitoring data from farms enrolled in the program indicate that they indeed succeeded in significantly reducing their pesticide use in the space of a few years.⁶ Uncertainty remains, however, regarding the additional effects of the program, since individuals self-selected into it. The same question arises for the farms that participated in the demonstration days. Did the second-hand training provided to visiting farms trigger a change in their practices that would not have occurred in the absence of the demonstration days? This is the classic problem of causal inference posed by the self-selection of participants in voluntary programs. At the cohort level, self-selection may translate into lower average pesticides use in cohorts with higher share of participating and visiting farms. Additionally, cohorts with a higher share of treated farms may be intrinsically different from other cohorts: they may have some characteristics that favour pesticide reduction, such as a favourable climate or local political initiatives. We took advantage of the panel structure of the cohort dataset to control for time-invariant unobserved characteristics likely to drive both participation and pesticide use, and we used the program early stage of implementation as a placebo to ensure that our identification performed well.

In our data, we directly observe the primary beneficiaries of the program (T1) as well as the indirect beneficiaries of the program attending demonstration days (T2).⁷ We are thus able to compare cohorts, with varying proportions in space and time of participating and visiting farms. By controlling for both cohort and time fixed effects, as well as time-varying confounding factors, namely organic certification and participation in the European AES, we identified remaining variability in pesticide use of cohorts as the impact of having participating farms and visiting farms in the cohorts.

Our main specification is described in Equation 2:

$$Y_{ct} = \alpha + \sum_p \beta_{1p} T1_{ct} \times 1\{Period_t = p\} + \sum_p \beta_{2p} T2_{ct} \times 1\{Period_t = p\} + \mu_c + \nu_t + \gamma \mathbf{X}_{ct} + \epsilon_{ct}, \quad (2)$$

where Y_{ct} is the average value of the TFI within the cohort c during period t , with c denotes the cohort and t the year. $Period_t$ refers to the periods of the program where

⁶Reports published on the Ecophyto website show a decrease in the use of pesticides for network members ([Cellule d'Animation Nationale DEPHY Ecophyto, 2023](#)).

⁷We directly identify farmers who attended demonstration days and learned from farmers trained by the program. Thus, what [Manski \(1993\)](#) calls the reflection problem, the fact that agents' decisions are endogenous since they influence each other in both directions, does not arise here.

$p = \{\text{pre-program, early stage, ongoing}\}$; μ_c and ν_t are, respectively, cohort and year fixed effects; X_{ct} is the vector of control variables, namely the rates of organic farms and of farms enrolled in an AES of the European Union’s CAP in the cohorts; α , β_s , γ are the parameters to be estimated, and ϵ_{ct} is the error term. The two treatment variables are defined as the rate of T1 and T2 within each cohort each year. Both treatment variables are set to 0 in 2006 and 2011, since both years refer to the pre-program period.

We explored the cross-effects of T1 and T2 by estimating Equation 3:

$$Y_{ct} = \alpha + \sum_p \beta_{1p} T1_{ct} \times 1\{Period_t = p\} + \sum_p \beta_{2p} T2_{ct} \times 1\{Period_t = p\} + \sum_p \beta_{3p} T1_{ct} \times T2_{ct} \times 1\{Period_t = p\} + \mu_c + \nu_t + \gamma \mathbf{X}_{ct} + \epsilon_{ct}, \quad (3)$$

With this specification, the β_{3s} coefficients are expected to be negative over the “ongoing” period, which would suggest that the impact of the visits is all the stronger as there are many participating farms in the cohort. This allowed us to check whether the level of T1 influences the impact of T2; that is, if having a larger rate of participating farms in the cohort increases the impact of demonstration visits – which could happen, for example, if neighbouring farms could visit multiple participating farms rather than one alone because of their high concentration. Moreover, one may expect that visiting farms located in cohorts where the rate of participating farms is high are more likely to visit farm that are a good match for their own characteristics, which would make the visits more impactful. They are also likely to visit participating farms more frequently. This means that, for a given visiting farm, having a greater concentration of participating farms in the neighbourhood would improve the acquisition of new knowledge, which would result in a greater reduction in TFI.

To investigate the main sources of heterogeneity, we consider crops and years within two additional specifications. Heterogeneous effects due to crops are explored through Equation 4:

$$Y_{ct} = \alpha + \sum_p \sum_j \beta_{1pj} T1_{ct} \times 1\{Period_t = p\} \times 1\{Crop_c = j\} + \sum_p \sum_j \beta_{2pj} T2_{ct} \times 1\{Period_t = p\} \times 1\{Crop_c = j\} + \mu_c + \nu_t + \gamma \mathbf{X}_{ct} + \epsilon_{ct}, \quad (4)$$

where $Crop_c$ takes on the value one if the cohort brings together individuals producing crop in group j , all the groups are detailed in Table 2. A significant difference between the β coefficients would show that the effect – if it exists – is driven by one type of crop rather than another.

Finally, to break down the preliminary years of implementation and the development of the program over years, each *Period* is decomposed into years, which led us to estimate Equation 5:

$$Y_{ct} = \alpha + \sum_{a=2006}^{2021} \beta_{1,a} T1_{ct} \times 1\{Year_t = a\} + \sum_{a=2006}^{2021} \beta_{2,a} T2_{ct} \times 1\{Year_t = a\} + \mu_c + \nu_t + \gamma \mathbf{X}_{ct} + \epsilon_{ct}, \quad (5)$$

The β_2 s coefficients are expected not to be statistically different from zero for the pre-program year (2011) and possibly for the early stage of implementation (2014), and negative for the two years during which the program was in operation (2017 and 2021).

3.4 Estimations

Each specification is estimated for each pseudo-panel using a two-way fixed effects estimator. Estimation results are reported in the following section for pseudo-panel A, B and C in columns (1), (2) and (3) respectively. Following [Gardes et al. \(2005\)](#), who investigated the potential heteroskedasticity issue caused by the aggregation of data into cohorts of different sizes, we used robust standard errors in regression models throughout the analysis. We also accounted for heteroskedasticity by weighting the estimations according to cohort size ([Guillerm, 2017](#)). Finally, following [Bellemare and Wichman \(2020\)](#), we applied an Inverse Hyperbolic Sine (IHS) transformation in order to account for the high number of zeros in our data. This transformation also reduces the impact of outliers and heteroskedasticity, if any, on estimation results. As a result, the estimated coefficient of the treatment variable can be interpreted as an elasticity, i.e. the impact on the TFI of a 1% increase in the proportion of treated farms in the cohort.

Our identification strategy relies on the fact that, after controlling for the share of organic farms and farms enrolled in an AES and time-invariant factors through cohorts and time fixed effects, cohorts with different rates of T1 and T2 would have followed a parallel trend of pesticide use in the absence of the program. This is the conditional parallel trend assumption. This assumption is supported by our results, since throughout the analysis we only found significant effects of the program after 2017. Indeed, any effect that would have been observed in the early stage of implementation (2014) would likely have been due to a failure of the parallel trend assumption since at this time the DEPHY program had just started and it was too early to expect any impact on pesticide reduction. We interpreted this lack of evidence of any impact in 2014 as a test of the parallel trend assumption. The lack of significance we found for this period in the by-year specification as well further supports our causal interpretation of our results.

4 Results

First, to evaluate the impact of the program by periods, we estimate Equation 2. Table 5 reports the estimation results. We found that the proportion of visiting farms (T2) in the cohorts had significantly reduced average TFI over the most recent period, during which the program was fully implemented. This effect varies very little in magnitude from one pseudo-panel to another. More specifically, we estimated that a 1% increase in the proportion of visiting farms had reduced the average TFI by 0.05% over the years 2017 and 2021 (taking the lowest point estimate, which is found using pseudo-panel B). In other words, it means that doubling the rate of visiting farms in the cohorts (a 100% increase) would imply a 5% reduction of pesticide use in the cohorts on average. Note that we cannot say whether the reduction in the average TFI in the cohorts due to a greater proportion of visiting farms corresponds to a lower use of pesticides or simply to a lower increase in the use of pesticides, since the cohorts have very heterogeneous TFI patterns. In contrast, we failed to accurately estimate the impact of an increase in the proportion of participating farms in the cohorts. Finally, we did not find any statistically significant effect for the pre-program year nor the early stage of implementation, for both participating and visiting farms. This is not surprising, since the program was not expected to have an effect in its first year, given the time needed to learn new techniques and transmit new knowledge.

To decompose this effect, we introduce an interaction between T1 and T2 in Equation 3. This enables us to investigate a possible intensification of social learning led by an increase in the concentration of participating farms in the cohorts. Figure 4,⁸ which displays the marginal effect of T2 at different levels of T1, depicts a slight downward trend, but the latter is not statistically significant over T1 rates. Indeed, for any value of T1 the confidence intervals overlap, which does not allow us to conclude that there is any effect of intensification led by a higher concentration of participating farms.

Then, we investigated whether our main findings are driven by specific crops on which the DEPHY network would have stronger impacts on pesticide reduction by estimating Equation 4. Figure 5 reports the coefficients associated with T1 and T2 by crop group (pseudo-panels A and B) or individual crops (pseudo-panel C). We found that the lack of significant effect on T1 seems to be the result of a lack of significance throughout all crops, rather than opposite effects

⁸Estimation results of Equation 3 can be found presented in Appendix C (Table C.2).

that would sum to a null effect overall. As for T2, the effect seems driven mostly by grain cereals, industrial crops, protein crops and potatoes. However, most individual coefficients remain insignificant, which can be explained by a lack of statistical power, since each crop group or individual crop has a maximum of either 12 or 18 cohorts each year.

Finally, Table 6 displays results when estimating Equation 5 that breaks down the impact of the program by year. Estimates are reported for 2014, 2017 and 2020 and pre-treatment years (2006 and 2011) are used as reference.⁹ Consistent with per-period estimates, we again obtained a significant effect of the proportion of visiting farms T2 for the most recent years, 2017 and 2021, regardless of the pseudo-panel used. Point estimates are slightly larger in 2021 than in 2017 in two of the panels. However, the confidence intervals overlap, as illustrated in Figure 6, which does not allow us to conclude that there is an increasing effect over time. Moreover, this by-year specification highlights a statistically significant effect of the proportion of participating farms in 2017 (at least in two of the panels), which does not carry on to the later year of implementation (2021). This fading of the impact over time explains why we did not detect an effect when the two years were aggregated. Note that the absence of effect in 2021 does not necessarily indicate a deterioration in the effort of DEPHY farms. It may simply be due to the fact that, after having explored the techniques for reducing the use of chemical pesticides at the plot level, the farmers have then opted for alternative rotation systems to reduce on average the quantities of pesticides used on their farmland, without further improving the environmental performance of the surveyed plot.

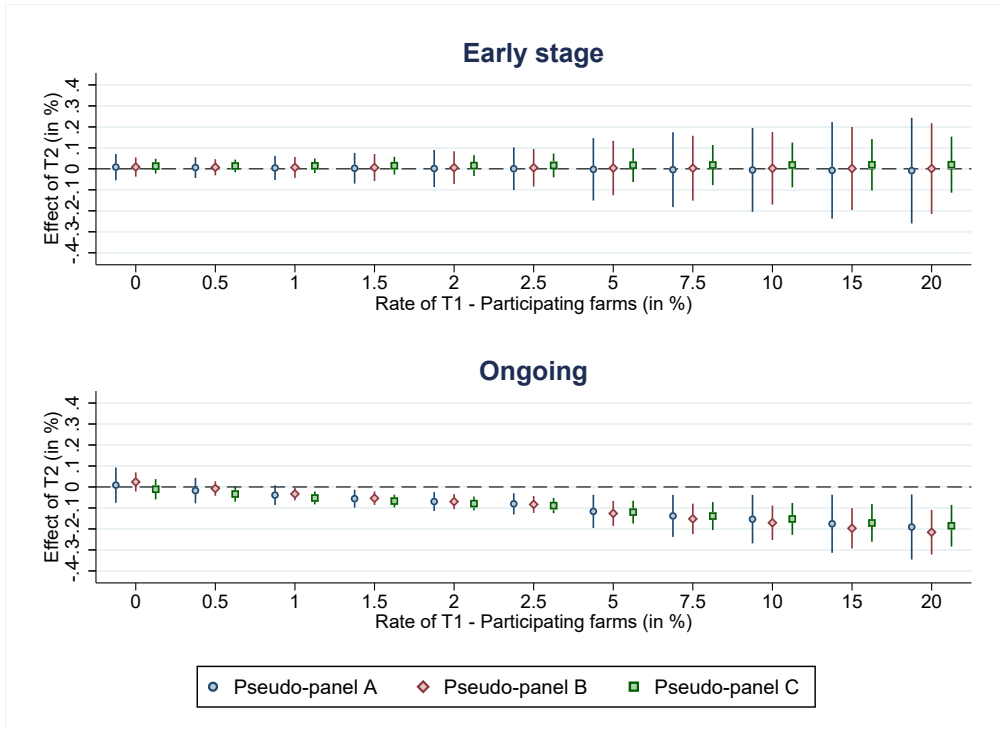
⁹Note that farms that will become treated units after 2012 are not identifiable in the pre-treatment period in our data.

Table 5: Effects of the program on TFI by period for each pseudo-panel (Estimation results from Equation 2)

	Pseudo-panel A	Pseudo-panel B	Pseudo-panel C
Outcome	TFI	TFI	TFI
	(1)	(2)	(3)
Early stage × T1	-0.0157 (0.0358)	-0.0243 (0.0267)	-0.0067 (0.0256)
Ongoing × T1	-0.0268 (0.0184)	-0.0199 (0.0124)	-0.0132 (0.0130)
Early stage × T2	0.0068 (0.0251)	0.0104 (0.0195)	0.0132 (0.0155)
Ongoing × T2	-0.0625*** (0.0229)	-0.0488*** (0.0175)	-0.0705*** (0.0166)
Constant	2.0130*** (0.0460)	2.0013*** (0.0319)	1.9458*** (0.0308)
Organic label	Yes	Yes	Yes
AES	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes
Cohort FE	Yes	Yes	Yes
NT	300	450	488

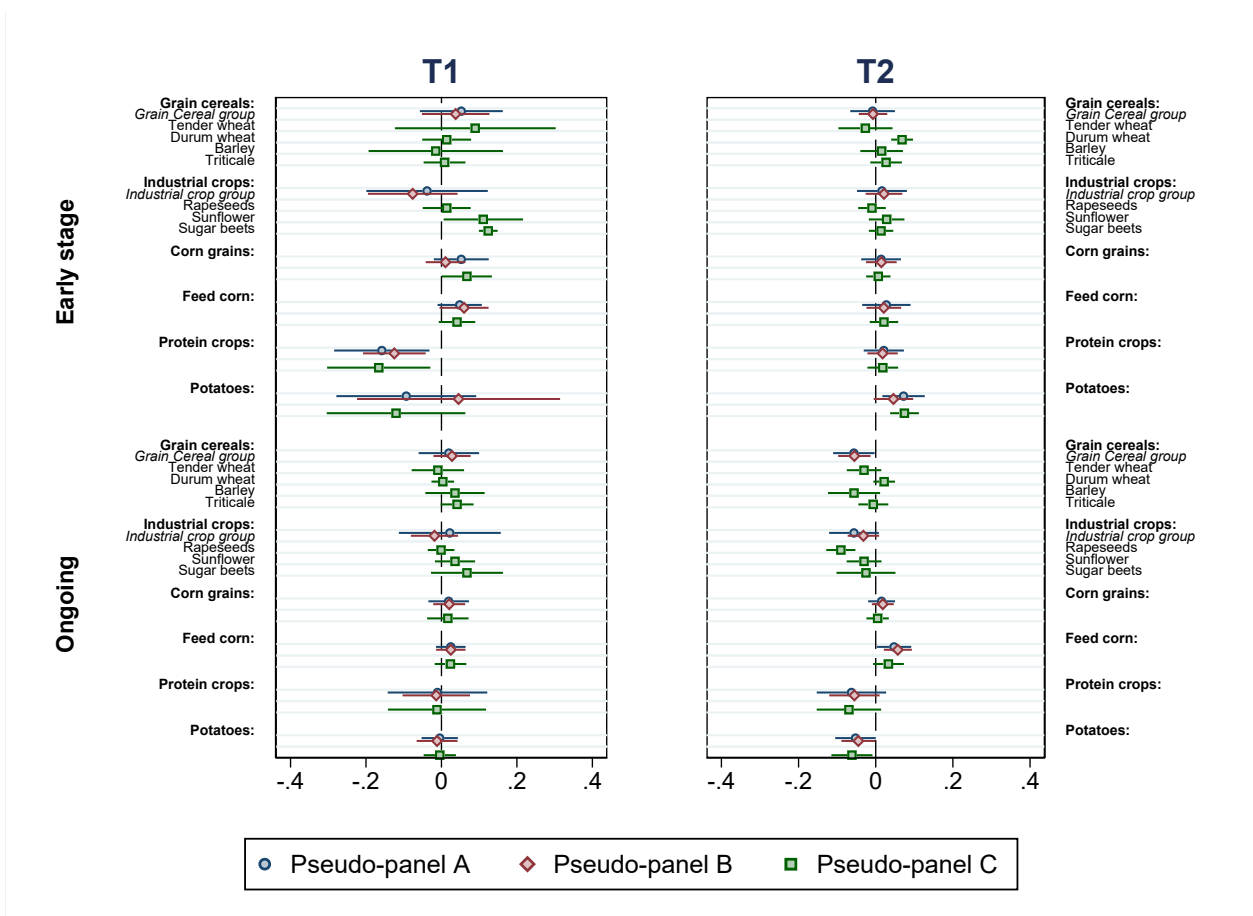
Notes: TFI refers to the Treatment Frequency Index. T1 is the rate of participating farms in the cohort (in %) and T2 is the rate of visiting farms in the cohort (in %). All variables are in IHS. Reference period is “pre-program” (2006 and 2011), “early stage” corresponds to the year 2014 and “ongoing” to the years 2017 and 2021. Robust standard errors at the cohort level in parenthesis. ***, ** and * indicate that the estimated coefficients are statistically significant at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively.

Figure 4: Effect of T2 on TFI depending on the level of T1 for early stage and ongoing periods



Notes: The point estimates were computed from $\hat{\beta}_{2p} \times 1\{Period = p\} + \hat{\beta}_{3p}T1_{ct} \times 1\{Period = p\}$ in Equation 3, with $p = \{\text{early stage, ongoing}\}$ and for T1 levels spanning from 0 to 20%, estimates from Table C.2 are used. The segments represent their 95% confidence intervals.

Figure 5: Effects of T1 and T2 on TFI by crop groups



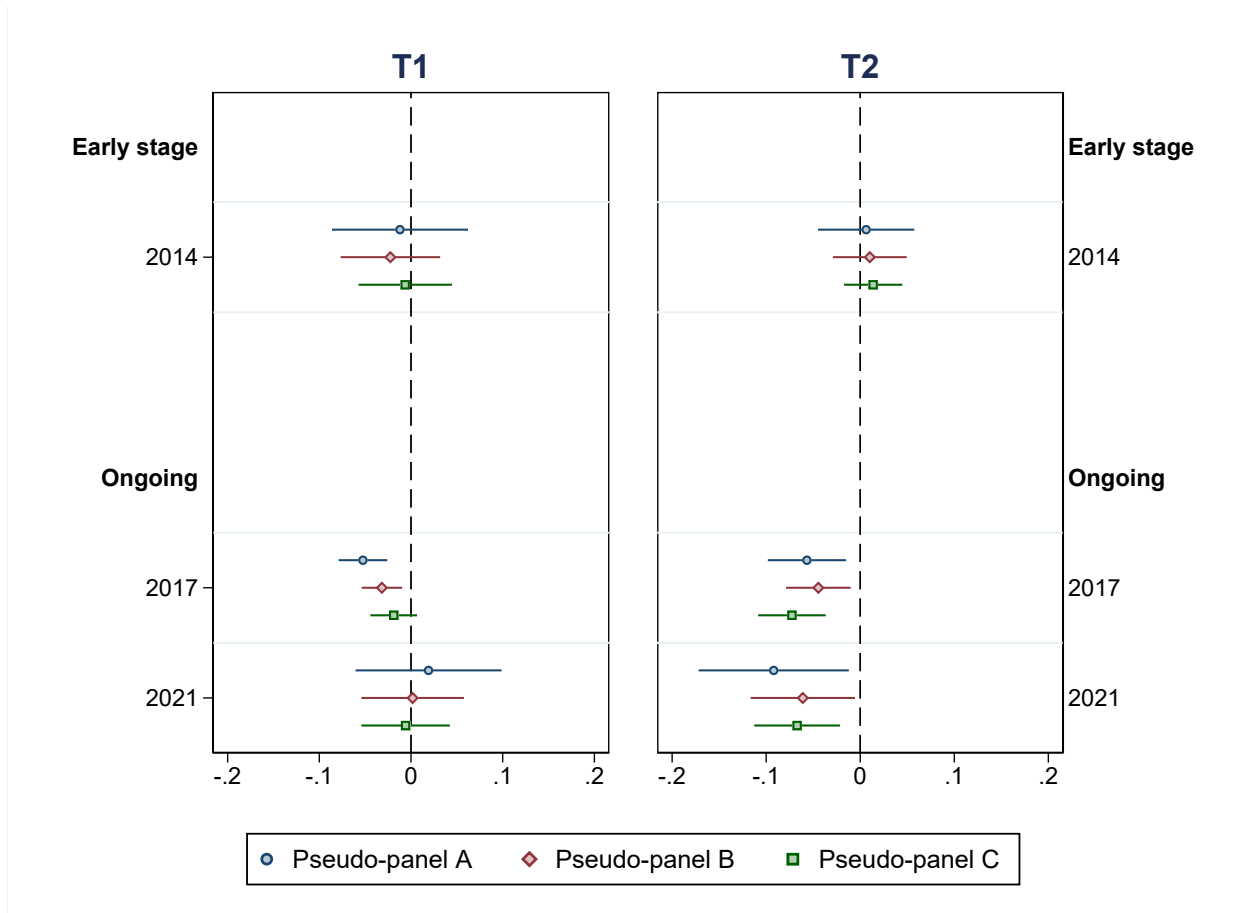
Note: Estimation results from Equation 4, bars reports the 95% confidence intervals.

Table 6: Effects of the program on TFI by year for each pseudo-panel (Estimation results from Equation 5)

	Pseudo-panel A	Pseudo-panel B	Pseudo-panel C
Outcome	TFI	TFI	TFI
	(1)	(2)	(3)
2014 × T1	-0.0120 (0.0371)	-0.0225 (0.0273)	-0.0063 (0.0257)
2017 × T1	-0.0524*** (0.0133)	-0.0318*** (0.0111)	-0.0189 (0.0128)
2021 × T1	0.0192 (0.0398)	0.0018 (0.0282)	-0.0059 (0.0243)
2014 × T2	0.0063 (0.0256)	0.0102 (0.0197)	0.0138 (0.0156)
2017 × T2	-0.0567*** (0.0208)	-0.0445** (0.0173)	-0.0726*** (0.0181)
2021 × T2	-0.0920** (0.0399)	-0.0610** (0.0279)	-0.0671*** (0.0230)
Constant	2.0209*** (0.0469)	2.0025*** (0.0329)	1.9439*** (0.0311)
Organic label	Yes	Yes	Yes
AES	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes
Cohort FE	Yes	Yes	Yes
NT	300	450	488

Notes: TFI refers to the Treatment Frequency Index. T1 is the rate of participating farms in the cohort (in %) and T2 is the rate of visiting farms in the cohort (in %). All variables are in IHS. Reference period is “pre-program” (2006 and 2011), “early stage” corresponds to the year 2014 and “ongoing” to the years 2017 and 2021. Robust standard errors at the cohort level in parenthesis. ***, ** and * indicate that the estimated coefficients are statistically significant at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively.

Figure 6: Effects of T1 and T2 on TFI by year



Note: Estimation results from Equation 5, bars reports the 95% confidence intervals.

5 Robustness checks and discussion

5.1 Robustness checks

5.1.1 Poisson regression

Throughout the analysis, we applied an IHS transformation to our variables of interest in order to compute treatment effects as elasticities while allowing for the high share of zeros in our data. However, [Chen and Roth \(2024\)](#) pointed out the sensitivity of the IHS transformation to changes of units of measurement, and suggested using Poisson regression instead. Doing so, we found that our results are robust to either method, as documented in [Table 7](#).

Table 7: Program effects on TFI by period using Poisson regression for each pseudo-panel

	Pseudo-panel A	Pseudo-panel B	Pseudo-panel C
Outcome	TFI	TFI	TFI
	(1)	(2)	(3)
Early stage \times T1	-0.0369 (0.0344)	-0.0309 (0.0282)	-0.0222 (0.0201)
Ongoing \times T1	-0.0152* (0.0090)	-0.0140** (0.0068)	-0.0118* (0.0067)
Early stage \times T2	-0.0007 (0.0056)	-0.0012 (0.0049)	0.0026 (0.0037)
Ongoing \times T2	-0.0136*** (0.0037)	-0.0116*** (0.0032)	-0.0134*** (0.0032)
Constant	1.5304*** (0.0215)	1.5353*** (0.0184)	1.5367*** (0.0175)
Organic label	Yes	Yes	Yes
AES	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes
Cohort FE	Yes	Yes	Yes
NT	300	450	488

Notes: TFI refers to the Treatment Frequency Index. T1 is the rate of participating farms in the cohort (in %) and T2 is the rate of visiting farms in the cohort (in %). All variables are in IHS. Reference period is “pre-program” (2006 and 2011), “early stage” corresponds to the year 2014 and “ongoing” to the years 2017 and 2021. Robust standard errors at the cohort level in parenthesis. ***, ** and * indicate that the estimated coefficients are statistically significant at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively.

5.1.2 Small cohorts

Small cohorts can create unwanted noise in pseudo-panels, as their average characteristics may not be representative of that of the true population they should capture. We thus checked the robustness of our analysis to the exclusion of small cohorts by reproducing the main results displayed in Section 4 using an alternative dataset from which we excluded cohorts with fewer than 50 plots. Main results hold, even if they exhibit more heterogeneity. Results are displayed in Appendix D.

5.2 Discussion

Our results are in tune with the theoretical literature on knowledge adoption for the green transition (Feder and Umali, 1993), according to which learning requires the acquisition of experience and information in the application of new practices. This result is also conform with Benyishay and Mobarak (2019) when considering the improvements of the beliefs about the benefits of technological adoption of the peer farmers without incentives. Remember that the DEPHY network provides this framework of sharing and testing new technique to enhance the agroecological transition within peer farmers groups and with the support of a government worker. Farmers are supposed to share this learning through demonstration days. This suggests that the interdependence between the participation and the diffusion of knowledge through networks is typically one of the main achievement of the DEPHY network.

6 Conclusion

We explored the effects of the DEPHY program on pesticide use in field crop farming and found statistical evidence of its impact on synthetic TFI among cohorts that include farms having attending demonstration days. The magnitude of this impact is moderate but not negligible, as it suggests that doubling the share of farms visiting enrolled farms would reduce synthetic TFI by between 5% on average across cohorts. This finding suggests that the impact of the DEPHY program should not be observed by looking only at farms who enrolled in the program, but also on non-enrolled farms likely to have benefited from social learning during demonstration and visit days with enrolled peers. According to our results, social learning played a key role in promoting low-pesticide practices to French farmers who benefited from knowledge spillovers of the DEPHY network.

Our findings are in line with previous, albeit rare, studies literature on peer effects and social learning in agriculture in European countries. They suggest that investing resources to assist the transition of some farmers to more ecological practices can have repercussions throughout their communities and contribute to a broader change of practices on a larger scale, for a moderate cost, if we assume that the first trainees in the network can provide new knowledge to their peers for free. In terms of public policy, this could simply translate into promoting visits to DEPHY farms, without even increasing the number of DEPHY farms. This would

improve the performance of neighbouring farms, at virtually no cost (the cost of an advertising campaign).

References

- Bakker, L., J. Sok, W. Van Der Werf, and F. Bianchi (2021). Kicking the habit: what makes and breaks farmers' intentions to reduce pesticide use? Ecological Economics 180, 106868.
- Baldi, I., B. Jérémie, C. Chevrier, X. Coumoul, A. Elbaz, S. Goujon, J.-N. Jouzel, A. Monnereau, L. Multigner, B. Salles, et al. (2021). Pesticides et effets sur la santé: Nouvelles données.
- Bareille, F., R. Chakir, and D. Keles (2024, June). Weather shocks and pesticide purchases. European Review of Agricultural Economics 51(2), 309–353.
- Bartolini, F. and D. Vergamini (2019). Understanding the spatial agglomeration of participation in agri-environmental schemes: The case of the tuscany region. Sustainability 11(10), 2753.
- Beaman, L., A. BenYishay, J. Magruder, and A. M. Mobarak (2021). Can network theory-based targeting increase technology adoption? American Economic Review 111(6), 1918–1943.
- Beaman, L. and A. Dillon (2018). Diffusion of agricultural information within social networks: Evidence on gender inequalities from mali. Journal of Development Economics 133, 147–161.
- Beketov, M. A., B. J. Kefford, R. B. Schäfer, and M. Liess (2013). Pesticides reduce regional biodiversity of stream invertebrates. Proceedings of the National Academy of Sciences 110(27), 11039–11043.
- Bellemare, M. F. and C. J. Wichman (2020). Elasticities and the inverse hyperbolic sine transformation. Oxford Bulletin of Economics and Statistics 82(1), 50–61.
- Benyishay, A. and A. M. Mobarak (2019). Social learning and incentives for experimentation and communication. The Review of Economic Studies 86(3), 976–1009.
- Bjørnåvold, A., M. David, D. A. Bohan, C. Gibert, J.-M. Rousselle, and S. Van Passel (2022). Why does france not meet its pesticide reduction targets? farmers' socio-economic trade-offs when adopting agro-ecological practices. Ecological Economics 198, 107440.
- Brunelle, T., R. Chakir, A. Carpentier, B. Dorin, D. Goll, N. Guilpart, F. Maggi, D. Makowski, T. Nesme, J. Roosen, et al. (2024). Reducing chemical inputs in agriculture requires a system change. Communications Earth & Environment 5(1), 369.
- Cellule d'Animation Nationale DEPHY Ecophyto (2023). Fermes du réseau dephy : 10 ans de résultats. trajectoires et performances des systèmes de culture. Technical report.

- Chabé-Ferret, S., P. Le Coent, V. David-Legleye, and V. Delannoy (2023). Non-monetary incentives to increase enrollment in payments for environmental services. European Review of Agricultural Economics 50(4), 1401–1427.
- Chandrasekhar, A. G., E. Duflo, M. Kremer, J. F. Pugliese, J. Robinson, and F. Schilbach (2022). Blue spoons: Sparking communication about appropriate technology use. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Chantre, E. and A. Cardona (2014). Trajectories of french field crop farmers moving toward sustainable farming practices: change, learning, and links with the advisory services. Agroecology and Sustainable Food Systems 38(5), 573–602.
- Chen, J. and J. Roth (2024). Logs with zeros? some problems and solutions. The Quarterly Journal of Economics 139(2), 891–936.
- Chiaverina, P., S. Drogué, and F. Jacquet (2024). Do farmers participating in short food supply chains use less pesticides? evidence from france. Ecological Economics 216, 108034.
- Conley, T. G. and C. R. Udry (2010). Learning about a new technology: Pineapple in Ghana. American Economic Review 100(1), 35–69.
- Crane-Droesch, A. (2018). Technology diffusion, outcome variability, and social learning: evidence from a field experiment in Kenya. American Journal of Agricultural Economics 100(3), 955–974.
- Damalas, C. A. (2021). Farmers’ intention to reduce pesticide use: The role of perceived risk of loss in the model of the planned behavior theory. Environmental Science and Pollution Research 28(26), 35278–35285.
- Deaton, A. (1985). Panel data from time series of cross-sections. Journal of Econometrics 30, 109–126.
- Di Falco, S., A. Doku, and A. Mahajan (2020, 1). Peer effects and the choice of adaptation strategies. Agricultural Economics (United Kingdom) 51(1), 17–30.
- Dias, M., R. Rocha, and R. R. Soares (2023). Down the river: Glyphosate use in agriculture and birth outcomes of surrounding populations. Review of Economic Studies 90(6), 2943–2981.
- Feder, G. and D. L. Umali (1993). The adoption of agricultural innovations: a review. Technological forecasting and social change 43(3-4), 215–239.
- Femenia, F. and E. Letort (2016). How to significantly reduce pesticide use: An empirical evaluation of the impacts of pesticide taxation associated with a change in cropping practice. Ecological Economics 125, 27–37.
- Fletcher, J. and H. Noghanibehambari (2024). The siren song of cicadas: early-life pesticide exposure and later-life male mortality. Journal of Environmental Economics and Management 123, 102903.

- Foster, A. D. and M. R. Rosenzweig (1995). Learning by doing and learning from others: Human capital and technical change in agriculture. Journal of political Economy 103(6), 1176–1209.
- Foster, A. D. and M. R. Rosenzweig (2010). Microeconomics of technology adoption. Annu. Rev. Econ. 2(1), 395–424.
- Gardes, F., G. J. Duncan, P. Gaubert, M. Gurgand, and C. Starzec (2005). Panel and pseudo-panel estimation of cross-sectional and time series elasticities of food consumption: The case of US and Polish data. Journal of Business & Economic Statistics 23(2), 242–253.
- Genius, M., P. Koundouri, C. Nauges, and V. Tzouvelekas (2014). Information transmission in irrigation technology adoption and diffusion: Social learning, extension services, and spatial effects. American Journal of Agricultural Economics 96(1), 328–344.
- Guillerm, M. (2017). Pseudo-panel methods and an example of application to household wealth data. Economie et Statistique 491(1), 109–130.
- Jacquet, F., J.-P. Butault, and L. Guichard (2011). An economic analysis of the possibility of reducing pesticides in french field crops. Ecological economics 70(9), 1638–1648.
- Krishnan, P. and M. Patnam (2014). Neighbors and extension agents in Ethiopia: Who matters more for technology adoption? American Journal of Agricultural Economics 96(1), 308–327.
- Läpple, D. and H. Kelley (2015). Spatial dependence in the adoption of organic drystock farming in Ireland. European Review of Agricultural Economics 42(2), 315–337.
- Lechenet, M., D. Makowski, G. Py, and N. Munier-Jolain (2016). Profiling farming management strategies with contrasting pesticide use in france. Agricultural Systems 149, 40–53.
- Lewis, D. J., B. L. Barham, and B. Robinson (2011). Are there spatial spillovers in the adoption of clean technology? The case of organic dairy farming. Land Economics 87(2), 250–267.
- Manski, C. F. (1993). Identification of endogenous social effects: the reflection problem. Review of Economic Studies.
- Mobius, M. and T. Rosenblat (2014). Social learning in economics. Annual Review of Economics 6(Volume 6, 2014), 827–847.
- Moffitt, R. (1993). Identification and estimation of dynamic models with a time series of repeated cross-sections. Journal of Econometrics 59(1-2), 99–123.
- Paroissien, E., L. Latruffe, and L. Piet (2021, November). Early exit from business, performance and neighbours' influence: a study of farmers in France. European Review of Agricultural Economics 48(5), 1132–1161.

- Pingault, N., E. Pleyber, C. Champeaux, L. Guichard, and B. Omon (2009). Produits phytosanitaires et protection intégrée des cultures: l'indicateur de fréquence de traitement. Notes et études socio-économiques **32**, 61–94.
- Sampson, G. S. and E. D. Perry (2019). Peer effects in the diffusion of water-saving agricultural technologies. Agricultural Economics **50**(6), 693–706.
- Schmidtner, E., C. Lippert, B. Engler, A. M. Häring, J. Aurbacher, and S. Dabbert (2012). Spatial distribution of organic farming in Germany: does neighbourhood matter? European Review of Agricultural Economics **39**(4), 661–683.
- Sgolastra, F., P. Medrzycki, L. Bortolotti, S. Maini, C. Porrini, N. Simon-Delso, and J. Bosch (2020). Bees and pesticide regulation: lessons from the neonicotinoid experience. Biological Conservation **241**, 108356.
- Verbeek, M. (1996). Pseudo panel data. In The econometrics of panel data, pp. 280–292. Springer.
- Wang, Y., N. Möhring, and R. Finger (2023). When my neighbors matter: Spillover effects in the adoption of large-scale pesticide-free wheat production. Agricultural Economics.
- Yoder, L., A. S. Ward, K. Dalrymple, S. Spak, and R. Lave (2019). An analysis of conservation practice adoption studies in agricultural human-natural systems. Journal of Environmental Management **236**, 490–498.
- Zhang, Y., L. Bedoussac, C. Zhang, W.-F. Cong, M. Guinet, R. Nandillon, and N. Munier-Jolain (2024). Pesticide use is affected more by crop species than by crop diversity at the cropping system level. European Journal of Agronomy **159**, 127263.

Data reference:

- Enquête PKGC 2021 (<http://doi.org/10.34724/CASD.56.5275.V1>)
- Enquête PKGC 2017 (<https://doi.org/10.34724/CASD.56.3033.V1>)
- Enquête PhytoGC 2014 (<https://doi.org/10.34724/CASD.162.1639.V1>)
- Enquête PKGC 2011 (<https://doi.org/10.34724/CASD.56.310.V1>)
- Enquête PKGC 2006 (<https://doi.org/10.34724/CASD.56.309.V1>)

A Appendix A: Crop management surveys

The sampling procedure follows two steps. First, field crop farms are stratified depending on three criteria: i) whether they practice organic farming; ii) their location (at the department level for non-organic farms and at the regional level for organic farms); and iii) the total cultivated area of the farm. Next, farms are randomly selected within each strata, and plots are randomly selected among these farms. The number of farms and plots selected per strata is calculated based on the relative importance of each strata in the national distribution of farms. The selected plots can be re-weighted to extrapolate characteristics and draw conclusions at the national scale. As described in Table [A.1](#), the scope of the survey evolves throughout the years to include new crops that gain importance in France over the period. We restrict our sample to crops that are surveyed in 2011 in order to not introduce a bias due to the change of composition of the farming population.

Table A.1: Characteristics of crop management surveys

Survey year	Number of plots	Extrapolated surface (% of total crop surface)	Number of selected plots	Crop covered
2006	14,525	90%	14,326	Soft wheat, durum wheat, barley, rapeseed, sunflower, protein peas , fodder corn, grain corn, sugar beet, potato, sugar cane, temporary meadow, permanent meadow
2011	25,420	90%	20,827	Soft wheat, durum wheat, barley, triticale, rapeseed, sunflower, protein peas , fodder corn, grain corn, sugar beet, potato, sugar cane temporary meadow, permanent meadow
2014 (reduced survey)	21,054	90%	20,666	Soft wheat, durum wheat, barley, triticale, rapeseed, sunflower, protein peas , fodder corn, grain corn, sugar beet, potato, sugar cane
2017	27,958	90%	18,458	Soft wheat, durum wheat, barley, triticale, rapeseed, sunflower, protein peas, fodder corn, grain corn, sugar beet, potato, sugar cane, temporary meadow, permanent meadow, faba bean, soybean, fibre flax, oilseed flax, cereal mix, protein crops mix, forage mix
2021	30,520	90%	22,752	Soft wheat, durum wheat, spring and winter barley, triticale, rapeseed, sunflower, protein peas, fodder corn, grain corn, sugar beet, potato, sugar cane, temporary meadow, permanent meadow, faba bean, soybean, fibre flax, oilseed flax, cereal mix, protein crops mix, forage mix, spring oats, winter oats, sorghum

Notes: Only crops in bold font are included in the analysis to ensure consistency over time. Sugar cane crops are excluded since they are located in Overseas France, which is not in the scope of the present analysis.

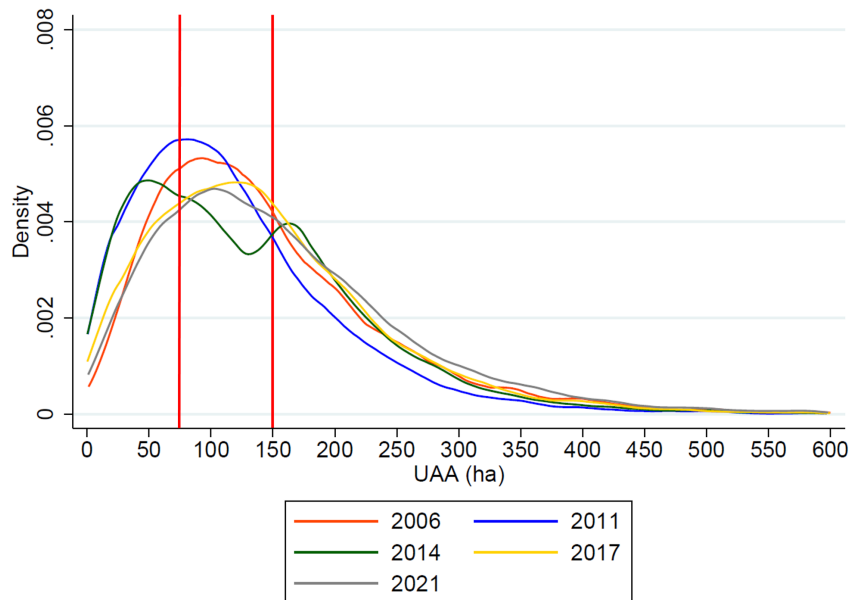
Source: AGRESTE.

B Appendix B: Pseudo-panels criteria and illustration

B.1 Definition of the farm size groups

For pseudo-panel A and C, we separate small and large farms into two groups based on a cutoff at 150ha, which corresponds roughly to the median farm size in 2017 in our data. For pseudo-panel B, we split the first category using the 75ha farm size cutoff. The distribution of UAA in the survey is illustrated in Figure B.1.

Figure B.1: Distribution of observations, depending on total UAA



Notes: The red lines denote the 75ha and 150ha cutoffs used to define cohorts in pseudo-panels A, B and C. The 75ha cutoff is only used in pseudo-panel B.

B.2 Definition of the crop type groups

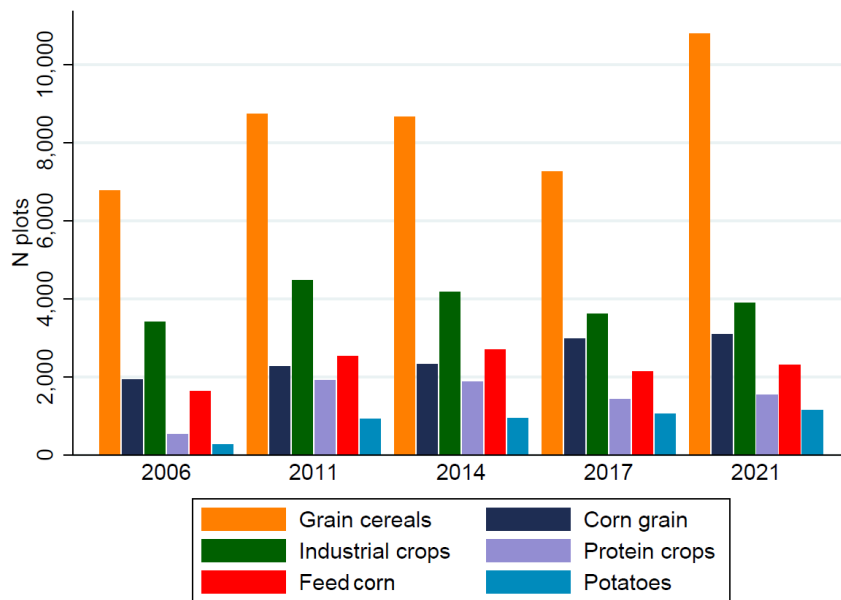
We group observations by crop type based on similarities among crops. The groups are defined as follows:

1. Grain cereals: tender wheat, durum wheat, barley, triticale;
2. Industrial crops: rapeseed, sunflower, sugar beet;

3. Corn grain;
4. Feed corn;
5. Protein crops, i.e. proteaginous peas;
6. Potatoes.

This definition holds for pseudo-panels A and B, while pseudo-panel C considers each crop individually. The distribution of observations among crop types is illustrated in Figure B.2.

Figure B.2: Distribution of observations among crop types



B.3 Definition of the pedo-climatic region groups

We group French administrative regions, as defined in the 2006 and 2011 baseline data, within six climatic regions based on common climatic and soil conditions. This definition holds for pseudo-panel A,B and C. The resulting groups are illustrated in Figure B.3 and the distribution of observations in Figure B.4. Figure D.6 illustrates the distribution of cohort size for each pseudo-panel.

Figure B.3: Climatic region groups

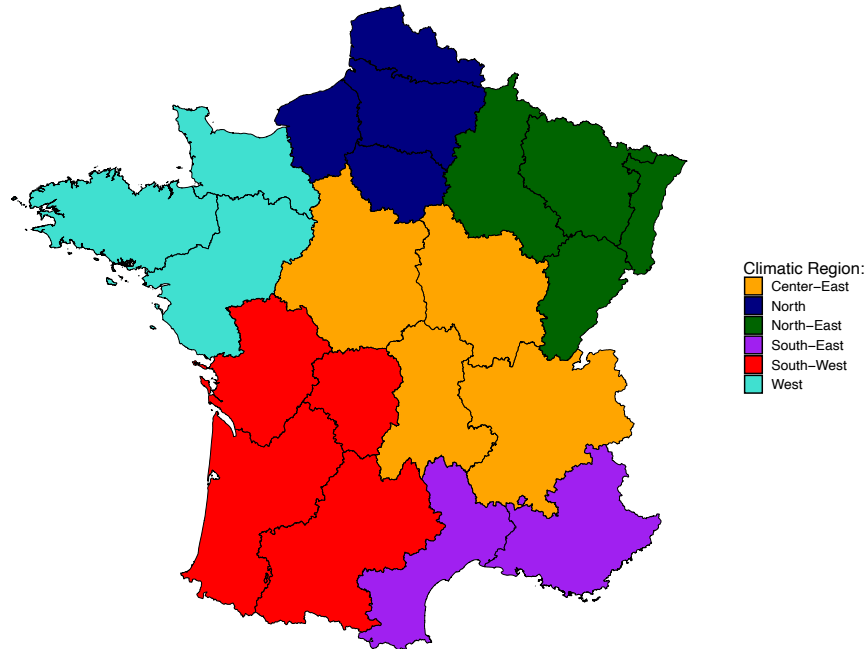
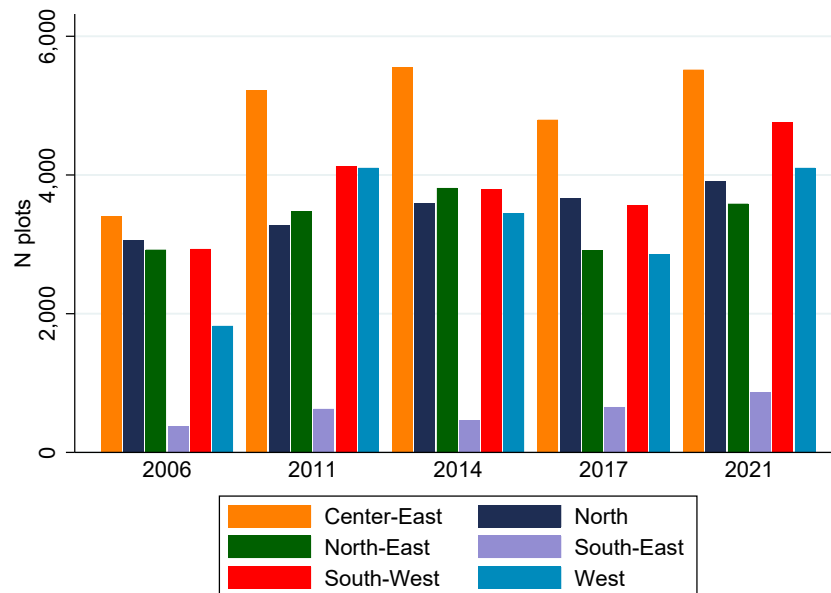


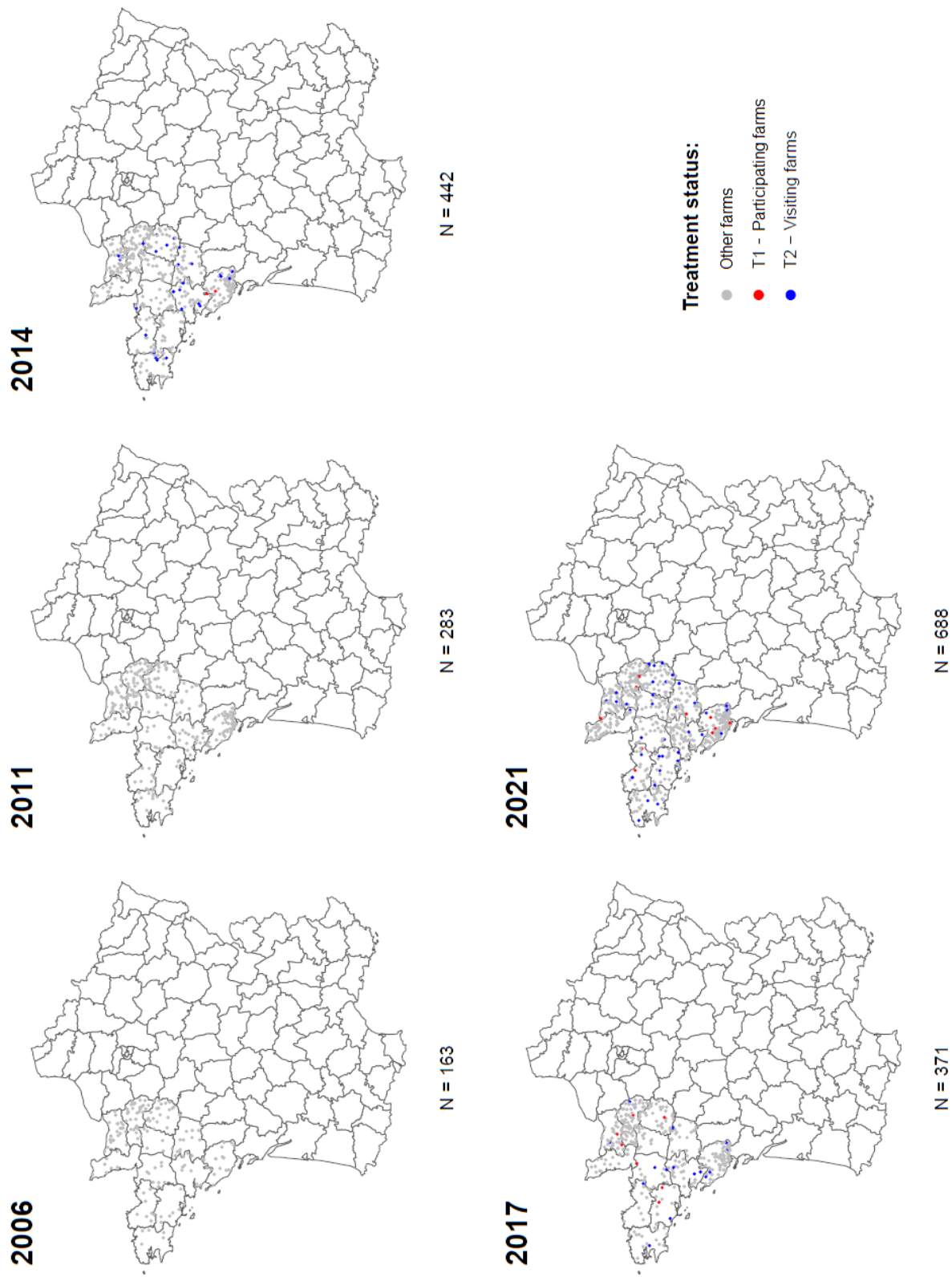
Figure B.4: Distribution of observations among regions



B.4 Cohort illustration

Figure B.5 illustrates the evolution of the composition of a single cohort from pseudo-panel A over the five years of our study period. This illustrated cohort is situated in the West, grows grain cereals and has farms of size higher 150ha. The number of observations within the cohort varies from one year to the next (163 in 2006, 283 in 2011, 442 in 2014, 371 in 2017 and 688 in 2021) and the individual farms that are captured in the cohort each year are not the same, but overall they represent a stable population which we follow over time.

Figure B.5: Illustration of the evolution of a cohort from pseudo-panel A over our study period



Illustrated cohort: West, Grain cereals, 150+ha

C Appendix C: Cross-effects

Estimations results provided in Table C.2 are given by the estimation of Equation 3. They enables to compute the impact of T2 on TFI for the different rates of T1, spanning from 0 to 20%, of Figure 4.

Table C.2: Cross-effects on TFI by period for each pseudo-panel (Estimation results from Equation 3)

	Pseudo-panel A	Pseudo-panel B	Pseudo-panel C
Outcome	TFI	TFI	TFI
	(1)	(2)	(3)
Early stage × T1	-0.0043 (0.0951)	-0.0172 (0.0825)	-0.0135 (0.0519)
Ongoing × T1	0.1142 (0.0763)	0.1402*** (0.0423)	0.1057** (0.0445)
Early stage × T2	0.0083 (0.0320)	0.0086 (0.0234)	0.0129 (0.0181)
Ongoing × T2	0.0088 (0.0428)	0.0239 (0.0233)	-0.0110 (0.0247)
Early stage × T1 × T2	-0.0046 (0.0395)	-0.0020 (0.0329)	0.0019 (0.0206)
Ongoing × T1 × T2	-0.0541* (0.0306)	-0.0649*** (0.0188)	-0.0472** (0.0184)
Constant	1.9378*** (0.0570)	1.9373*** (0.0323)	1.8864*** (0.0328)
Organic label	Yes	Yes	Yes
AES	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes
Cohort FE	Yes	Yes	Yes
NT	300	450	488

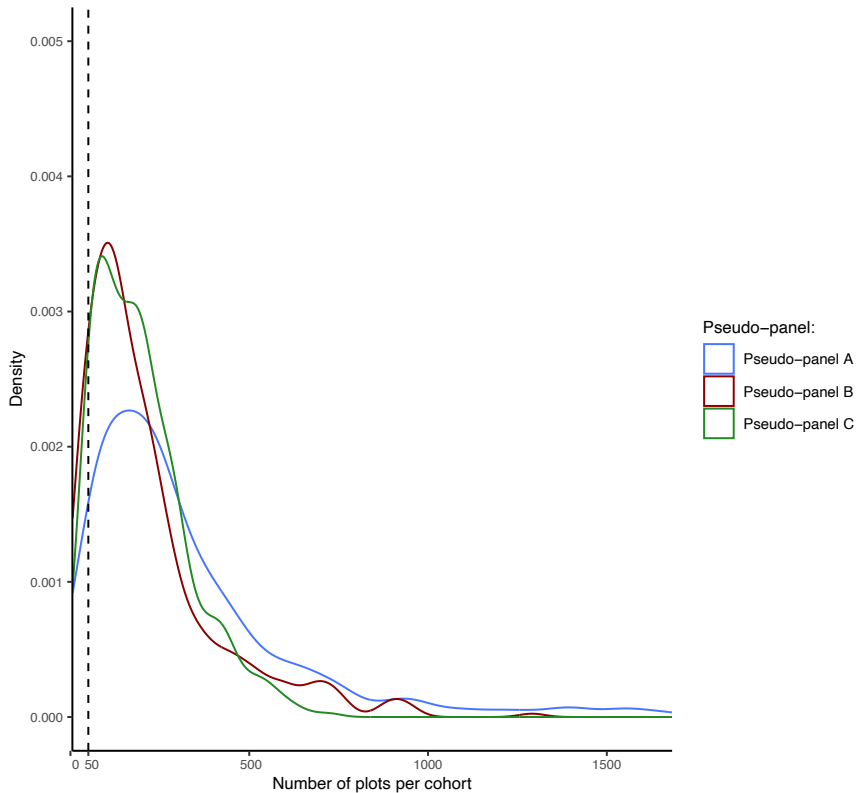
Notes: TFI refers to the Treatment Frequency Index. T1 is the rate (%) of participating farms in the cohort and T2 is the rate (%) of visiting farms in the cohort. All variables are in IHS. Reference period is Pre-treatment (2006 and 2011), Early stage corresponds to the year 2014 and Ongoing to the years 2017 and 2021. Robust standard errors at the cohort level in parenthesis. ***, ** and * indicate that the estimated coefficients are statistically significant at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively.

D Appendix D: Additional results excluding the small cohorts

D.1 Distribution of the cohort size by pseudo-panel and descriptive statistics

As we mentioned in section 3.2, estimation results can be affected by the small size of the cohort. To test the validity of our results, we also estimation the equations 2 to 3 excluding the cohorts made by less than 50 plots, see Figure D.6. The description of the new sample is provided in Table D.3. On average, their is no relevant difference between the main sample and this restricted sample.

Figure D.6: Distribution of cohort size for each pseudo-panel



Notes: The dotted black line illustrates the 50 plots per cohort threshold below which we consider cohorts as small. These samples are made with 96,637, 96,637 and 96,515 plot for pseudo panel A,B and C, respectively.

Table D.3: Summary statistics of the pseudo-panels using number of observation per cohort as weights excluding the small cohorts

	Pre-program						Early stage						Ongoing							
	2006		2011		2014		2017		2021		2017		2021		2017		2021			
	Mean	SD	Min	Max	Mean	SD	Min	Max	Mean	SD	Min	Max	Mean	SD	Min	Max	Mean	SD	Min	Max
Pseudo-panel A, Number of observations=276																				
TFI	3.53	2.20	1.33	16.84	2.91	2.12	0.72	17.01	3.08	2.43	1.07	18.94	3.94	2.47	1.61	18.06	3.57	2.37	1.58	17.21
T1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.54	0.50	0.00	3.03	1.76	1.09	0.00	5.29	2.10	1.15	0.58	6.57
T2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.32	3.45	0.99	16.48	7.01	4.05	1.80	20.11	7.22	2.75	1.75	16.67
Organic	0.55	0.58	0.00	2.78	5.25	4.87	0.00	13.57	6.98	5.87	0.74	28.99	6.06	2.50	1.80	15.38	12.60	7.43	0.00	30.13
AES	0.00	0.00	0.00	0.00	2.09	1.40	0.00	5.07	6.06	3.93	0.00	25.11	4.81	2.99	0.00	17.32	5.15	1.99	1.19	11.22
Pseudo-panel B, Number of observations=378																				
TFI	3.54	2.21	1.16	17.01	2.90	2.12	0.72	17.01	3.09	2.41	0.99	18.94	3.93	2.47	1.39	18.06	3.58	2.42	1.33	17.21
T1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.54	0.55	0.00	3.03	1.75	1.25	0.00	7.78	2.10	1.22	0.00	6.94
T2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.35	3.62	0.35	16.48	7.04	4.24	0.60	20.11	7.24	2.97	0.79	17.78
Organic	0.53	0.67	0.00	3.23	5.27	5.05	0.00	15.89	6.68	5.62	0.50	25.77	6.01	2.77	1.80	18.49	12.53	7.76	0.00	45.54
AES	0.00	0.00	0.00	0.00	2.10	1.61	0.00	7.11	6.13	4.29	0.00	25.11	4.83	3.16	0.00	17.32	5.19	2.36	0.00	12.50
Pseudo-panel C, Number of observations=427																				
TFI	3.52	2.30	1.33	16.84	2.90	2.25	0.04	17.01	3.07	2.53	0.32	18.94	3.94	2.57	0.63	18.06	3.57	2.49	0.87	17.21
T1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.52	0.57	0.00	2.88	1.77	1.27	0.00	6.45	2.10	1.33	0.00	8.50
T2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.32	3.83	0.00	24.19	7.01	4.32	0.91	24.19	7.18	3.08	1.67	16.67
Organic	0.56	0.69	0.00	2.78	5.36	5.68	0.00	22.99	7.08	6.35	0.00	28.99	6.11	3.17	0.00	18.06	12.65	8.33	0.00	32.12
AES	0.00	0.00	0.00	0.00	2.13	1.61	0.00	9.20	6.09	4.20	0.00	25.11	4.89	3.78	0.00	22.78	5.23	2.74	0.00	15.64

Notes: TFI for Treatment Frequency Index; Organic for organic label; T1,T2, Organic and AES are binary variables in the crop management surveys and are expressed in percentage of the cohort in the pseudo-panels. SD stands for standard deviation, Min for minimum and Max for maximum.

D.2 Estimation results without the small cohorts

Table D.4: Program effects on TFI by period for each pseudo-panel excluding small cohorts (Estimation results from Equation 3)

	Pseudo-panel A	Pseudo-panel B	Pseudo-panel C
Outcome	TFI	TFI	TFI
	(1)	(2)	(3)
Early stage \times T1	-0.0154 (0.0367)	-0.0170 (0.0269)	-0.0128 (0.0290)
Ongoing \times T1	-0.0328* (0.0187)	-0.0259** (0.0129)	-0.0155 (0.0139)
Early stage \times T2	0.0039 (0.0252)	0.0035 (0.0198)	0.0131 (0.0169)
Ongoing \times T2	-0.0615*** (0.0225)	-0.0550*** (0.0173)	-0.0751*** (0.0179)
Constant	1.9953*** (0.0462)	1.9995*** (0.0333)	1.9366*** (0.0329)
Organic label	Yes	Yes	Yes
AES	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes
Cohort FE	Yes	Yes	Yes
NT	276	378	427

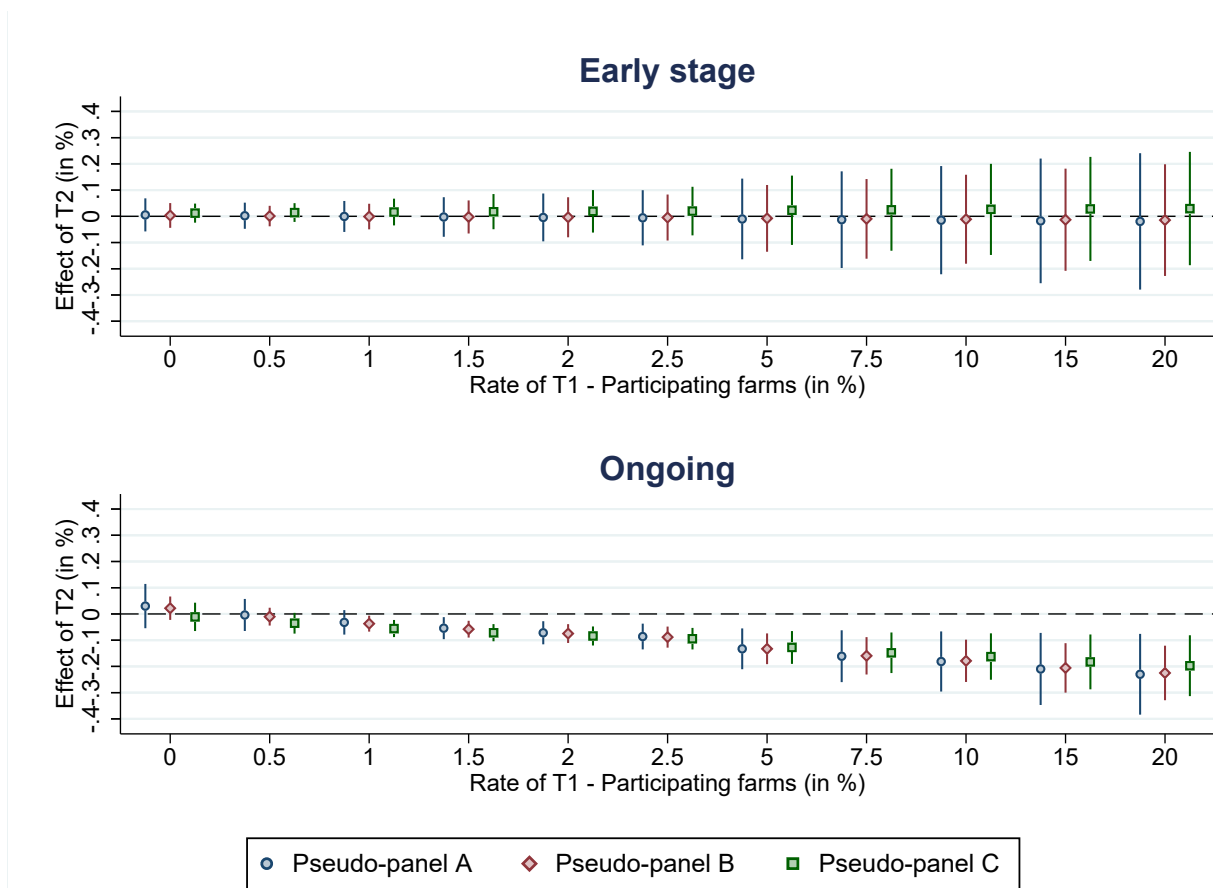
Notes: TFI refers to the Treatment Frequency Index. T1 is the rate (%) of participating farms in the cohort and T2 is the rate (%) of visiting farms in the cohort. All variables are in IHS. Reference period is Pre-treatment (2006 and 2011), Early stage corresponds to the year 2014 and Ongoing to the years 2017 and 2021. Robust standard errors at the cohort level in parenthesis. ***, ** and * indicate that the estimated coefficients are statistically significant at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively.

Table D.5: Effects of the program on TFI by year for each pseudo-panel excluding small cohorts
(Estimation results from Equation 5)

	Pseudo-panel A	Pseudo-panel B	Pseudo-panel C
Outcome	TFI	TFI	TFI
	(1)	(2)	(3)
2014 × T1	-0.0130 (0.0377)	-0.0160 (0.0274)	-0.0132 (0.0291)
2017 × T1	-0.0529*** (0.0133)	-0.0336*** (0.0115)	-0.0178 (0.0138)
2021 × T1	0.0032 (0.0404)	-0.0111 (0.0289)	-0.0159 (0.0256)
2014 × T2	0.0041 (0.0256)	0.0035 (0.0201)	0.0137 (0.0169)
2017 × T2	-0.0583*** (0.0207)	-0.0526*** (0.0172)	-0.0834*** (0.0191)
2021 × T2	-0.0816** (0.0406)	-0.0626** (0.0291)	-0.0600** (0.0249)
Constant	2.0011*** (0.0470)	2.0003*** (0.0345)	1.9311*** (0.0333)
Organic label	Yes	Yes	Yes
AES	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes
Cohort FE	Yes	Yes	Yes
NT	276	378	427

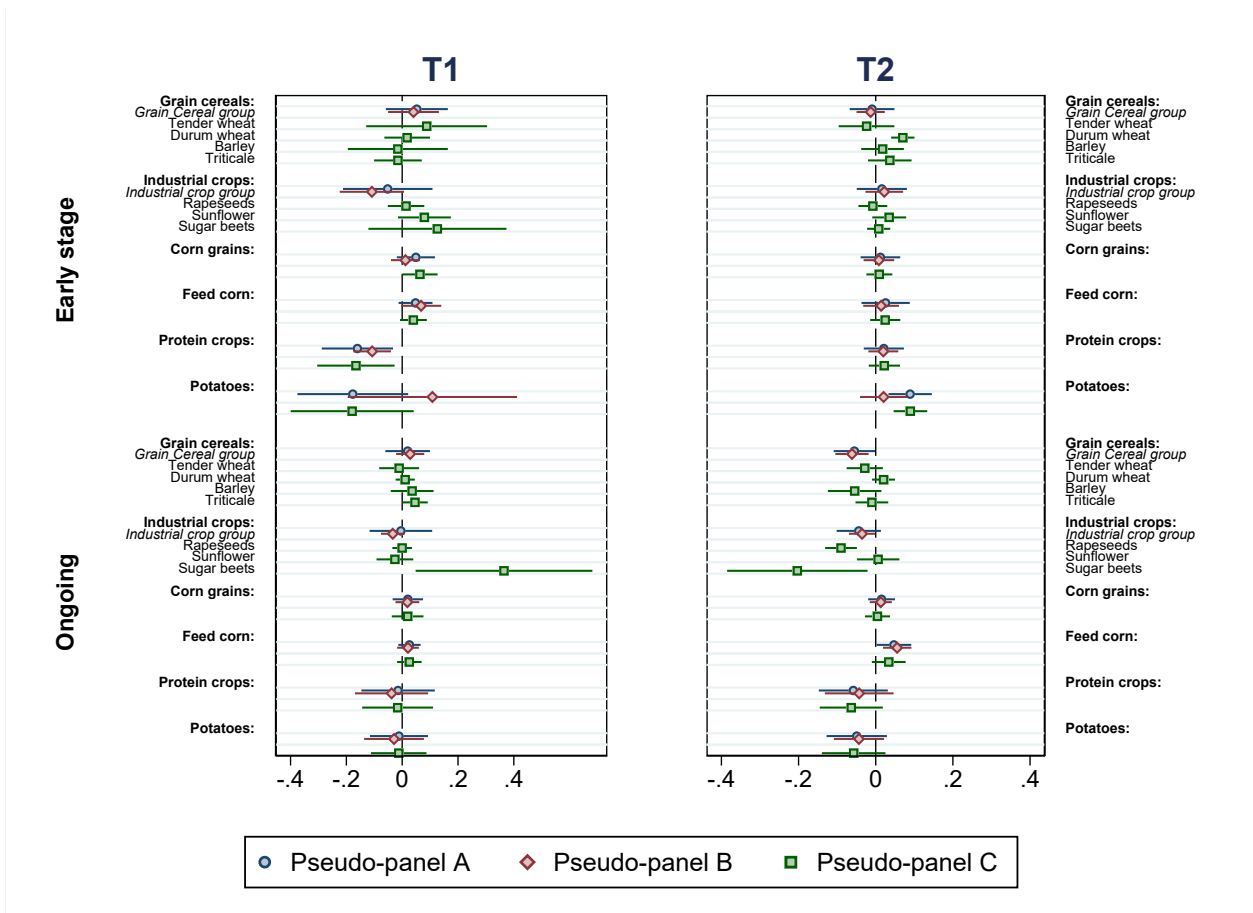
Notes: TFI refers to the Treatment Frequency Index. T1 is the rate of participating farms in the cohort (in %) and T2 is the rate of visiting farms in the cohort (in %). All variables are in IHS. Reference period is “pre-program” (2006 and 2011), “early stage” corresponds to the year 2014 and “ongoing” to the years 2017 and 2021. Robust standard errors at the cohort level in parenthesis. ***, ** and * indicate that the estimated coefficients are statistically significant at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively.

Figure D.7: Effect of T2 on TFI depending on the level of T1 for early stage and ongoing periods excluding small cohorts



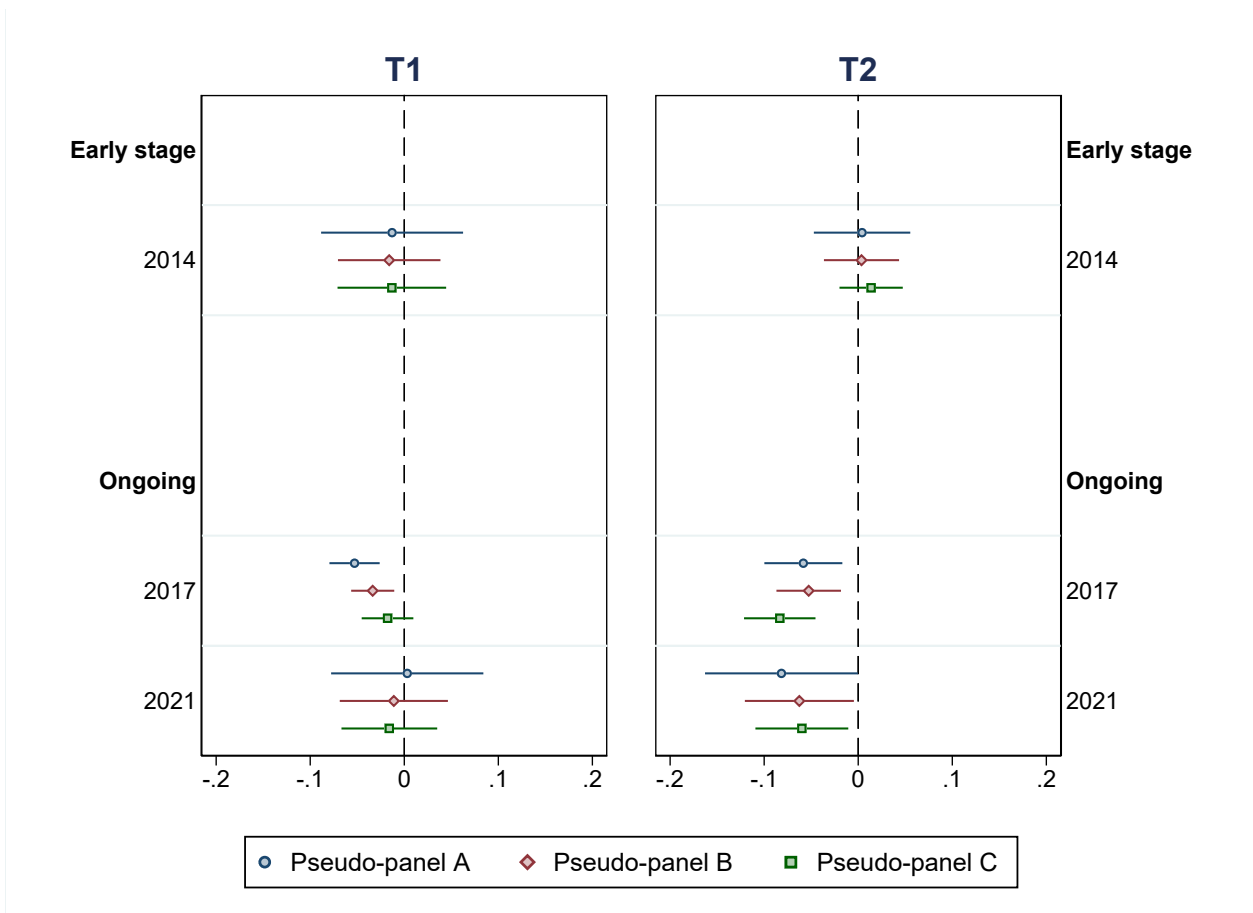
Notes: The point estimates were computed from $\hat{\beta}_{2p} \times 1\{Period = p\} + \hat{\beta}_{3p} T1_{ct} \times 1\{Period = p\}$ in Equation 3, with $p = \{\text{early stage, ongoing}\}$ for T1 levels spanning from 0 to 20, estimates from Table D.4 are used. The segments represent their 95% confidence intervals.

Figure D.8: Effects of T1 and T2 on TFI by crop groups excluding small cohorts



Note: Estimation results from Equation 4, bars reports the 95% confidence intervals.

Figure D.9: Effects of T1 and T2 on TFI by years excluding small cohorts



Note: Estimation results from Equation 5, bars reports the 95% confidence intervals.
