

Achats alimentaires en période d'inflation: recherche de prix bas et diminution sélective de la demande

Documents de travail

N° 2025-20 – Octobre 2025



2025/20

Achats alimentaires en période d'inflation: recherche de prix bas et diminution sélective de la demande*

TRISTAN LOISEL[†], JULIE SIXOU[†]

09 Octobre 2025

Département des Études Économiques – Timbre G201
88, avenue Verdier – CS 70 058 – 92 541 MONTROUGE CEDEX – France
Tél. : 33 (1) 87 69 59 54 – E-mail : d3e-dg@insee.fr – Site Web Insee : <http://www.insee.fr>

*Ces documents de travail ne reflètent pas la position de l'Insee et n'engagent que leurs auteurs.
Working papers do not reflect the position of INSEE but only their author's views.*

* Nous remercions RelevanC pour l'accès aux données de tickets de caisse, Lino Galiana et Milena Suarez-Castillo pour leurs travaux méthodologiques qui ont permis d'enrichir les informations sur les produits. Nous remercions aussi Swann Chelly pour son travail sur les données de l'enquête OPISE. Enfin, nous remercions Fabrice Étilé pour sa discussion au séminaire D2E de mars 2025, Cédric Audenis, Pauline Givord et Marine Guillem pour leurs relectures ainsi que Lino Galiana, Melina Hillion et tous les participants au séminaire pour leurs précieuses remarques.

[†] Insee

Achats alimentaires en période d'inflation: recherche de prix bas et diminution sélective de la demande

Dans un contexte de forte inflation alimentaire en 2022, cette étude analyse les ajustements des comportements de consommation des ménages face à la hausse des prix, en mobilisant des données de tickets de caisse d'un groupe de la grande distribution entre 2021 et 2022. L'étude révèle une intensification des stratégies d'optimisation budgétaire par les ménages : recherche de prix bas, réduction des quantités et modification de la composition du panier alimentaire. L'accès à une offre commerciale diversifiée amplifie ces ajustements : dans les zones les mieux dotées en commerces alimentaires, la sensibilité au prix des produits et la fragmentation des achats sont plus fortes. Lorsque le prix d'un produit augmente de 1 %, nous estimons que la demande pour ce produit diminue en moyenne de 0,6 %. La réduction de la demande est moins forte pour les produits de première nécessité et les produits les moins chers de leur catégorie, de bas de gamme ou de conditionnement plus petit, qui se substituent aux produits les plus chers. Elle est en revanche plus élevée pour des produits non essentiels et stockables, comme l'alcool et le chocolat, et les produits chers mais substituables, comme la viande et le poisson.

Mots-clés : Demande alimentaire, comportement d'achat, inflation, données de caisse.

Codes JEL : D12 ; E31 ; H31

Food Purchases During Inflation: Search for Lower Prices and Selective Reduction in Demand

In a context of high food inflation in 2022, this study analyzes how household consumption behaviors adjusted in response to rising prices, using scanner data from a retail group between 2021 and 2022. The study reveals an intensification of households' budget optimization strategies: seeking lower prices, reducing quantities, and changing the composition of their food basket. Access to a diversified retail offering amplifies these adjustments: in areas with better access to food retail stores, price sensitivity and the fragmentation of purchases are more pronounced. When the price of a product increases by 1%, we estimate that the demand for that product decreases by an average of 0.6%. The reduction in demand is less significant for essential goods and the cheapest products in their category—low-end items or those with smaller packaging—which tend to replace more expensive products. In contrast, the demand drop is greater for non-essential and storable items, such as alcohol and chocolate, and for expensive but substitutable products like meat and fish.

Keywords: Food demand, purchasing behavior, inflation, scanner data.

JEL Code: D12 ; E31 ; H31

1 Introduction

L’analyse des comportements d’achats de produits alimentaires joue un rôle central dans la conception des politiques publiques visant à influencer les comportements de consommation. Dans un contexte de forte inflation en 2022 et 2023, cette question devient particulièrement cruciale, alors que plusieurs options de politique publique sont examinées dans le débat public (TVA réduite sur les produits de première nécessité, chèques alimentaires destinés aux ménages modestes). Une compréhension fine des ajustements des consommateurs face aux variations de prix permet d’éclairer ces choix stratégiques. Si les disparités de dynamique des prix entre catégories de ménages sont bien documentées (Jaravel, 2021, Insee, 2023b), il est plus difficile de quantifier précisément les conséquences de l’inflation sur les comportements d’achats alimentaires des ménages. Ces modifications de comportements, notamment sur les gammes de produits choisis, sont susceptibles de réduire ou d’amplifier les inégalités d’accès à des produits alimentaires sains. Ces inégalités subsistent aujourd’hui selon le revenu, malgré une réduction sur les dernières décennies (Caillavet et al., 2019).

Par ailleurs, l’effet incitatif du signal “prix” constitue un levier central de nombreuses politiques de santé publique (comme la taxe soda en France depuis 2012, ou sur les produits ultra-transformés dans d’autres pays). Mesurer l’impact des prix sur les choix de consommation est donc essentiel pour la calibration de ces instruments.

Cette étude s’appuie sur les données de tickets de caisse du groupe Casino en 2021 et 2022, début d’une période de forte inflation. Elle a pour objectif d’analyser l’ajustement des comportements d’achats alimentaires face à des variations de prix. En période de forte inflation, quelles sont les stratégies mises en place par les ménages pour préserver leur budget (diminution de la taille du panier, achats en promotion, comparaison des prix entre enseignes...)? Plus généralement, lorsque le prix d’un produit augmente, de combien la demande pour ce produit diminue-t-elle? Cette diminution dépend-elle des caractéristiques du produit, des caractéristiques du magasin, ou bien des territoires? Y a-t-il des substitutions entre différentes catégories de produits?

En exploitant les fortes variations temporelles des prix alimentaires lors de cette période inflationniste, nous analysons d’une part l’effet d’une hausse des prix alimentaires sur le comportement général d’achat des consommateurs, et d’autre part l’effet d’une hausse de

prix spécifique à chaque produit sur la demande pour ce produit.

Nous estimons donc premièrement l'effet d'une hausse de l'indice des prix alimentaires sur le nombre moyen de passages en caisse par magasin, le nombre d'articles par ticket, la part de chiffre d'affaires que représentent les promotions, le montant moyen d'un ticket et le volume des ventes. Deuxièmement, nous estimons l'effet d'une hausse de 1% du prix d'un produit sur la demande pour ce produit (élasticité-prix de la demande), en fonction de ses caractéristiques propres ainsi que des caractéristiques du magasin dans lequel il est vendu. Dans les deux cas, l'identification des effets repose sur la forte variation temporelle des prix observée entre 2021 et 2022. Nous supposons que cette variabilité est exogène car, en 2022, l'inflation est principalement alimentée par un choc sur les coûts des matières premières et de l'énergie. Nous vérifions cependant que notre estimation d'élasticité-prix, qui repose sur des variations locales de prix (potentiellement endogènes car facilement ajustables à la demande locale), est robuste à différentes stratégies instrumentales.

Notre étude, qui documente pour la première fois les effets de cette crise inflationniste à partir de *scanner data*, met ainsi en évidence plusieurs mécanismes de réaction comportementale face à l'inflation alimentaire, hétérogènes selon les territoires : une baisse de la demande, associée à une intensification de la recherche de prix bas et des achats en promotion, ainsi qu'à une modification de la composition du panier alimentaire.

L'intensification de la recherche de prix bas se traduit par une fragmentation des achats et une hausse des achats en promotion. Le nombre de passages en caisse augmente, alors que les paniers deviennent plus petits : parmi les magasins présents sur toute la période, le nombre de tickets est passé de 559 millions en 2021 à 593 millions en 2022 (parmi les magasins présents sur toute la période), alors que la taille du panier moyenne est passée de 7 articles en 2021 à seulement 6 articles en 2022. Au niveau micro-économique, en accordant le même poids à chaque magasin (indépendamment de sa taille), nous estimons qu'une hausse de l'indice des prix à la consommation (IPC) des produits alimentaires de 1% induit en moyenne une hausse de 0,3% du nombre de passages en caisse et une baisse de 0,8% d'articles par ticket. Ce fractionnement des dépenses peut s'expliquer par une forte mise en concurrence des différents magasins, visités plus fréquemment à la recherche des prix les plus avantageux, ainsi que par une stratégie d'échelonnement des achats permettant aux

ménages de mieux lisser leurs dépenses dans un contexte de difficultés financières. L'augmentation de la fréquence des visites en magasin est en effet un moyen pour les ménages de préserver leur budget, durant une période où de nombreux ménages ont été très contraints financièrement, en particulier les jours précédant la perception de leur revenu (Bonnet et al., 2023). Aux États-Unis, Aguiar et Hurst (2005) montrent par exemple que faire ses courses plus souvent et passer plus de temps en magasin permet aux ménages plus âgés de payer leurs courses moins cher. De même, Kaplan et Menzio (2015) montrent que les personnes employées, qui consacrent entre 13% et 20% moins de temps aux courses que les personnes sans emploi, paient 2% plus cher.

Nos résultats sont cohérents avec les déclarations des ménages dans les enquêtes de conjoncture menées par l'Insee : fin 2022, 68% des ménages déclaraient avoir modifié leurs comportements d'achats alimentaires par rapport à l'année précédente (Insee, 2023c) et 9% des ménages déclaraient avoir diversifié les magasins visités pour leurs courses alimentaires.

Entre 2021 et 2022, la part de chiffre d'affaires que représentent les promotions a augmenté dans la plupart des magasins, mais légèrement baissé dans les plus grandes surfaces. Nous montrons que sur l'ensemble des magasins, lorsque les prix augmentent de 1%, cette part augmente en moyenne de 0,4%. Nous retrouvons donc ici les mêmes comportements que ceux mis en évidence par Griffith et al. (2016) au moment de la Grande Récession : les ménages avaient alors réduit le coût moyen par calorie en augmentant le nombre d'enseignes visitées et la part de calories issues de produits en promotion ou achetées en enseigne *discount*.

Selon les territoires, les consommateurs ont plus ou moins de marge d'ajustement. Premièrement, dans les zones où la concurrence entre enseignes est forte, les ménages tendent à être plus sensibles aux prix en raison des nombreuses possibilités de substitution (Hoch et al., 1995). Lorsque les prix augmentent, nous trouvons une augmentation des passages en caisse deux fois plus élevée dans les bassins de vie les mieux équipés en commerces alimentaires, où les consommateurs ont davantage d'options pour faire leurs courses. Deuxièmement, l'augmentation de la part que représentent les promotions dans le CA est plus forte dans les magasins des communes les plus pauvres : lorsque les prix augmentent de 1%, la part d'achat de produits en promotion augmente de 0,9% dans les 20% des communes les plus pauvres, contre 0,4% en moyenne dans l'ensemble des communes.

La baisse de la demande est visible à la fois au niveau des ventes agrégées par magasin et au niveau produit, dans les mêmes proportions : lorsque l'indice de prix alimentaire augmente de 1%, le volume des ventes des magasins baisse en moyenne de 0,60%. Et lorsque le prix d'un produit augmente de 1%, nous estimons également que la demande pour ce produit diminue 0,60%. En raison des substitutions possibles avec d'autres commerces alimentaires, cette valeur ne s'interprète pas comme une élasticité-prix de la demande alimentaire, mais comme une élasticité-prix moyenne de la demande pour les produits alimentaires vendus dans les magasins du groupe Casino. On peut toutefois noter que cette valeur d'élasticité-prix appartient à l'intervalle des élasticités-prix de la demande alimentaire usuellement estimées dans les pays riches (Green et al., 2013). D'après l'Insee, en 2022, 15% des ménages affirmaient moins consommer que l'année précédente (Insee, 2023c). Mais nous montrons que la baisse de la demande est hétérogène selon la gamme de prix, la catégorie de produits, et les labels.

Nous estimons que la demande pour les produits les moins chers de leur catégorie est moins élastique que pour les plus chers. La substitution entre gammes de prix est asymétrique : lorsque les prix des 20% des produits les plus chers augmentent de 1%, la demande pour les 20% des produits les moins chers de la même catégorie augmente de 0,22%. Alors que la demande pour les produits les plus chers n'est pas sensible aux variations de prix des produits les moins chers. D'après l'Insee, 9% des ménages déclaraient avoir changé de gamme de produit par rapport à l'année précédente. Griffith et al. (2016) montrent aussi qu'en période d'inflation, les ménages se tournent davantage vers les produits génériques (plutôt que de marque). Et d'après Circana, le chiffre d'affaires des marques de distributeur (MDD), qui peuvent être des marques premier-prix ou bien des imitations de marques nationales a augmenté de 7,3% en 2022, contre 3% pour les marques nationales. Pour ces produits de MDD, nous estimons que la demande est très faiblement élastique ($-0,25$).

L'élasticité-prix de la demande varie aussi selon les catégories de produits : elle est par exemple plus élevée pour l'alcool (bien stockable et non essentiel), la viande et le poisson (qui peuvent être remplacés par des alternatives moins chères). A l'inverse, l'élasticité-prix de la demande est plus faible pour d'autres produits que l'on pourrait qualifier "de première nécessité" (riz, farine, pain, pommes de terre, sucre, aliments pour bébés). Ces résultats sont cohérents avec ceux de la littérature : Griffith et al. (2016) mettent en évidence que les ménages peuvent substituer des aliments coûteux comme les protéines, les graisses saturées et l'alcool par des alternatives moins chères, comme les glucides non sucrés, les

fibres ou les légumes. Et Andreyeva et al. (2010) montrent que certains produits facilement substituables, comme les boissons sucrées, la viande et les fruits, sont plus sensibles aux variations de prix que les céréales ou les œufs.

Les labels environnementaux (Écoscore), nutritionnels (Nutriscore) et d'origine (origine France) influencent également les choix des consommateurs (Chanut, 2022 ; Jaravel, 2019). Barahona et al. (2023) trouvent par exemple que l'introduction d'un label sur les produits trop sucrés ou caloriques au Chili incite les consommateurs à substituer certains de ces produits par d'autres produits moins nocifs pour la santé. Nous trouvons que les produits de Nutriscore A ou d'origine France résistent mieux à l'inflation que les autres produits, ce qui suggère que les consommateurs arrivent mieux à préserver ces produits dans leur panier alimentaire, potentiellement car les consommateurs qui les préfèrent sont moins contraints dans leur budget alimentaire. Néanmoins, nous ne trouvons pas d'ajustement significativement différent pour les produits Bio, alors que Lin et al. (2009) estiment une sensibilité de la demande au prix plus élevée pour les fruits biologiques que pour les fruits conventionnels. En France, d'après l'Agence Bio, les ventes de produits alimentaires biologiques se sont effondrées en 2022 (hausse du prix de 4% et baisse du volume de 8,6%), ce qui est difficile à réconcilier avec notre estimation. Le décalage avec notre estimation peut venir du fait que le groupe Casino n'est pas suffisamment représentatif du marché des produits issus de l'agriculture biologique.

En moyenne, l'exploitation des nombreuses marges d'ajustement permet donc aux ménages de limiter, dans une certaine mesure, la dégradation de leur panier alimentaire. Selon Griffith et al. (2016), durant la Grande Récession, les ajustements n'ont pas nécessairement entraîné une détérioration de la qualité nutritionnelle au Royaume-Uni, les ménages compensant certains choix négatifs par d'autres plus sains. En revanche, aux États-Unis, Argente et Lee (2021) montrent une baisse de la qualité des produits achetés, particulièrement pour les ménages à revenus élevés.

La suite de cet article est organisée comme suit : la section 2 présente les données et leur traitement, la section 3 détaille notre méthodologie et nos résultats empiriques, la section 4 en propose une conclusion et une discussion approfondie.

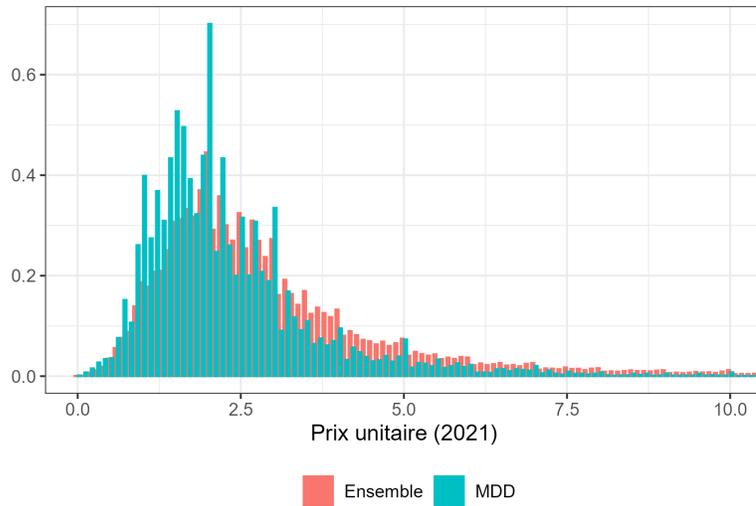
2 Données, traitements et champ

Nous disposons des données de tickets de caisse des magasins du groupe Casino. Il s’agit de *scanner data* qui sont très utilisées dans divers domaines de la recherche économique (voir Dubois et al., 2022 pour une revue de littérature). En fournissant des informations détaillées sur les prix et les quantités au niveau des produits, ce type de données permet aux chercheurs d’analyser structurellement la demande selon les caractéristiques propres à chaque bien. Lorsqu’elles sont collectées directement auprès des ménages et contiennent des informations sociodémographiques (ce qui n’est pas le cas dans nos données), elles offrent aussi l’opportunité d’analyser les différences de prix payés (et de disponibilité des produits) selon le niveau de revenu, mettant ainsi en lumière des inégalités d’inflation (Jaravel, 2019 ; Jaravel, 2021).

D’un point de vue conjoncturel, l’exhaustivité et la disponibilité quasi instantanée des *scanner data* s’avèrent particulièrement utiles pour la mesure officielle de l’inflation par l’Insee (à partir de données spécifiques à cet usage et différentes de celles mobilisées dans notre étude Insee, 2019) et pour le suivi des prix et des dépenses en période de crise, par exemple lors de la pandémie de Covid-19 (O’Connell et al., 2022 ; Jaravel et O’Connell, 2020) ou de la période de forte inflation qui lui a succédé (T. Chen et al., 2024).

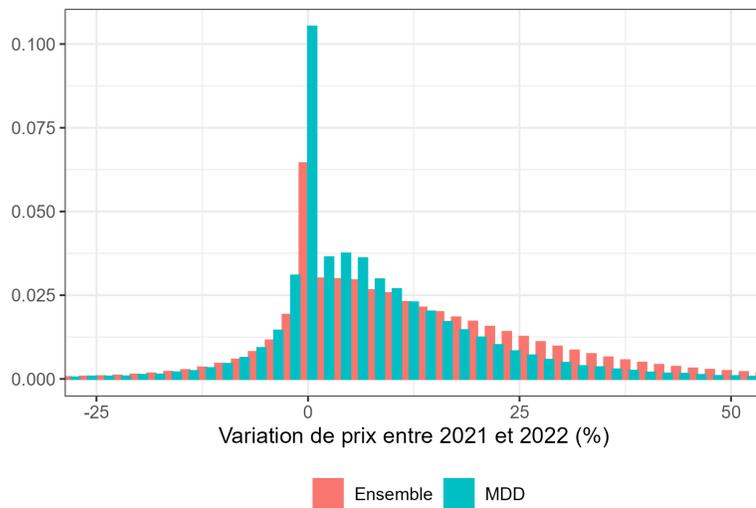
Les données mobilisées dans cette étude contiennent l’ensemble des tickets de caisse des supermarchés du groupe Casino sur la période de janvier 2021 à décembre 2022. Ce groupe inclut toutes les enseignes de Distribution Casino France (DCF), comme Casino, Géant Casino, Proxi, Spar ou Vival, mais aussi une enseigne de discount (Leader Price) et une enseigne bio (Naturalia). Le groupe inclut également les enseignes Monoprix et Franprix qui sont essentiellement implantées en centre-ville. Les données contiennent 1,4 milliard de tickets, soit 7,7 milliards de lignes de ticket de caisse (une ligne correspond à un article sur un ticket de caisse). Pour chaque ligne, nous disposons des informations suivantes : le libellé du produit, son code EAN (*European Article Numbering*) qui est un identifiant produit, le montant, le nombre d’unités vendues, la date, un identifiant de produit et un identifiant du magasin. Les prix unitaires peuvent être calculés en rapportant le montant au nombre d’unités vendues, ou bien au poids pour les articles vendus au kilogramme (kg). Il s’agit donc de la valeur faciale du produit. Ces prix sont rarement supérieurs à 10 euros (4% des observations), et fortement concentrés autour de 2 ou 3 euros (médiane à 2,52 euros, Figure 1). 50% des produits ont un prix qui augmente d’au moins 9% entre 2021 et 2022

FIGURE 1 – Distribution des prix en 2021



Champ : produits \times magasins présents sur l'ensemble de la période.
Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 2 – Distribution de la variation de prix entre 2021 et 2022



Champ : produits \times magasins présents sur l'ensemble de la période.
Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

(Figure 2). 6% des produits ne changent pas de prix et 17% connaissent une baisse de prix. Dans les magasins du groupe Casino, la hausse des prix est particulièrement marquée pour les produits laitiers et les œufs (+17,3%), ainsi que pour les pains et céréales (+13,7%) et pour les cafés, thés et cacao (+13,7%). En revanche, elle est moins forte pour certaines boissons alcoolisées (+4,7% pour les vins, cidres et champagnes et +5,9% pour les alcools) et les fruits (+5,6%). La hausse des prix s’accompagne d’une baisse des quantités achetées, mais cette baisse est plus ou moins forte selon la catégorie du produit, variant de -10,1% pour le café, le thé et le cacao à -2,1% pour les pains et céréales (Figure 9 en Annexe).

Nous avons enrichi les données sur les produits en répliquant des travaux de Galiana et Suarez Castillo (2022) qui permettent de prédire un poste ECOICOP¹ (*European Classification of Individual Consumption by Purpose*) pour chaque produit² (à partir du libellé) et d’ajouter des informations issues d’*Openfoodfacts*, une base de données collaborative sur les produits alimentaires, pour environ la moitié des produits : labels (AB, label rouge, ...), Nutri-Score, Éco-Score, pays d’origine... Le Nutri-Score classe les produits de A à E, A étant réservé aux produits de meilleure qualité nutritionnelle et E aux pires. Sur le même modèle, l’Eco-score A concerne les produits aux plus faibles impacts environnementaux. Les produits identifiés comme issus de l’agriculture biologique représentent 3% à 6% du chiffre d’affaires des filiales (DCF, Monoprix ou Franprix), et 3% à 5% du nombre de produits vendus (Figure 10 en Annexe). Une catégorisation manuelle des produits permet aussi d’identifier certaines marques de distributeurs (MDD). Les MDD ainsi identifiées représentent 15% à 20% du chiffre d’affaires des filiales Franprix et Monoprix, mais seulement 1% du chiffre d’affaires dans les autres magasins (ex : Casino). Dans l’alimentaire, les produits de marque de distributeur connaissent une croissance de prix en moyenne plus faible que les autres produits entre 2021 et 2022 (Figure 2).

Les données ne contiennent pas d’information sur les clients, ni même de numéro de carte de fidélité permettant un suivi individuel de leurs achats. Toutefois, les données renseignent l’adresse des magasins (Figure 11 en Annexe), ce qui permet d’enrichir les données

1. Pour plus d’information : <https://www.insee.fr/fr/metadonnees/coicop2016/division/01>.

2. Nous exploitons deux classifications à partir du poste ECOICOP. La classe est une classification assez large, et regroupe par exemple « Pain et céréales »(01.1.1) ou « Viande »(01.1.2). Pour certaines analyses, nous exploitons également la sous-classe, voire le poste (niveau le plus fin), par exemple « Riz »(01.1.1.1) ou « Poulet »(01.1.2.4.1).

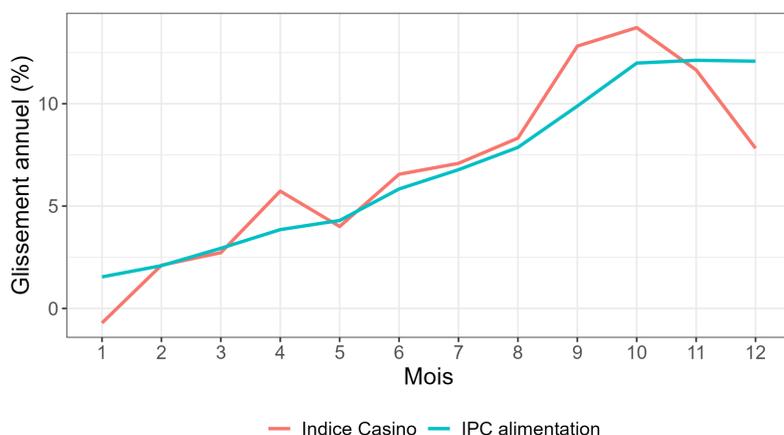
d'information contextuelle, relatives à la commune ou au bassin de vie d'implantation du magasin. D'une part, le recensement 2021 fournit, au niveau communal, le niveau de vie médian, la densité de population et la part de résidences secondaires qui est un proxy de l'activité touristique locale. Les magasins des communes touristiques sont susceptibles d'accueillir des clients aux profils et comportements de consommation différents. En moyenne, les communes des magasins ont un taux de résidences secondaires de 8,9% (Tableau 4 en Annexe), ce qui est à peine plus bas qu'au niveau national (9,9%). La Base Permanente des Équipements 2021 (BPE, Insee) permet de dénombrer les commerces alimentaires (boulangeries, poissonneries, mais également tout type de supermarché, supérette...³) dans chaque commune. En particulier, nous comptons les commerces alimentaires dans le bassin de vie du magasin (en moyenne 140 dans les bassins de vie où au moins un magasin de notre échantillon est présent), pour connaître l'environnement concurrentiel des magasins. Les contours des bassins de vie sont délimités par l'Insee et représentent le plus petit territoire au sein duquel les habitants peuvent accéder aux équipements et services les plus courants (Insee, 2023a). Enfin, nous disposons de la typologie urbain-rural (Insee), qui croise le degré de densité, de ruralité, et l'influence des pôles urbains. Les magasins du groupe Casino sont davantage présents dans les communes urbaines denses : 49% des magasins du groupe y sont situés, contre 38% de l'ensemble des commerces alimentaires (Tableau 4 en Annexe).

L'année 2022 a été celle d'une forte hausse de l'indice des prix à la consommation (Insee), et en particulier de l'indice des prix de l'alimentation. En décembre 2022, les prix de l'alimentation avaient augmenté de 13% depuis janvier 2021, et de 12% sur un an (Figure 3). Cette hausse se retrouve dans l'évolution globale des prix du groupe Casino, ainsi que dans l'évolution des prix par catégories de produits identifiés par leur classe ECOICOP (Figure 12 en Annexe). L'indice des prix calculé à partir de données *relevanC*, calculé comme une moyenne mensuelle des prix de chaque produit pondérée par le nombre d'unités vendues (ou le nombre de kg vendus, pour les produits vendus au kg)⁴, est fortement corrélé à l'indice de prix alimentaire de l'Insee (corrélation de Pearson de 0,84). Au niveau de la classe ECOICOP, il est cependant faiblement corrélé pour la catégorie "Fruits" (Tableau 14 en Annexe). Cette catégorie connaît une inflation plus faible fin 2022 (6,8%) que les

3. Les équipements considérés correspondent aux équipements préfixés par "B1" et "B2" de la BPE

4. Cette mesure s'écarte de l'IPC de l'Insee dans sa méthodologie, notamment car elle prend en compte l'ensemble des produits sans restriction.

FIGURE 3 – Indice des prix alimentaires (glissement annuel entre 2021 et 2022)



Note : les indices incluent les boissons alcoolisées. L'indice des prix du groupe Casino est calculé comme une moyenne mensuelle des prix de chaque produit pondérée par le nombre d'unités vendues (ou le nombre de kg vendus, pour les produits vendus au kg).

Champ : Insee : alimentation ; données du groupe Casino : produits alimentaires \times magasins \times mois observés en 2021 et en 2022.

Source : Insee, données du groupe Casino, calculs des auteurs.

autres catégories hors boissons (inflation supérieure ou égale à 10%). Il est donc plausible que les prix des fruits vendus au sein d'un groupe en particulier (ici, Casino) puissent être quasi stables sur la période.

3 Méthode empirique et résultats

3.1 Volumes de ventes, passages en caisse et achats en promotion

Pour analyser la réduction globale de la demande en supermarché et l'effort de recherche de prix plus bas des consommateurs, plusieurs variables sont étudiées dans les supermarchés du groupe Casino : le volume des ventes, le nombre de tickets de caisse, le nombre de produits par ticket, le montant moyen d'un ticket, et la part de chiffre d'affaires que représentent les promotions. Lorsque les prix augmentent, nous nous attendons naturellement à ce que la demande, et donc le volume des ventes, diminue. Nous pouvons également anticiper que les consommateurs fractionnent leurs achats pour maîtriser leur budget ou visitent davantage d'enseignes pour comparer les prix, ce qui doit dans les deux

cas se traduire par une augmentation du nombre de passages en caisse et une diminution de la taille des paniers. Cette diminution de la taille des paniers (qui incluent ici des produits non alimentaires), traduit à la fois un nombre de passages en caisse plus élevé, mais également la réduction de la demande, que nous étudions plus en détail dans la suite de l'article. Enfin, nous nous attendons à voir davantage d'achats de produits en promotion.

TABLE 1 – Modification du comportement d'achat face à une hausse de prix

Variable dépendante :	log(N tickets)	log(N articles par ticket)	log(Part de remise)	log(montant moyen)	log(montant total/ IPC alim)
Modèle :	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Variables</i>					
log(IPC alimentation)	0.29*** (0.03)	-0.82*** (0.02)	0.38*** (0.10)	0.11*** (0.02)	-0.60*** (0.04)
<i>Variables de contrôle</i>					
Samedis, dimanches et jours fériés	✓	✓	✓	✓	✓
<i>Effets fixes</i>					
magasin-mois	✓	✓	✓	✓	✓
<i>Statistiques</i>					
Observations	45,144	45,144	35,514	45,144	45,144
R ²	0.99	0.97	0.94	0.98	0.99
R ² Within	0.01	0.19	0.009	0.01	0.05

Écarts-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses

*Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1*

Note : En colonne 3, les observations avec une part de remise nulle sont exclues de la régression.

Champ : Ensemble des produits (y compris non alimentaires). Magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la sous-période (seconds semestres 2021 et 2022).

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

Pour quantifier précisément l'effet d'une variation de prix sur ces différentes variables, nous estimons l'équation suivante :

$$\log(y_{s,t}) = \alpha_{s,m(t)} + \beta \log(IPC_t) + \Theta X_t + \epsilon_{s,t} \quad (1)$$

où $y_{s,t}$ représente par exemple le nombre de tickets du magasin s le mois t . IPC_t est l'indice des prix à la consommation des produits alimentaires le mois t , et $\alpha_{s,m(t)}$ est un effet fixe magasin \times mois de l'année, qui permet de neutraliser l'effet des caractéristiques ainsi que la saisonnalité des ventes propres à chaque magasin. X_t est un vecteur permettant de contrôler séparément du nombre de samedis, de dimanches et de jours fériés (hors dimanches) du mois t . L'identification de l'effet d'une variation de l'IPC alimentation sur la variable dépendante repose donc uniquement sur la variation temporelle du prix entre l'année 2021 et 2022. Nous supposons ici que cette variation est exogène car elle est es-

sentiellement due à la guerre en Ukraine, et qu'il s'agit d'une variation globale des prix (indépendante des variations locales de la demande). Dans cette sous-section uniquement, nous excluons le premier semestre de chaque année de nos estimations car les périodes de confinement et couvre-feu liées à la pandémie se sont étendues jusqu'à la fin du premier semestre 2021 et ont pu affecter les passages en caisse. La période est donc ici restreinte aux seconds semestres 2021 et 2022. Les estimations sont présentées dans le Tableau 1.

Lorsque l'indice des prix alimentaires augmente de 1%, nous estimons que le montant moyen du ticket n'augmente que de 0,11%, le nombre d'articles par ticket diminue de 0,82% et le nombre de passages en caisse par magasin augmente de 0,29%. Au total, le volume des ventes diminue ainsi de 0,60%, et le montant par article vendu n'augmente que de 0,64%, signe d'une substitution vers des produits moins chers. Par ailleurs, la part de chiffre d'affaires que représentent les promotions augmente de 0,38%. Lorsque les prix augmentent, les clients augmentent donc la fréquence de leurs passages en caisse tout en achetant moins de produits à chacun d'eux et en se tournant vers des substituts moins chers⁵.

Pour savoir si l'augmentation du nombre de visites peut traduire le fait que les clients visitent davantage d'enseignes, nous analysons l'hétérogénéité de l'effet selon l'intensité de la concurrence (mesurée par le nombre de commerces alimentaires dans le bassin de vie) et trouvons que l'effet est significativement plus fort lorsqu'il y a davantage de commerces alimentaires à proximité (Tableau 5 en Annexe) : lorsque les prix augmentent de 1%, le nombre de tickets moyen par magasin n'augmente pas dans les 20% des communes appartenant aux bassins de vie les moins équipés (coefficient non statistiquement significatif), alors qu'il augmente de 0,57% dans les 20% les mieux équipés. Le nombre moyen d'articles par ticket baisse de 0,56% dans le premier cinquième, contre 1,3% dans le dernier. Enfin, le montant moyen du ticket augmente de 0,27% dans le premier cinquième, mais baisse de 0,06% dans le dernier cinquième. L'effet sur le pouvoir d'achat est ainsi largement atténué dans les environnements plus riches en alternatives. L'effet sur la part d'achats en promotion est en revanche peu hétérogène selon le nombre de commerces alimentaires à proximité, bien qu'il soit très hétérogène selon le niveau de vie médian de la commune (Tableau 6 en Annexe) : lorsque les prix augmentent de 1%, la part d'achat de produits en

5. Cette analyse porte sur l'ensemble des produits vendus dans les magasins du groupe Casino (y compris des produits non alimentaires), car les produits que nous identifions (à l'aide du libellé) comme des produits alimentaires ne représentent que la moitié du chiffre d'affaires du groupe Casino sur la période. Les signes des coefficients estimés restent identiques si nous restreignons notre analyse à ces produits uniquement (Tableau 8 en Annexe), mais les amplitudes des effets estimés sont sensiblement différentes.

promotion augmente de 0,89% dans les 20% des communes les plus pauvres, alors qu'elle n'augmente pas significativement dans les communes les plus riches.

Notre interprétation des résultats sur les achats en promotion repose sur l'hypothèse que la hausse de ces achats ne provient pas d'une hausse de l'offre des produits en promotion. Nous vérifions donc, à l'aide d'éléments descriptifs, que la hausse des achats en promotion observée sur la période semble bien provenir d'un ajustement de la demande et non de l'offre. En annexe, la Figure 19 montre que l'évolution temporelle de la part des produits en promotion suit un profil similaire en 2021 (période de prix stable) et 2022 (période de prix en forte hausse). Après correction des effets saisonniers, la corrélation entre la part de produits apparaissant en promotion et l'IPC alimentation est très faible (0,09) et statistiquement non significative. En annexe, nous discutons également le choix d'exclure les observations nulles de nos régressions (Annexe B.2), et proposons des modélisations alternatives qui confortent nos résultats.

3.2 Élasticité-prix moyenne de la demande pour les produits vendus dans les magasins du groupe Casino

En plus d'augmenter le nombre de passages en caisses et d'acheter plus de produits en promotion, les ménages peuvent réduire davantage leur consommation de certains produits. Nous estimons donc l'élasticité-prix moyenne de la demande pour les produits et son hétérogénéité selon les caractéristiques des produits.

3.2.1 Estimation de l'élasticité-prix de la demande

Comme les données sont très volumineuses, nous tirons un échantillon de 10% des magasins et agrégeons les ventes par mois, magasin et produit, la fréquence d'actualisation des prix étant typiquement mensuelle. Des filtres sont appliqués pour exclure les observations avec un montant, un nombre d'articles ou un prix très élevé ou au contraire négatif, et pour ne conserver que les produits de la classe ECOICOP 1 (Produits alimentaires et boissons non alcoolisées) et 2.1 (Boissons alcoolisées). Nous estimons ainsi l'équation :

$$\log(q_{i,s,t}) = \alpha_{i,s,m(t)} + \beta \log(p_{i,s,t}) + \Gamma P_{s,t} + \Theta X_t + \epsilon_{i,s,t} \quad (2)$$

avec $q_{i,s,t}$ la quantité de produit i vendue dans le magasin s durant le mois t au prix

moyen $p_{i,s,t}$. Pour contrôler de l'évolution du prix des autres produits au sein du magasin, nous ajoutons en variable de contrôle un vecteur des log d'indices de prix du magasin $P_{s,t}$ (contenant un indice par classe ECOICOP)⁶. Les estimations sont présentées dans le Tableau 2. Nous trouvons ainsi une élasticité-prix moyenne de la demande pour les produits de supermarché de -0.60 ⁷.

TABLE 2 – Élasticité-prix de la demande alimentaire

Variable dépendante :	log(q)			$\Delta \log(q)$
Modèle :	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Variables</i>				
log(p)	-0.66*** (0.02)	-0.57*** (0.02)	-0.60*** (0.02)	
$\Delta \log(p)$				-0.60*** (0.03)
<i>Effets fixes</i>				
magasin-mois-EAN	✓	✓	✓	
magasin-EAN				✓
<i>Variables de contrôle</i>				
Indices de prix du magasin		✓	✓	✓
Samedis, dimanches et jours fériés	✓	✓	✓	✓
<i>Restrictions du panel</i>				
Second semestre			✓	
<i>Statistiques</i>				
Observations	10,583,160	10,244,840	5,122,496	5,122,420
R ²	0.89	0.89	0.90	0.25
R ² Within	0.03	0.03	0.06	0.03

Écarts-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses

Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1

Note : Colonnes (1) à (3) : estimations de l'équation 2. Colonne (4) : estimation de l'équation 3. Colonne (3) : la période est restreinte aux seconds semestres 2021 et 2022.

Champ : produits alimentaires (Coicop 1 ou 2.1) × magasins présents chaque mois de la période (24 mois).

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

6. Nous avons construit des indices de prix mensuels par magasin et par classe ECOICOP, en ne conservant que les produits présents les deux années et dont la classification dans la classe ECOICOP est fiable. Ces indices sont calculés comme une moyenne de prix pondérée par les quantités vendues.

7. Nous vérifions également que l'estimation de cette élasticité n'est pas tirée par la période de confinement/couvre-feu début 2021 en restreignant l'analyse au second semestre. L'estimation est très peu sensible à cette restriction (Tableau 2, Colonne 3).

Pour analyser l’hétérogénéité de l’élasticité-prix, nous contrôlons d’une tendance linéaire par code EAN \times magasin en estimant l’équation en différence tout en conservant un effet fixe $\alpha_{i,s}$. Il est en effet important de neutraliser les tendances de vente de chaque produit : indépendamment des prix, les ventes de chaque produit peuvent évoluer de manière très différenciée à cause de changements tendanciels des préférences des consommateurs ou bien de mise en avant du produit en magasin⁸. Ainsi, nous estimons l’équation (en différence par rapport au même mois l’année précédente) :

$$\Delta \log(q_{i,s,t}) = \alpha_{i,s} + \beta \Delta \log(p_{i,s,t}) + \Gamma \Delta P_{s,t} + \Theta \Delta X_t + \epsilon_{i,s,t} \quad (3)$$

3.2.2 Robustesse de la stratégie d’identification

Pour estimer l’élasticité-prix, nous nous appuyons uniquement sur les variations temporelles de prix entre 2021 et 2022 : la variabilité des prix d’un magasin à un autre, d’un produit à un autre, et la variabilité saisonnière sont neutralisées au moyen d’un effet fixe magasin \times code EAN \times mois dans l’année⁹. Comme indiqué plus haut, la stratégie d’identification s’appuie sur le fait que les variations de prix observées sont essentiellement dues à la guerre en Ukraine, et donc exogènes. Cette stratégie pourrait néanmoins être questionnée s’il reste des stratégies locales de modification des prix (au niveau des magasins) en fonction de la demande locale. Pour évaluer la sensibilité de nos résultats à cette hypothèse, nous testons deux stratégies instrumentales : l’une consiste à instrumenter les prix par l’indice de prix du poste ECOICOP (au niveau le plus fin de la nomenclature) et l’autre par l’indice des prix de production des produits. Les deux fournissent des résultats très proches (voir détails en annexe B.1), ce qui conforte notre stratégie d’identification.

La validité de notre estimation de l’élasticité-prix repose également sur l’hypothèse que les fluctuations de la part de marché du groupe Casino résultent principalement de l’acquisition ou de la fermeture de magasins, plutôt que de variations du volume des ventes au sein

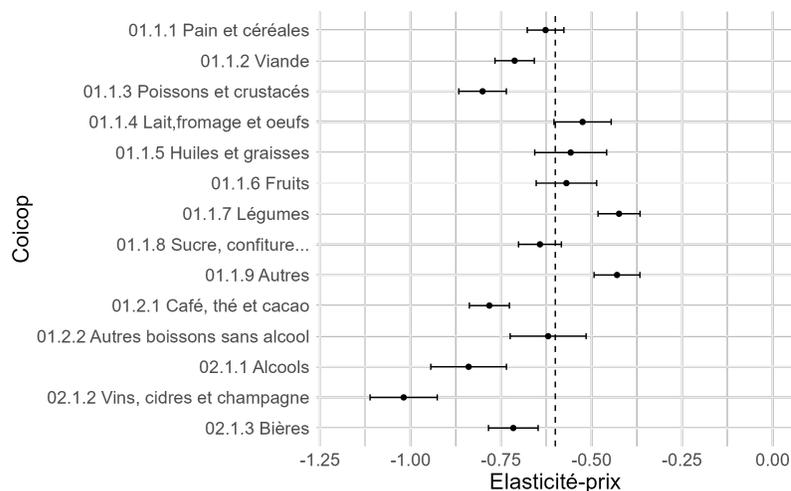
8. L’introduction de l’effet fixe n’empêche pas l’identification du paramètre β , car chaque code EAN \times magasin est observé 24 mois, sur une période où l’augmentation des prix est non linéaire. Après contrôle de cette tendance, nous disposons donc d’encore assez de variabilité de prix pour estimer le paramètre β . L’élasticité-prix globale estimée à partir de ce modèle qui contrôle d’une tendance par code EAN \times magasin est très proche de celle estimée en niveau (Tableau 2, Colonne 4).

9. Ne pas tenir compte des effets propres à chaque magasin nous conduirait à une estimation biaisée de l’élasticité-prix car le contexte local influence grandement la fixation des prix. Le biais serait très important (du même ordre que celui mis en évidence par Bray et al., 2024) : sans effet fixe magasin, nous estimerions une élasticité-prix de -1.5 au lieu de -0.6

de chaque magasin. Dans le cas contraire, nos estimations d'élasticité-prix seraient biaisées car la variation des ventes observée serait tirée à la fois par l'évolution des prix et par la perte de part de marché du groupe. Nous testons notre hypothèse en vérifiant que la part de marché du groupe Casino est fortement corrélée au nombre de magasins du groupe : la corrélation est en effet très élevée (0.84) à partir de mi-2022 (date à partir de laquelle la part de marché du groupe commence à baisser fortement). Cela conforte la validité de notre approche, qui consiste à analyser les ventes par magasin plutôt que les ventes totales du groupe afin de s'abstraire des variations de part de marché du groupe.

3.2.3 Hétérogénéité entre classes ECOICOP

FIGURE 4 – Élasticité-prix de la demande selon la classe ECOICOP



Lecture : L'élasticité-prix des produits de la classe ECOICOP " Pain et céréales " est de $-0,63$.
 Champ : Produits alimentaires \times magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période.
 Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

Une analyse d'hétérogénéité selon la classe ECOICOP (Figure 4) montre que l'élasticité-prix de la demande est plus forte pour certaines catégories de produits non essentiels ou plus facilement substituables. L'élasticité-prix est ainsi plus élevée pour les boissons alcoolisées ($-0,71$ pour la bière, $-1,02$ pour le vin, $-0,84$ pour les autres alcools), la viande ($-0,71$) ou le poisson ($-0,80$) que pour les autres produits d'origine animale ($-0,52$,

et autour $-0,4$ pour le lait, cf. Tableau 10 en Annexe), les fruits ($-0,57$), les légumes ($-0,42$). En plus d'être non essentielles, les boissons alcoolisées vendues en supermarché sont faciles à stocker, ce qui peut expliquer une sensibilité de la demande plus marquée que celle observée pour les autres produits alimentaires ainsi que pour les boissons alcoolisées consommées sur place (Clements et al., 2022). Quant aux catégories de viandes et poissons, leurs fortes élasticités peuvent traduire une substitution avec d'autres sources de protéines. Par exemple, les produits de la catégorie des produits laitiers et œufs, protéines plus abordables, ont une élasticité-prix plus faible que les viandes et les poissons. Enfin, une estimation au niveau de la sous-classe ECOICOP révèle que l'élasticité-prix de la demande pour certains produits de première nécessité (riz, farine, pain, pommes de terre, sucre, aliments pour bébés) est plus faible : elle varie entre $-0,18$ pour les pommes de terre et $-0,49$ pour le pain (Tableau 10 en Annexe). À l'inverse, la demande pour des produits non essentiels (chocolat, glaces, café) est plus élastique.

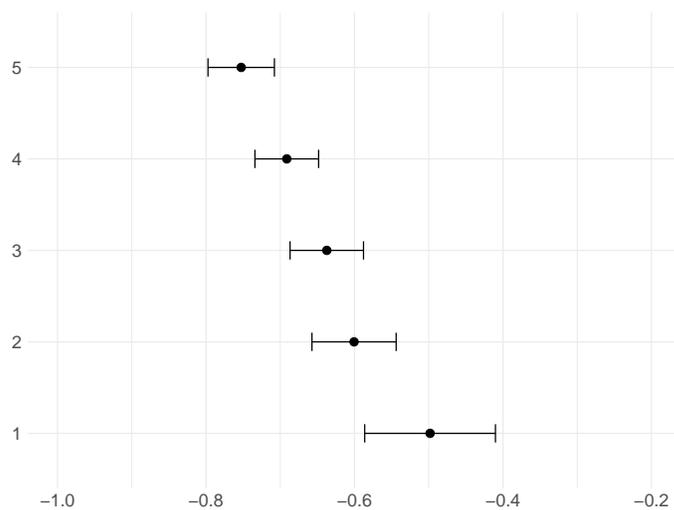
3.2.4 Hétérogénéité au sein d'une classe ECOICOP

La position d'un produit dans l'échelle des prix de son poste ECOICOP est un fort déterminant de la sensibilité de la demande pour ce produit ainsi de sa substituabilité avec d'autres produits de la même catégorie.

La figure 5 montre qu'entre les produits d'un même poste ECOICOP, la réaction de la demande est plus forte pour les produits plus onéreux (-0.75 pour les 20% les plus chers contre -0.50 pour les 20% les moins chers du même poste)¹⁰. En particulier, l'élasticité-prix de la demande pour les produits de marque de distributeur (MDD), qui sont souvent des imitations bon marché de marques nationales, est très faible ($-0,25$, table 9 en Annexe). Mais la position dans l'échelle des prix reflète à la fois la gamme de prix du produit et son conditionnement (ex : un paquet de pâtes de 1kg est plus cher qu'un paquet de 500g des mêmes pâtes), information qui n'est pas toujours disponible dans la base de données. Or, l'effet d'une hausse des prix sur le conditionnement choisi est ambigu : les clients peuvent s'orienter vers des produits au conditionnement plus petit (dont le prix unitaire est souvent plus faible) ou bien au contraire vers des produits au conditionnement plus grand (dont le prix au kg est en principe plus faible). Pour éliminer l'effet du conditionnement, nous

¹⁰. Nous faisons le même constat à partir de la position dans la distribution totale des prix, toutes catégories confondues (voir Figure 14 en Annexe).

FIGURE 5 – Élasticité-prix de la demande selon le prix unitaire (classement au sein du poste ECOICOP)



Note : les groupes correspondent aux dixièmes de prix unitaires par poste ECOICOP au début de la période (1 correspondant aux produits les moins chers et 5 aux plus onéreux). Un poste ECOICOP est la classification la plus fine disponible.

Lecture : L'élasticité-prix des produits parmi les 20% les plus chers (dans la distribution des produits du même poste ECOICOP) est de $-0,75$.

Champ : Produits alimentaires \times magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

répliquons notre analyse uniquement sur les produits dont le poids/volume est connu (51% du CA, Tableau 11 en Annexe) : l'élasticité-prix reste alors plus forte pour les produits les plus chers, même lorsqu'ils sont classés selon leurs prix rapportés au poids (ou bien au volume) plutôt que selon les valeurs faciales (Figure 15 en Annexe). L'hétérogénéité est cependant moins prononcée lorsque les produits sont classés selon leur prix normalisé. Bien que les intervalles de confiance soient larges, nous ne pouvons pas exclure que le conditionnement contribue à l'écart d'élasticité-prix entre les produits les plus chers et les produits les moins chers de leur catégorie.

Nous trouvons également un effet de substitution asymétrique entre les différentes gammes de prix : la demande pour les produits les moins chers d'un poste ECOICOP est sensible aux variations de prix des produits les plus chers, mais la demande pour les produits les plus chers est insensible aux variations de prix des produits les moins chers. Le tableau 3 résume les résultats de l'estimation de l'équation 3, pour les 20% des produits aux prix les plus élevés/faibles (de leur poste ECOICOP), et en contrôlant de l'indice de prix des produits à l'autre extrémité de la distribution¹¹. Les achats des produits à bas prix augmentent de 0,22% lorsque l'indice de prix des produits à prix élevé augmente de 1% (colonne 1), ce qui suggère une substitution des produits chers vers des produits similaires (i.e. du même poste ECOICOP) mais moins chers (de gamme inférieure, ou de conditionnement plus petit). En revanche, une hausse de l'indice de prix des produits à bas prix n'a pas d'impact significatif sur les achats des produits à prix élevé (colonne 2). Pour dissocier effet de gamme et effet de conditionnement, nous répliquons cette analyse sur les produits dont le poids/volume est connu (Tableau 12). Nous trouvons que la valeur des coefficients qui reflètent les effets de substitution dépend peu de la méthode de classement des produits (selon leur prix normalisé ou bien selon leur valeur faciale)¹².

Néanmoins, l'élasticité-prix est en général plus faible pour les produits qui ont un label visant à les rendre plus attractifs : l'élasticité-prix est plus faible pour les produits de Nutriscore A (-0,48) ou d'origine France (-0,52), et plus forte pour les produits composés

11. Les indices de prix par groupe correspondent à une moyenne de prix pondérée par les quantités vendues.

12. En se restreignant aux produits dont le poids est connu, nous trouvons un effet négatif et significatif des variations de prix des produits les moins chers sur la demande pour les produits les plus chers. L'interprétation pourrait être qu'une augmentation des prix des produits bon marché cause un effet revenu qui incite à réduire la consommation de produits superflus (ou de luxe) plus onéreux. Mais il est difficile de vérifier cette hypothèse sans informations complémentaires sur les consommateurs.

de nombreux ingrédients (ce qui peut indiquer un fort degré de transformation), atteignant $-0,70$ pour les produits composés de 14 ingrédients ou plus (Figure 17 en Annexe). Ce résultat peut être lié au profil des consommateurs de ces produits, par exemple s'ils sont moins sensibles au prix. L'élasticité-prix n'est pas significativement différente pour les produits de l'agriculture biologique ou de label rouge (Figure 13 et Tableau 9 en Annexe). Nous n'observons pas non plus d'élasticités-prix nettement différentes selon le pouvoir de marché des produits (Figure 16 en Annexe, où les produits sont classés en cinquièmes de leur part de chiffre d'affaires du poste ECOICOP).

3.2.5 Hétérogénéité selon l'environnement de vente

Nous observons une différence significative d'élasticité selon le nombre de commerces alimentaires dans le bassin de vie (Figure 6c). L'élasticité prix est plus forte dans les magasins des communes ayant plus de commerces alimentaires à proximité, par exemple elle vaut $-0,69$ dans la tranche supérieure (plus de 5 000 commerces alimentaires dans le bassin de vie) et $-0,36$ dans les magasins de la classe inférieure, avec moins de 25 commerces alimentaires dans le bassin de vie. Ainsi, un environnement plus concurrentiel offrant plus de possibilités en matière de lieu d'achats est associé à une plus forte réaction face à l'évolution du prix. En revanche, une grande offre de produits dans un magasin n'est pas associée à une réaction plus importante aux évolutions de prix (figure 18, où l'élasticité-prix est ventilée selon la superficie du magasin). Dans les supérettes (entre 120 et 400m²), l'élasticité-prix atteint $-0,78$, significativement plus élevée que dans les autres magasins. Cela s'explique par la présence de nombreux commerces alimentaires alternatifs à proximité des supérettes, qui sont localisées principalement dans des zones urbaines denses qui concentrent une forte activité commerciale (67% du chiffre d'affaires des supérettes est réalisé dans des communes urbaines denses). Dans les très grandes surfaces, en moyenne, le nombre de visites n'augmente pas (Tableau 7 en Annexe), alors qu'on pourrait s'attendre à ce qu'elles attirent plus de clients en période de forte inflation en raison de leur offre plus diversifiée. Dans ces magasins, les ventes de produits en promotion n'augmentent pas non plus avec les prix. Une interprétation possible est que dans ces magasins qui proposent de nombreuses gammes de produits, les promotions ont moins d'effet sur les choix des clients. En l'absence de suivi des clients, il nous est cependant impossible de tester ces hypothèses.

TABLE 3 – Substitution entre gammes de prix

Variable dépendante : Modèle :	$\Delta \log(q)$	
	(1)	(2)
<i>Variables</i>		
$\Delta \log(p)$	-0.52*** (0.04)	-0.74*** (0.02)
$\Delta \log(IP_{Q5})$	0.22*** (0.02)	
$\Delta \log(IP_{Q1})$		-0.02 (0.02)
<i>Cinquième de prix</i>	Q1	Q5
<i>Effets fixes</i> magasin-EAN	✓	✓
<i>Statistiques</i>		
Observations	5,086,130	5,106,508
R ²	0.25	0.25
R ² Within	0.03	0.03

Écart-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses

*Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1*

Note : Q1 (resp. Q5) désigne les 20% des produits les moins (resp. plus) chers de leur sous-classe Coicop.

L'équation estimée est une adaptation de l'équation 3 dans laquelle nous ajoutons des indices de prix croisés. Des indicatrices nous permettent d'estimer les élasticités-prix (propres et croisées) pour un groupe donné (Q1 ou Q5) tout en contrôlant d'un effet global des variables de contrôle. Par exemple, pour la colonne (1), l'équation estimée est la suivante :

$$\Delta \log(q_{i,s,t}) = \alpha_{i,s} + (\beta_1 \Delta \log(p_{i,s,t}) + \beta_2 \Delta \log(IP_{Q5})) 1_{i \in Q1} + (\beta_3 \Delta \log(p_{i,s,t}) + \beta_4 \Delta \log(IP_{Q5})) 1_{i \notin Q1} + \Gamma \Delta P_{s,t} + \Theta \Delta X_t + \epsilon_{i,s,t}.$$

Les coefficients reportés le tableau sont β_1 et β_2 .

Champ : Produits alimentaires x magasins présents chaque mois sur toute la période

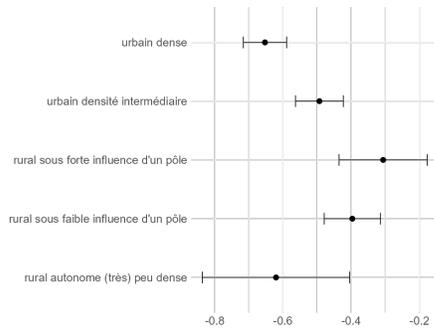
Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

Nous observons aussi que l'élasticité-prix est plus forte dans les communes urbaines et denses ($-0,64$, Figure 6a), et généralement plus faible pour les communes rurales (notamment pour les communes rurales sous forte influence d'un pôle, à $-0,29$). L'analyse de l'hétérogénéité géographique de l'élasticité met en évidence une différence de comportement des clientèles des magasins parisiens, dont l'élasticité estimée est significativement plus importante que dans le reste du territoire ($-0,81$ à Paris contre $-0,57$ pour le reste de la France, Figure 6d). En revanche, l'élasticité-prix dans les magasins parisiens n'est pas significativement différente de celles des autres communes partageant des caractéristiques communes (également urbaines et denses, ou bien appartenant aux 20% les plus aisées ou encore localisées dans un bassin de vie comportant plus de 5 000 commerces alimentaires). L'élasticité-prix de la demande n'est pas linéaire en fonction du niveau de vie. La Figure 6b montre une élasticité-prix proche entre le premier et le dernier cinquième de niveau de vie médian, mais éloignée des autres cinquièmes. Ces élasticités sont inférieures à $-0,6$, et statistiquement différentes de l'élasticité des communes du troisième cinquième de niveau de vie médian, à $-0,45$. L'élasticité-prix plus élevée pour les communes les plus modestes est alignée avec la littérature, dont une méta-analyse révèle qu'au niveau du pays ou du ménage, l'élasticité-prix alimentaire est décroissante avec le revenu (Femenia, 2019). La forte élasticité-prix estimée pour les 20% des communes les plus aisées peut s'expliquer par le nombre de commerces alimentaires à proximité, qui offrent de nombreuses alternatives et facilitent les ajustements de la demande. Ces communes plus aisées regroupent tous les magasins de région parisienne, dont le bassin de vie concentre de nombreux commerces alimentaires.

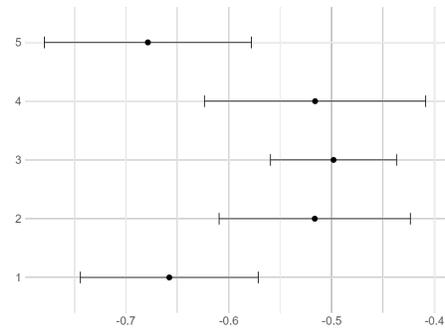
3.2.6 Quantification de l'hétérogénéité observable

Nous aimerions maintenant connaître l'ampleur de l'hétérogénéité lorsque nous prenons en compte simultanément toutes les dimensions d'hétérogénéité précédemment étudiées (hétérogénéité entre catégories de produit, au sein de chaque catégorie et selon l'environnement de vente du produit). À l'aide d'une méthode de *machine learning* permettant de tenir compte de nombreuses caractéristiques et de relations non linéaires entre elles, nous prédisons une élasticité-prix pour chaque code EAN \times magasin \times mois et formons cinq groupes d'observations à partir des quintiles de cette prédiction. Nous estimons en-

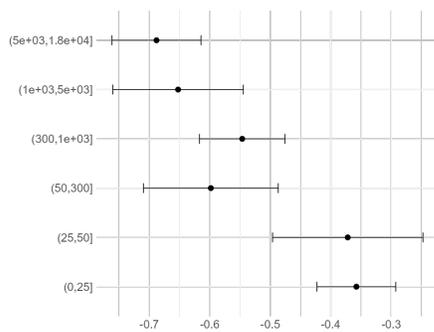
FIGURE 6 – Élasticité-prix de la demande selon les caractéristiques de la commune



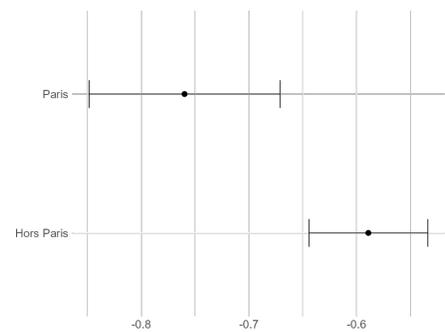
(a) Typologie urbain-rural



(b) Quintile de niveau de vie médian de la commune



(c) Nombre de commerces alimentaires dans le bassin de vie



(d) Localisation : Paris

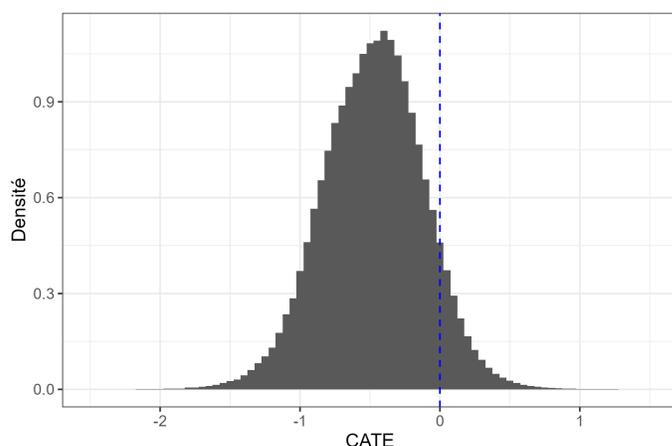
Note : les classes de nombre de commerces alimentaires sont équilibrées sur le nombre de magasins.

Lecture : l'élasticité-prix dans les magasins des communes "urbaines denses" est de $-0,65$.

Champ : Produits alimentaires \times magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 7 – Distribution du CATE



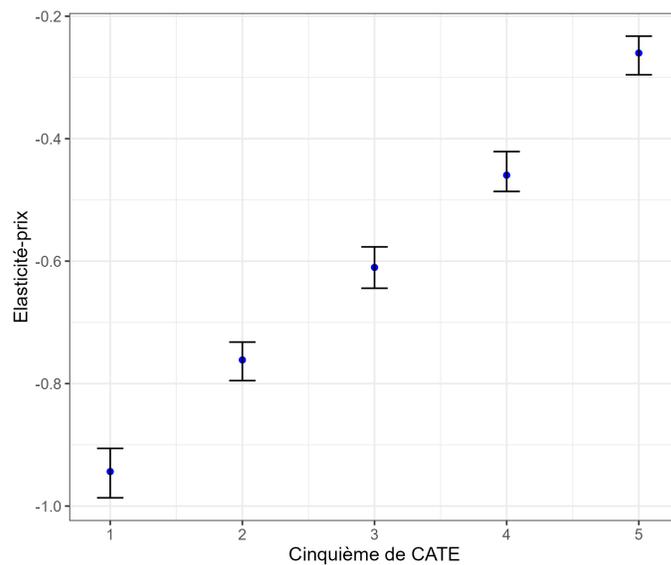
Champ : Produits alimentaires \times magasins \times mois observés en 2021 et 2022. Seconds semestres 2021 et 2022.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

suite l'équation 3 pour chacun de ces groupes et trouvons une élasticité-prix moyenne de -0.94 au sein du premier cinquième et de -0.26 au sein du dernier. Cette hétérogénéité de l'élasticité-prix, qui tient compte de l'ensemble des variables, est naturellement plus forte que lorsque nous analysons les dimensions d'hétérogénéité l'une après l'autre.

En pratique, nous utilisons la méthode des forêts causales introduite par Athey et al. (2019) qui consiste en la prédiction d'un effet de traitement individuel, conditionnel aux caractéristiques observées (ou *CATE*, *Conditional Average Treatment Effect*). Dans notre cas, pour chaque code EAN \times magasin \times mois (i, s, t) , l'algorithme de forêts aléatoires prédit l'effet d'une variation du logarithme du prix $\Delta \log(p_{i,s,t})$ (par rapport au même mois de l'année précédente) sur la variation du logarithme de la quantité vendue $\Delta \log(q_{i,s,t})$. Et les variables prédictives sont l'ensemble des caractéristiques du produit, du magasin et de son environnement. Comme recommandé par Athey et Wager (2019), nous commençons par entraîner un premier modèle de forêt aléatoire sur l'ensemble des caractéristiques pour ne conserver que les variables qui sont le plus souvent sélectionnées par l'algorithme pour diviser les données. Cela permet de réduire le temps de calcul et d'effectuer davantage de divisions des données sur les caractéristiques les plus clivantes (ce qui peut nous faire gagner

FIGURE 8 – Effets Moyens de Traitement par Groupe de CATE



Note : les valeurs de ce graphique sont obtenues par bootstrap (100 itérations). L'élasticité-prix moyenne de chaque groupe correspond à la médiane des 100 estimations de l'équation 3. Les intervalles de confiance sont construits à partir des 5e et 95e centiles de ces estimations.

Champ : Produits alimentaires × magasins × mois observés en 2021 et 2022. Seconds semestres 2021 et 2022.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

en précision). Pour obtenir des estimations robustes, nous adaptons la méthode introduite par Chernozhukov et al. (2018) et implémentons un *bootstrap* avec 100 itérations : à chacune d’elles, nous entraînons un modèle sur la moitié des observations et l’utilisons pour prédire le *CATE* sur les observations restantes. La distribution du *CATE* prédit est principalement concentrée entre -1 et 0 (Figure 7). Pour chaque quantité d’intérêt (ex : *ATE* par groupe de *CATE*), nous reportons la médiane des 100 valeurs obtenues. Les 20 % des produits pour lesquels la demande est la plus élastique (d’après la prédiction du modèle) affichent une élasticité moyenne de -0.94 (estimée cette fois à partir de l’équation 3, Figure 8), tandis que les 20% des produits pour lesquels la demande est la plus inélastique ont une élasticité-prix moyenne de -0.26 , et la différence est statistiquement significative au seuil de 1%.

La caractérisation des groupes en fonction des caractéristiques moyennes des produits, des magasins et de la commune (Tableau 13 en Annexe) fournit des résultats cohérents avec l’analyse d’hétérogénéité isolant chaque dimension séparément. Les produits pour lesquels l’élasticité-prix est la plus faible sont plus souvent d’origine française et ont en moyenne un meilleur nutriscore que les produits pour lesquels la demande est plus élastique. Ils sont plus souvent des MDD ou ont un prix faible (inférieur au seuil symbolique de 3 euros). L’analyse par classe ECOICOP donne également des résultats cohérents avec les analyses d’hétérogénéité précédentes : les produits pour lesquels l’élasticité est la plus élevée sont plus souvent de la viande, du poisson ou de l’alcool. Dans le groupe à forte élasticité-prix, le nombre d’équipements présents dans le bassin de vie est en moyenne plus élevé, tout comme la superficie moyenne du magasin. Il est également intéressant de noter que les produits à faible élasticité-prix sont en moyenne présents en rayon durant une période plus courte (indiqué dans la variable "Nombre d’occurrences au second semestre"). La demande pour les produits saisonniers (ex : fruits et légumes de saison, produits des fêtes de fin d’année...) serait donc moins élastique.

4 Discussion et conclusion

Notre étude permet donc de quantifier l’ajustement comportemental des consommateurs selon différentes marges, dans un contexte particulier de forte hausse des prix alimentaires, et son hétérogénéité selon les territoires, les magasins et les produits. La mise

en évidence de cette réaction témoigne de la contrainte budgétaire qui pèse sur les ménages mais aussi des marges d'ajustement dont ils disposent. Mais toute notre analyse repose sur la comparaison des paniers alimentaires en 2021 et 2022 et donc sur l'hypothèse que les années 2021 et 2022 diffèrent principalement par leur niveau de prix. On peut néanmoins redouter que la forte inflation (hors alimentation) se traduise par un effet revenu qui s'ajoute à l'effet prix des produits alimentaires, ou encore que la forte inflation sur le carburant ait affecté les comportements d'achats alimentaires des ménages ¹³.

En 2022, des mesures gouvernementales et des augmentations de salaires décidées par les entreprises ont permis de compenser la perte de pouvoir d'achat liée à la hausse des prix : ces augmentations de revenus ont été du même ordre que l'inflation (5,2% en 2022). Le pouvoir d'achat du revenu disponible brut est donc resté presque constant d'une année sur l'autre (+0.3% en 2022) ¹⁴. Cette stabilité annuelle moyenne peut cependant masquer une forte hétérogénéité entre ménages, du fait des revenus mais aussi des différences de structure de consommation des ménages. Elle peut également dissimuler une hétérogénéité temporelle, au sens où les augmentations de revenus sont souvent arrivées avec retard par rapport à la hausse des prix. Il peut donc y avoir eu un fort effet revenu pour certains ménages, contribuant à la baisse de la demande alimentaire malgré la préservation globale du pouvoir d'achat.

Par ailleurs, il est difficile d'évaluer l'effet de la forte hausse du prix du carburant en 2022 sur les comportements d'achat dans les supermarchés du groupe Casino. Berland et Etilé (2022) montrent qu'une hausse du prix de l'essence de 1% induit une baisse de 0,3% de la dépense alimentaire totale et que les ménages à revenus intermédiaires ajustent leur budget alimentaire en ayant recours plus fréquemment aux achats en hard-discount, aux produits de marques distributeurs ou en réduisant leur fréquence d'achat, signe d'un recours aux achats en gros afin d'optimiser la dépense (voir aussi Berland et al., 2023). Mais dans notre contexte, il est difficile de dissocier l'effet de la hausse des prix du carburant (qui ont conduit les ménages à limiter leurs déplacements), de l'effet des offres promotionnelles

13. en raison d'une très faible élasticité-prix de la demande de court terme (-0.3, cf. Bonnet et al., 2025)

14. Les pensions de retraite ont été revalorisées de 5,1% (en deux temps, 1,1% au 1er janvier 2022 et 4% au 1er juillet. Celles de l'Agirc-Arcco ont été revalorisées de 5,1% au 1er novembre). Les prestations sociales ont également été revalorisées (+1,8% en avril et +4% en juillet). Les salaires ont augmenté en moyenne de 4,2%.

de Géant Casino (qui ont au contraire attiré des clients). En 2022, plusieurs remises à la pompe ont en effet été mises en place pour freiner la hausse des prix du carburant. Outre la remise accordée par l'État — pouvant atteindre 0,30 €/L —, certains distributeurs ont proposé des réductions supplémentaires : les stations de Géant Casino ont par exemple plafonné le prix à 0,85 €/L certains jours, en remboursant la différence sous forme de bon d'achat.

Pour vérifier certaines de nos hypothèses, nous aurions besoin de données individuelles sur la clientèle des supermarchés du groupe Casino. D'une part, connaître leurs revenus nous permettrait de dissocier proprement l'effet prix et d'un éventuel effet revenu, et d'étudier l'hétérogénéité des réactions selon le revenu. D'autre part, avoir des informations sur leurs achats dans d'autres commerces alimentaires nous permettrait de mieux appréhender les effets de substitution. En l'absence de ces informations, nous ne pouvons pas savoir si la hausse des visites en magasin observée conjointement à une hausse de prix traduit le fait que les consommateurs se rendent davantage dans des enseignes qu'ils n'ont pas l'habitude de fréquenter, ou bien s'ils augmentent la fréquence des visites dans leur magasin habituel ¹⁵.

Se pose enfin la question de la validité externe de nos analyses, qui reposent uniquement sur les données du groupe Casino. Étant donné que le groupe Casino englobe une grande diversité d'enseignes, nous sommes confiants sur le fait que nos conclusions se généralisent à l'ensemble de la grande distribution française (qui représentait 64% des dépenses alimentaires des ménages en 2017 selon l'enquête Budget de Famille) mais ne permettent pas d'appréhender les substitutions avec les autres types de commerces alimentaires.

15. Des études privées exploitant des données individuelles suggèrent que les ménages multiplient leurs visites en magasin tout en diversifiant les enseignes visitées (<https://www.kantar.com/fr/inspirations/consommateurs-acheteurs-et-distributeurs/2024-bilan-2023>). Nous privilégions donc cette interprétation.

Références

- Aguiar, M., & Hurst, E. (2005). Consumption versus expenditure. *Journal of political Economy*, 113(5), 919-948.
- Andreyeva, T., Long, M. W., & Brownell, K. D. (2010). The impact of food prices on consumption : a systematic review of research on the price elasticity of demand for food. *American journal of public health*, 100(2).
- Argente, D., & Lee, M. (2021). Cost of living inequality during the great recession. *Journal of the European Economic Association*, 19(2), 913-952.
- Athey, S., Tibshirani, J., & Wager, S. (2019). Generalized random forests. *The Annals of Statistics*, 47(2), 1148-1178.
- Athey, S., & Wager, S. (2019). Estimating treatment effects with causal forests : An application. *Observational studies*, 5(2), 37-51.
- Barahona, N., Otero, C., & Otero, S. (2023). Equilibrium effects of food labeling policies. *Econometrica*, 91(3), 839-868.
- Berland, O., & Etilé, F. (2022). How Do Households Adjust Food Purchases to Fuel Prices Shocks? Evidence from France. *Evidence from France (July 5, 2022)*.
- Berland, O., Etilé, F., & Soler, L.-G. (2023). Inflation des prix alimentaires : quelles conséquences possibles pour les ménages modestes? *Cahiers de Nutrition et de Diététique*, 58(2), 83-85.
- Bonnet, O., Diop, O., Loisel, T., Olivia, T., & Wilner, L. (2023). La situation financière des ménages au jour le jour. *Insee Analyses*, 90.
- Bonnet, O., Fize, É., Loisel, T., & Wilner, L. (2025). Compensating against fuel price inflation : Price subsidies or transfers? *Journal of Environmental Economics and Management*, 129, 103079.
- Bray, R., Stamatopoulos, I., & Sanders, R. E. (2024). Observational price variation in scanner data cannot reproduce experimental price elasticities. *Available at SSRN*.
- Caillavet, F., Darmon, N., Létaille, F., & Nichèle, V. (2019). Quatre décennies d'achats alimentaires : évolutions des inégalités de qualité nutritionnelle en France, 1971-2010. *Économie et Statistique/Economics and Statistics*, 513, 69-89.
- Chanut, N. (2022). *Essays in public and environmental economics* [thèse de doct., London School of Economics et Political Science].

- Chelly, S. (à paraître). Transmission of agricultural cost shocks in the French food supply chain. *Document de travail de l'Insee*.
- Chen, J., & Roth, J. (2024). Logs with zeros? Some problems and solutions. *The Quarterly Journal of Economics*, 139(2), 891-936.
- Chen, T., Levell, P., & O'Connell, M. (2024). *Cheapflation and the rise of inflation inequality* (rapp. tech.). CEPR Discussion Papers.
- Chernozhukov, V., Demirer, M., Duflo, E., & Fernandez-Val, I. (2018). *Generic machine learning inference on heterogeneous treatment effects in randomized experiments, with an application to immunization in India* (rapp. tech.). National Bureau of Economic Research.
- Chintagunta, P., Dubé, J.-P., & Goh, K. Y. (2005). Beyond the endogeneity bias : The effect of unmeasured brand characteristics on household-level brand choice models. *Management Science*, 51(5), 832-849.
- Clements, K. W., Mariano, M. J. M., Verikios, G., & Wong, B. (2022). How elastic is alcohol consumption? *Economic Analysis and Policy*, 76, 568-581.
- DellaVigna, S., & Gentzkow, M. (2019). Uniform pricing in us retail chains. *The Quarterly Journal of Economics*, 134(4), 2011-2084.
- Dubois, P., Griffith, R., & O'Connell, M. (2022). The use of scanner data for economics research. *Annual Review of Economics*, 14(1), 723-745.
- Femenia, F. (2019). *A meta-analysis of the price and income elasticities of food demand* [thèse de doct., Inconnu].
- Galiana, L., & Suarez Castillo, M. (2022). Fuzzy matching on big-data : an illustration with scanner and crowd-sourced nutritional datasets. *Proceedings of the 2022 ACM Conference on Information Technology for Social Good*, 331-337.
- Green, R., Cornelsen, L., Dangour, A. D., Turner, R., Shankar, B., Mazzocchi, M., & Smith, R. D. (2013). The effect of rising food prices on food consumption : systematic review with meta-regression. *Bmj*, 346.
- Griffith, R., O'Connell, M., & Smith, K. (2016). Shopping around : how households adjusted food spending over the great recession. *Economica*, 83(330), 247-280.
- Hoch, S. J., Kim, B.-D., Montgomery, A. L., & Rossi, P. E. (1995). Determinants of store-level price elasticity. *Journal of marketing Research*, 32(1), 17-29.
- Insee. (2019). Utiliser les données de caisses pour le calcul de l'indice des prix à la consommation. *Courrier des statistiques*. <https://www.insee.fr/fr/information/4254225>

- Insee. (2023a). Le nouveau zonage en bassins de vie 2022 : 1 700 bassins de vie façonnent le territoire national. *Insee Analyses*, 83.
- Insee. (2023b). Début 2023, les écarts d'inflation entre les ménages sont accentués par la forte hausse des prix de l'alimentation et de l'énergie. *Note de conjoncture*. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/6967900?sommaire=6966784>
- Insee. (2023c). Près de trois quarts des ménages déclarent avoir modifié leurs habitudes de consommation depuis un an du fait de l'inflation. *Note de conjoncture*. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/7704063>
- Jaravel, X. (2019). The unequal gains from product innovations : Evidence from the us retail sector. *The Quarterly Journal of Economics*, 134(2).
- Jaravel, X. (2021). Inflation inequality : Measurement, causes, and policy implications. *Annual Review of Economics*, 13(1), 599-629.
- Jaravel, X., & O'Connell, M. (2020). Real-time price indices : Inflation spike and falling product variety during the Great Lockdown. *Journal of Public Economics*, 191, 104270.
- Kaplan, G., & Menzio, G. (2015). The morphology of price dispersion. *International Economic Review*, 56(4), 1165-1206.
- Lin, B.-H., Yen, S. T., Huang, C. L., & Smith, T. A. (2009). US demand for organic and conventional fresh fruits : the roles of income and price. *Sustainability*, 1(3), 464-478.
- O'Connell, M., Smith, K., & Stroud, R. (2022). The dietary impact of the COVID-19 pandemic. *Journal of Health Economics*, 84, 102641.

A Tableaux et figures supplémentaires

TABLE 4 – Statistiques descriptives (magasins)

Variable	Moyenne	Q1	Médiane	Q3	Ecart-type
Commune : part de résidences secondaires	0.089	0.017	0.037	0.086	0.14
Commune : Niveau de vie médian	23 941	20 618	22 805	26 690	46 59

Variable	N	%
Commune : Typologie urbain/rural	1 929	
... rural autonome très peu dense	24	1%
... rural autonome peu dense	204	11%
... rural sous faible influence d'un pôle	113	6%
... rural sous forte influence d'un pôle	107	6%
... urbain densité intermédiaire	490	25%
... urbain dense	947	49%
... inconnue	44	2%
Nombre de magasins par enseigne	1 929	
... DCF	1 453	75%
... Franprix	293	15%
... Monoprix	183	9%

Note : DCF : Distribution Casino France

Lecture : 204 magasins, soit 11%, sont localisés dans des communes rurales autonomes peu denses.

Champ : Magasins du groupe Casino, France métropolitaine.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

TABLE 5 – Modification du comportement d’achat par cinquième de Nombre de commerces alimentaires du bassin de vie

Variable dépendante :	log(N tickets)	log(N articles par ticket)	log(Part de remise)	log(montant moyen)	log(montant total/ IPC alim)
Modèle :	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Variables</i>					
log(IPC alimentation) × ...					
Q1	0.10 (0.06)	-0.56*** (0.02)	0.44** (0.18)	0.27*** (0.03)	-0.64*** (0.07)
Q2	0.18*** (0.06)	-0.62*** (0.03)	0.33* (0.17)	0.19*** (0.03)	-0.62*** (0.06)
Q3	0.24*** (0.06)	-0.63*** (0.03)	0.44*** (0.16)	0.14*** (0.03)	-0.62*** (0.06)
Q4	0.36*** (0.09)	-1.0*** (0.08)	0.30** (0.14)	0.007 (0.03)	-0.64*** (0.09)
Q5	0.57*** (0.07)	-1.3*** (0.09)	0.38*** (0.11)	-0.06** (0.03)	-0.48*** (0.06)
<i>Effets fixes</i>					
magasin-mois	✓	✓	✓	✓	✓
<i>Statistiques</i>					
Observations	45,036	45,036	35,430	45,036	45,036
R ²	0.99	0.97	0.94	0.98	0.99
R ²	0.01	0.21	0.010	0.02	0.05

Écarts-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses

*Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1*

Note : Q1-Q5 sont les cinquièmes de nombre de commerces alimentaires du bassin de vie du magasin

Champ : magasins présents chaque mois sur l’ensemble de la sous-période (seconds semestres 2021 et 2022).

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

TABLE 6 – Modification du comportement d’achat par groupe de niveau de vie médian de la commune du magasin

Variable dépendante :	log(N tickets)	log(N articles par ticket)	log(Part de remise)	log(montant moyen)	log(montant total/IPC alim)
Modèle :	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Variables</i>					
log(IPC alimentation) × ...					
Q1	0.17* (0.10)	-0.67*** (0.05)	0.89*** (0.27)	0.16*** (0.04)	-0.67*** (0.11)
Q2	0.12 (0.09)	-0.67*** (0.04)	0.30 (0.25)	0.23*** (0.04)	-0.65*** (0.09)
Q3	0.24*** (0.06)	-0.67*** (0.04)	0.38** (0.16)	0.15*** (0.03)	-0.61*** (0.06)
Q4	0.30*** (0.06)	-0.73*** (0.04)	0.33** (0.15)	0.12*** (0.03)	-0.58*** (0.06)
Q5	0.32*** (0.06)	-0.85*** (0.06)	0.32 (0.22)	0.08*** (0.03)	-0.60*** (0.06)
<i>Effets fixes</i>					
magasin-mois	✓	✓	✓	✓	✓
<i>Statistiques</i>					
Observations	33,432	33,432	27,324	33,432	33,432
R ²	0.99	0.98	0.94	0.98	0.99
R ² Within	0.009	0.21	0.009	0.01	0.05

Écarts-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses

*Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1*

Note : Q1-Q5 sont les cinquièmes de niveau de vie médian de la commune du magasin

Champ : magasins présents chaque mois sur l’ensemble de la sous-période (seconds semestres 2021 et 2022).

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

TABLE 7 – Modification du comportement d’achat par groupe de superficie du magasin

Variante dépendante :	log(N tickets)	log(N articles par ticket)	log(Part de remise)	log(montant moyen)	log(montant total/ IPC alim)
Modèle :	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Variables</i>					
log(IPC alimentation) × ...					
D1	0.29* (0.15)	-0.31*** (0.05)	0.75* (0.44)	0.30*** (0.07)	-0.41*** (0.14)
D2	0.27*** (0.11)	-0.49*** (0.03)	0.73*** (0.24)	0.13*** (0.04)	-0.61*** (0.10)
D3	0.18* (0.10)	-0.49*** (0.03)	0.57** (0.22)	0.12*** (0.04)	-0.70*** (0.10)
D4	0.42*** (0.14)	-0.45*** (0.04)	0.49* (0.28)	0.25*** (0.05)	-0.34** (0.15)
D5	0.23** (0.10)	-0.57*** (0.05)	0.93*** (0.28)	0.16*** (0.05)	-0.61*** (0.11)
D6	0.38*** (0.10)	-0.79*** (0.06)	0.23 (0.21)	0.11*** (0.04)	-0.51*** (0.11)
D7	0.41*** (0.07)	-0.83*** (0.07)	0.50** (0.21)	0.12*** (0.04)	-0.48*** (0.08)
D8	0.46*** (0.08)	-1.4*** (0.14)	0.59** (0.23)	0.05 (0.04)	-0.49*** (0.09)
D9	0.02 (0.12)	-1.5*** (0.10)	-0.20 (0.17)	0.26*** (0.05)	-0.73*** (0.10)
D10	-0.27** (0.11)	-1.3*** (0.07)	-0.37** (0.15)	0.37*** (0.05)	-0.89*** (0.08)
<i>Effets fixes</i>					
magasin-mois	✓	✓	✓	✓	✓
<i>Statistiques</i>					
Observations	36,120	36,120	35,483	36,120	36,120
R ²	0.98	0.96	0.94	0.98	0.98
R ² Within	0.01	0.27	0.01	0.02	0.04

Écarts-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses

Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1

Note : D1-D10 sont les dixièmes de superficie du magasin

Champ : magasins présents chaque mois sur l’ensemble de la sous-période (seconds semestres 2021 et 2022).

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

TABLE 8 – Modification du comportement d’achat face à une hausse de prix (produits alimentaires uniquement)

Variable dépendante :	log(N tickets)	log(N articles par ticket)	log(Part de remise)	log(montant moyen)	log(montant total/ IPC alim)
Modèle :	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Variables</i>					
log(IPC alimentation)	0.12*** (0.03)	-0.51*** (0.01)	0.16* (0.09)	0.42*** (0.01)	-0.46*** (0.04)
<i>Variables de contrôle</i>					
Samedis, dimanches et jours fériés	✓	✓	✓	✓	✓
<i>Effets fixes</i>					
magasin-mois	✓	✓	✓	✓	✓
<i>Statistiques</i>					
Observations	44,664	44,664	35,370	44,664	44,664
R ²	0.99	0.99	0.93	0.99	0.99
R ² Within	0.007	0.23	0.009	0.11	0.04

Écart-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses

*Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1*

Note : En colonne 3, les observations avec une part de remise nulle sont exclues de la régression.

Champ : Produits alimentaires. Magasins présents chaque mois sur l’ensemble de la sous-période (seconds semestres 2021 et 2022).

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

TABLE 9 – Hétérogénéité de l'élasticité-prix de la demande selon les labels/marques

Variable dépendante : Modèle :	$\Delta \log(q)$				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Variables</i>					
$\Delta \log(p)$	-0.60*** (0.03)	-0.61*** (0.03)	-0.60*** (0.03)	-0.60*** (0.03)	-0.62*** (0.03)
$\Delta \log(p) \times \text{Nutriscore A}$	0.12*** (0.02)				
$\Delta \log(p) \times \text{origine France}$		0.09*** (0.02)			
$\Delta \log(p) \times \text{label Rouge}$			0.08 (0.06)		
$\Delta \log(p) \times \text{label AB}$				0.04 (0.03)	
$\Delta \log(p) \times \text{MDD}$					0.37*** (0.04)
<i>Effets fixes</i>					
magasin-EAN	✓	✓	✓	✓	✓
<i>Statistiques</i>					
Observations	3,908,222	5,122,420	5,122,420	5,122,420	5,122,420
R ²	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25
R ² Within	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03

Écarts-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses
*Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1*

Note : Le panel est restreint aux produits \times magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période. Le Nutriscore est manquant pour 23,7% des lignes (colonne 1)

Champ : Produits alimentaires \times magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

TABLE 10 – Élasticité-prix de la demande par sous-classe ECOICOP

Sous-classe Coicop	Libellé	Coefficient	Écart-type
01.1.1.1	Riz	-0,40	0,06
01.1.1.2	Farines et autres céréales	-0,20	0,07
01.1.1.3	Pain	-0,49	0,09
01.1.1.4	Autres produits de boulangerie	-0,65	0,03
01.1.1.5	Pizzas, quiches et plats cuisinés à base de céréales	-0,75	0,04
01.1.1.6	Pâtes alimentaires et couscous	-0,66	0,04
01.1.1.7	Céréales pour petit déjeuner	-0,56	0,04
01.1.1.8	Autres produits à base de céréales n.c.a.	-0,69	0,04
01.1.2.1	Boeuf et veau	-0,65	0,08
01.1.2.2	Porc		
01.1.2.3	Mouton, agneau et chèvre	-0,92	0,13
01.1.2.4	Volaille	-0,71	0,09
01.1.2.5	Autres viandes	-0,62	0,13
01.1.2.6	Abats comestibles	-0,95	0,67
01.1.2.7	Viande séchée, salée ou fumée	-0,76	0,03
01.1.2.8	Autres préparations à base de viande	-0,70	0,03
01.1.3.1	Poissons frais	-1,39	0,13
01.1.3.2	Poissons surgelés	-0,71	0,06
01.1.3.3	Fruits de mer frais		
01.1.3.4	Fruits de mer surgelés	-0,97	0,16
01.1.3.5	Poissons et fruits de mer séchés, fumés ou salés	-1,12	0,06
01.1.3.6	Autres conserves ou préparations à base de poisson et de fruits de mer	-0,68	0,04
01.1.4.1	Lait entier	-0,37	0,10
01.1.4.2	Lait demi-écrémé ou écrémé	-0,48	0,12
01.1.4.3	Lait longue conservation, en poudre ou concentré	-0,36	0,07
01.1.4.4	Yaourt	-0,40	0,05
01.1.4.5	Fromage et laits caillés	-0,62	0,04
01.1.4.6	Autres produits laitiers	-0,47	0,03
01.1.4.7	Oeufs	-0,63	0,08
01.1.5.1	Beurre	-0,53	0,10
01.1.5.2	Margarine et autres graisses végétales	-0,36	0,06
01.1.5.3	Huile d'olive	-0,79	0,06
01.1.5.4	Autres huiles alimentaires	-0,57	0,07
01.1.5.5	Autres graisses animales alimentaires	0,28	0,38
01.1.6.1	Fruits frais	-0,63	0,12
01.1.6.2	Fruits surgelés	-0,48	0,19
01.1.6.3	Fruits secs et fruits à coque	-0,65	0,05
01.1.6.4	Fruits en conserve et autres produits à base de fruits n.c.a.	-0,14	0,09
01.1.7.1	Légumes frais, hors pommes de terre et autres tubercules	-0,59	0,04
01.1.7.2	Légumes surgelés, sauf pommes de terre et autres tubercules	-0,66	0,19
01.1.7.3	Légumes secs, autres légumes en conserve ou transformés	-0,40	0,03
01.1.7.4	Pommes de terre	-0,18	0,05
01.1.7.5	Chips	-0,48	0,06
01.1.7.6	Autres tubercules et produits issus de tubercules	-0,54	0,09
01.1.8.1	Sucre	-0,31	0,17
01.1.8.2	Confitures, compotes et miel	-0,54	0,04
01.1.8.3	Chocolat	-0,77	0,03
01.1.8.4	Produits de confiserie (hors chocolat)	-0,61	0,04
01.1.8.5	Crèmes glacées et sorbets	-0,82	0,06
01.1.8.6	Succédané de sucre (sucettes)	-0,31	0,11
01.1.9.1	Sauces et condiments	-0,43	0,04
01.1.9.2	Sel, épices et herbes culinaires	-0,21	0,06
01.1.9.3	Aliments pour bébés	-0,31	0,04
01.1.9.4	Plats cuisinés n.c.a.	-0,68	0,04
01.1.9.9	Autres produits alimentaires n.c.a.	-0,51	0,04
02.2.1.1	Café	-0,88	0,04
02.2.1.2	Thés et infusions	-0,55	0,04
02.2.1.3	Cacao et chocolat en poudre	-0,50	0,07
02.2.2.1	Eaux minérales ou de source	-0,47	0,13
02.2.2.2	Boissons rafraichissantes	-0,62	0,07
02.2.2.3	Jus de fruits et de légumes	-0,70	0,04
02.1.1.1	Spiritueux et liqueurs	-0,84	0,05
02.1.1.2	Boissons faiblement alcoolisées		
02.1.2.1	Vin	-1,13	0,06
02.1.2.2	Boissons fermentées à base d'autres fruits	-0,48	0,09
02.1.2.3	Vins enrichis en alcool	-0,73	0,13
02.1.2.4	Boissons à base de vin	-0,67	0,11
02.1.3.1	Bières à basse fermentation	-0,70	0,04
02.1.3.2	Autres bières alcoolisées	-0,85	0,06
02.1.3.3	Bières à faible teneur en alcool ou sans alcool	-0,67	0,10
02.1.3.4	Boissons à base de bière	-0,36	0,45

Champ : Produits alimentaires × magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

TABLE 11 – Produits dont le poids/volume est connu

Classe ECOICOP	Part du chiffre d'affaires
01.1.1 Pain et céréales	55%
01.1.2 Viande	68%
01.1.3 Poissons et crustacés	62%
01.1.4 Lait, fromage et œufs	51%
01.1.5 Huiles et graisses	79%
01.1.6 Fruits	70%
01.1.7 Légumes	59%
01.1.8 Sucre, confiture...	42%
01.1.9 Autres	42%
01.2.1 Café, thé et cacao	44%
01.2.2 Autres boissons sans alcool	31%
02.1.1 Alcools	35%
02.1.2 Vins, cidres et champagne	60%
02.1.3 Bières	23%
Ensemble	51%

Lecture : les produits dont le poids est connu représentent 55% du chiffre d'affaires des produits de la catégorie "01.1.1 Pain et céréales".

Champ : produits alimentaires.

Source : Insee, données du groupe Casino, calculs des auteurs.

TABLE 12 – Substitution entre gammes de prix

Variable dépendante :	$\Delta \log(q)$			
Modèle :	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Variables</i>				
$\Delta \log(p)$	-0.46*** (0.05)	-0.72*** (0.03)	-0.50*** (0.04)	-0.69*** (0.04)
$\Delta \log(IP_{Q5})$	0.12*** (0.02)		0.10*** (0.01)	
$\Delta \log(IP_{Q1})$		-0.03** (0.01)		-0.06*** (0.01)
<i>Cinquième de prix</i>	Q1	Q5	Q1	Q5
<i>Variable de classement</i>	Prix unitaire		Prix rapporté au poids/volume	
<i>Effets fixes</i>				
magasin-EAN	✓	✓	✓	✓
<i>Statistiques</i>				
Observations	2,248,932	2,265,882	2,252,280	2,265,222
R ²	0.26	0.26	0.26	0.26
R ² Within	0.03	0.03	0.03	0.03

Écart-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses
*Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1*

Note : Q1 (resp. Q5) désigne les 20% des produits les moins (resp. plus) chers de leur sous-classe Coicop. Les équations estimées sont analogues à celles estimées dans la Table 3. Colonnes (1) et (2) : classement des produits selon le prix unitaire. Colonnes (3) et (4) : classement des produits selon le prix unitaire rapporté au poids/volume du produit.

Champ : Produits alimentaires (dont le poids/volume est connu) x magasins présents chaque mois sur toute la période

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

TABLE 13 – Caractéristiques moyennes par groupe de CATE

Variable	20% Plus Élastiques	20% Moins Élastiques	Différence	p-valeur
Élasticité-prix	-0.94	-0.26	0.68	0.00
<i>Coicop</i>				
01.1.1 Pain et céréales	0.14	0.21	0.07	0.00
01.1.2 Viande	0.08	0.05	-0.02	0.00
01.1.3 Poissons et crustacés	0.04	0.03	-0.02	0.00
01.1.4 Lait, fromage et œufs	0.08	0.12	0.04	0.00
01.1.5 Huiles et graisses	0.03	0.01	-0.02	0.00
01.1.6 Fruits	0.02	0.02	0.00	0.00
01.1.7 Légumes	0.03	0.14	0.11	0.00
01.1.8 Sucre, confiture...	0.08	0.10	0.01	0.00
01.1.9 Autres	0.05	0.19	0.14	0.00
01.2.1 Café, thé et cacao	0.07	0.03	-0.04	0.00
01.2.2 Autres boissons sans alcool	0.11	0.08	-0.03	0.00
02.1.1 Alcools	0.04	0.01	-0.03	0.00
02.1.2 Vins, cidres et champagne	0.16	0.01	-0.15	0.00
02.1.3 Bières	0.08	0.01	-0.06	0.00
<i>Label produit</i>				
MDD	0.08	0.10	0.02	0.00
Bio	0.08	0.09	0.01	0.00
Label Rouge	0.01	0.01	-0.00	0.00
Origine France	0.09	0.13	0.04	0.00
<i>Score produit</i>				
Groupe Nova	3.29	3.21	-0.08	0.00
Nutriscore	10.17	5.16	-5.02	0.00
Ecoscore	47.80	62.46	14.67	0.00
<i>Autres carac. produit</i>				
Nb occurrences 2nd semestre	11.48	9.98	-1.50	0.00
Prix > 3 euros	0.79	0.21	-0.58	0.00
<i>Filiale</i>				
DCF	0.52	0.67	0.15	0.00
monoprix	0.25	0.15	-0.09	0.00
franprix	0.23	0.17	-0.05	0.00
<i>Carac. magasin</i>				
Superficie	2 973	2 301	-671	0.03
<i>Carac. commune</i>				
Médiane du niveau de vie	23 890	23 447	-443	0.21
Part de résidences sec.	0.08	0.10	0.02	0.01
Nombre de résidences sec.	3 987	2 976	-1 010	0.00
Nombre de logements	52 562	36 832	-15 730	0.00
Population	86 015	60 456	-25 559	0.00
Surface	29.50	31.05	1.56	0.23
Densité	8 260	5 685	-2 575	0.00
Nombre d'équipements (bassin de vie)	7 273	5 002	-2 271	0.00
<i>Communes urbaines/rurales</i>				
Rural autonome très peu dense	0.00	0.00	0.00	0.28
Rural autonome peu dense	0.03	0.08	0.06	0.00
Rural sous faible influence d'un pôle	0.02	0.06	0.03	0.00
Rural sous forte influence d'un pôle	0.01	0.03	0.02	0.04
Urbain densité intermédiaire	0.18	0.26	0.08	0.00
Urbain dense	0.75	0.55	-0.20	0.00

Note : valeurs médianes de 100 itérations (bootstrap).

Champ : Produits alimentaires × magasins × mois observés en 2021 et 2022. Seconds semestres 2021 et 2022.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

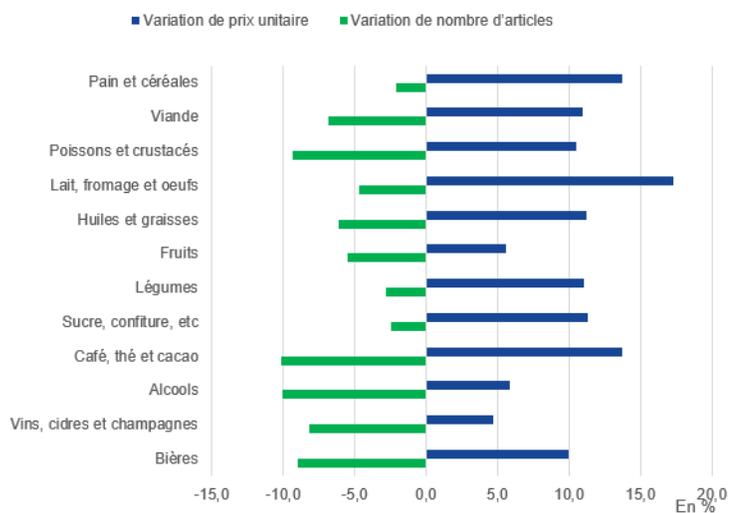
TABLE 14 – Corrélacion entre l’IPC alimentation et l’indice des prix calculé à partir des données de RelevanC

Classe ECOICOP	Corrélacion (Pearson)
01.1.1 Pain et céréales	0.805
01.1.2 Viande	0.836
01.1.3 Poissons et crustacés	0.484
01.1.4 Lait, fromage et œufs	0.878
01.1.5 Huiles et graisses	0.910
01.1.6 Fruits	0.100
01.1.7 Légumes	0.834
01.1.8 Sucre, confiture...	0.653
01.1.9 Autres	0.919
01.2.1 Café, thé et cacao	0.973
01.2.2 Autres boissons sans alcool	0.933
02.1.1 Alcools	0.833
02.1.2 Vins, cidres et champagne	0.579
02.1.3 Bières	0.457
Ensemble	0.835

Champ : Insee : alimentation ; données du groupe Casino : produits alimentaires × magasins × mois observés en 2021 et en 2022.

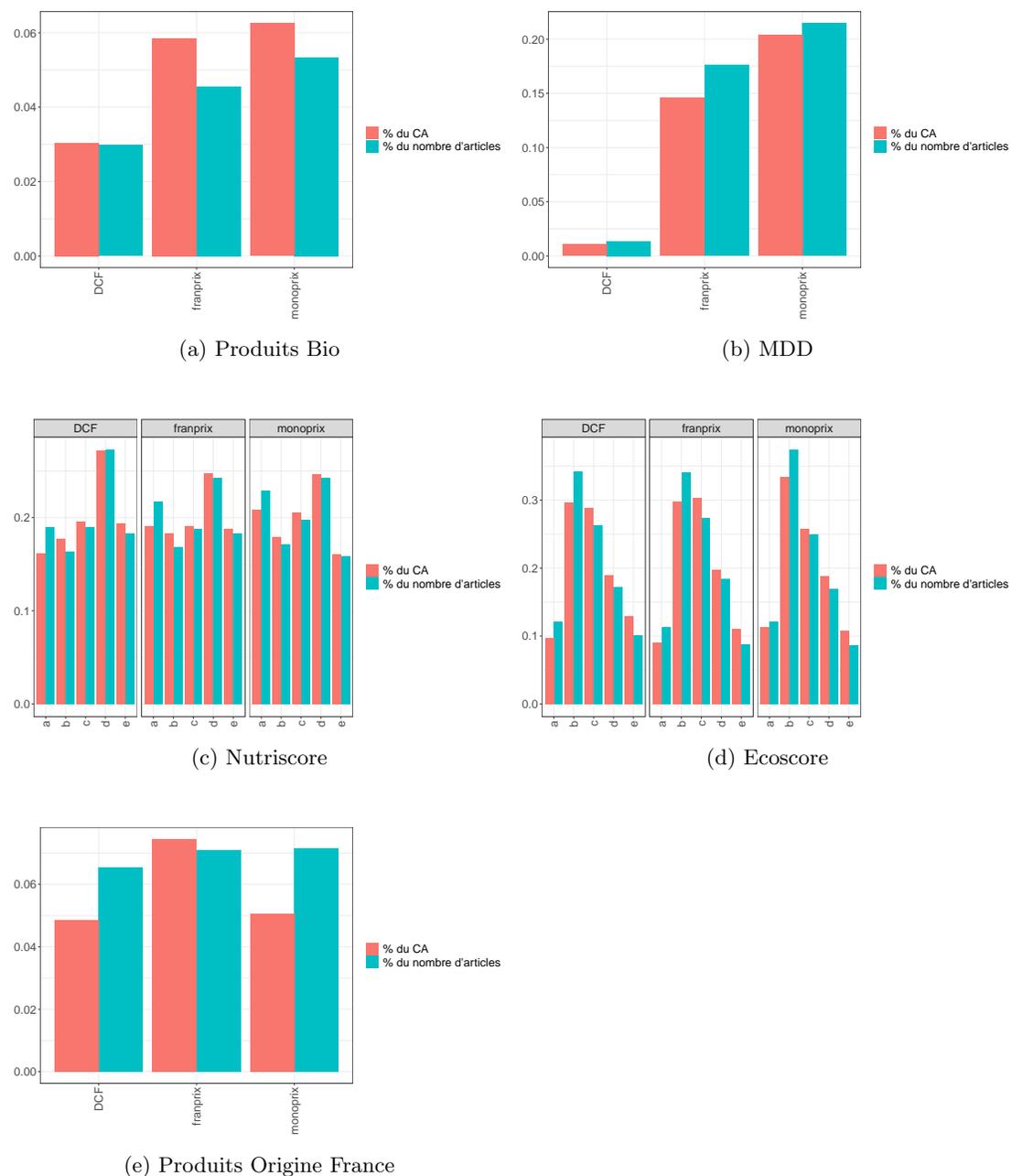
Source : Insee, données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 9 – Évolution des prix et des quantités achetées entre 2021 et 2022 selon la catégorie de produits



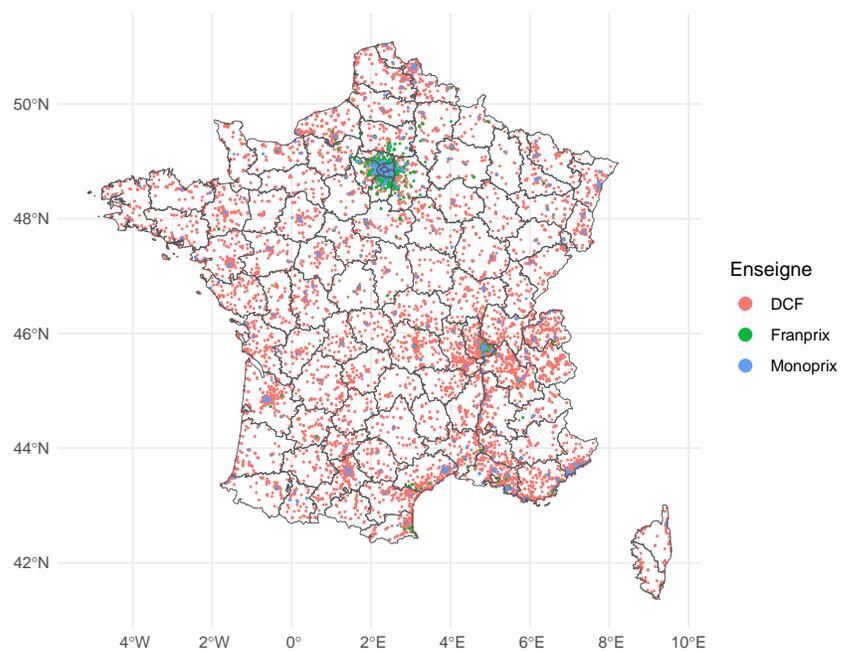
Champ : produits × magasins présents sur l'ensemble de la période.
 Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 10 – Part du CA et des produits par filiale et par catégorie : Bio, marque de distributeur (MDD), nutriscore, ecoscore, origine France



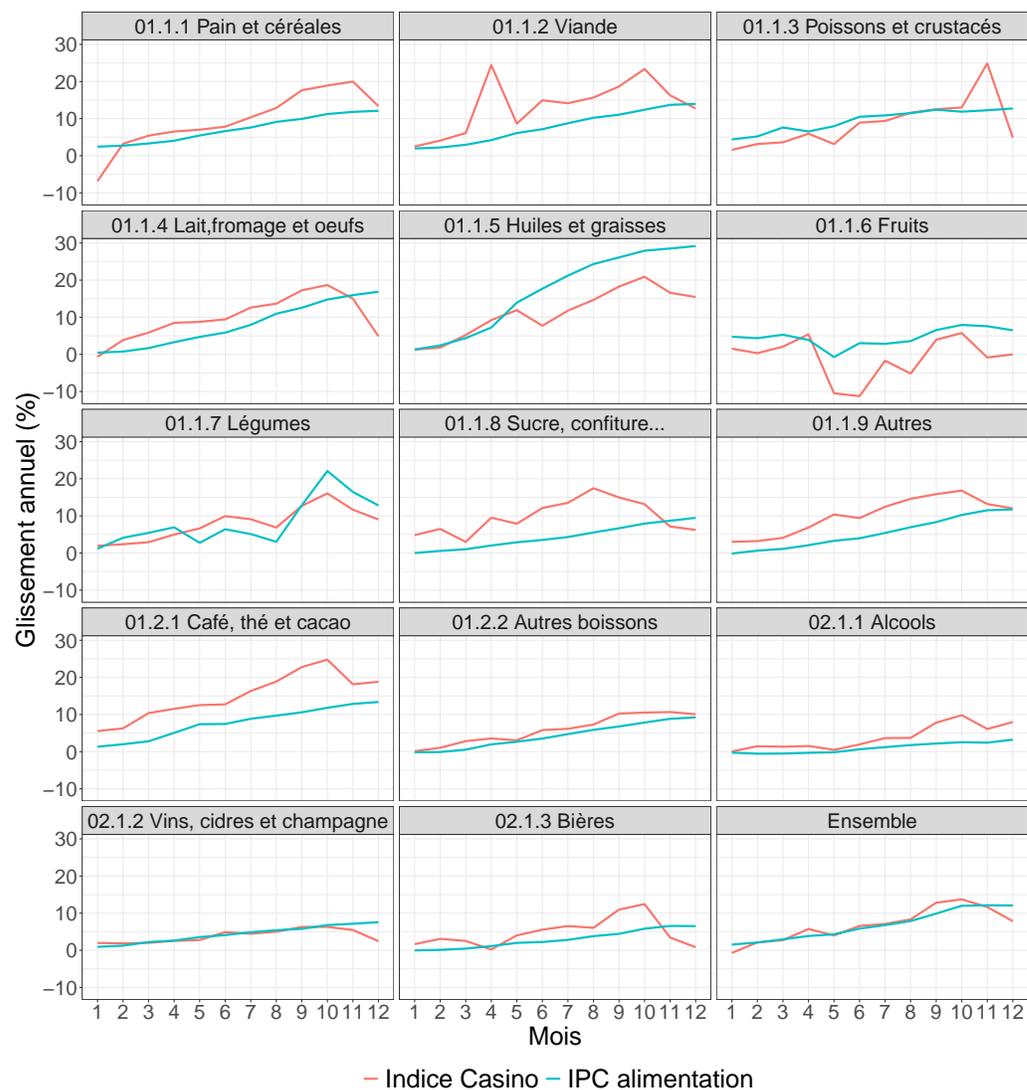
Note : DCF : Distribution Casino France
 Lecture : 3% des produits vendus dans la filiale DCF en 2021-2022 sont labellisés "Bio".
 Champ : Produits alimentaires vendus dans les magasins du groupe Casino.
 Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 11 – Répartition géographique des magasins du groupe Casino



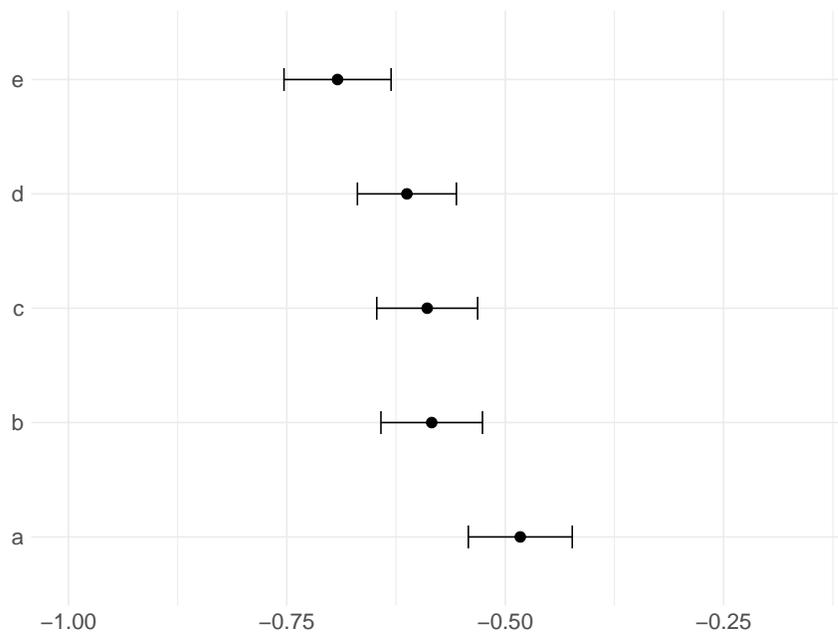
Note : DCF : Distribution Casino France
Champ : Magasins du groupe Casino, France métropolitaine.
Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 12 – Indice des prix alimentaires, glissement annuel entre 2021 et 2022 par classe ECOICOP : IPC (Insee), relevanC (toutes enseignes).



Note : les indices incluent les boissons alcoolisées.
 Champ : Insee : alimentation ; données du groupe Casino : produits alimentaires × magasins × mois observés en 2021 et en 2022.
 Source : Insee, données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 13 – Élasticité-prix de la demande selon le Nutriscore



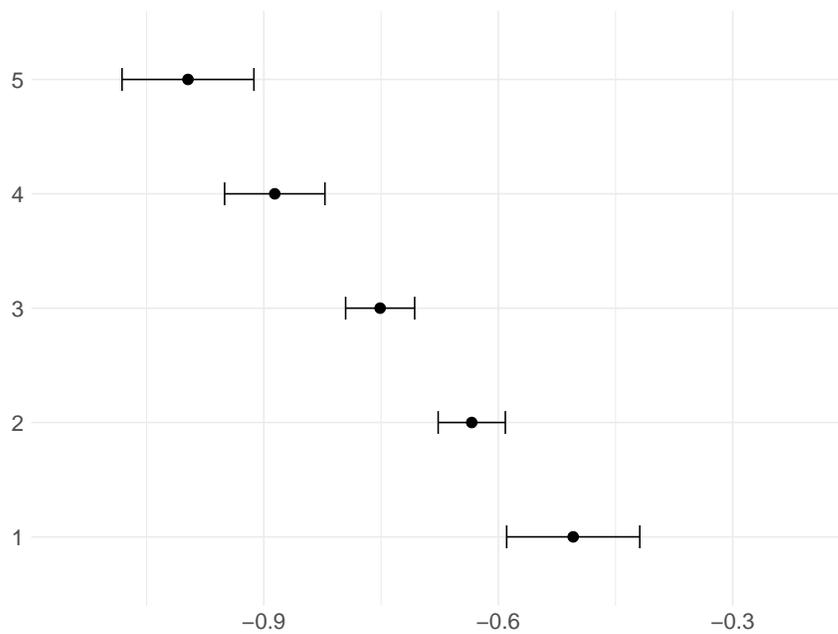
Note : Le Nutriscore est renseigné pour 55% des produits vendus.

Lecture : L'élasticité-prix des produits de Nutriscore A est de $-0,48$.

Champ : Produits alimentaires \times magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 14 – Élasticité-prix de la demande selon le cinquième de prix unitaire (classement dans l'ensemble des produits)

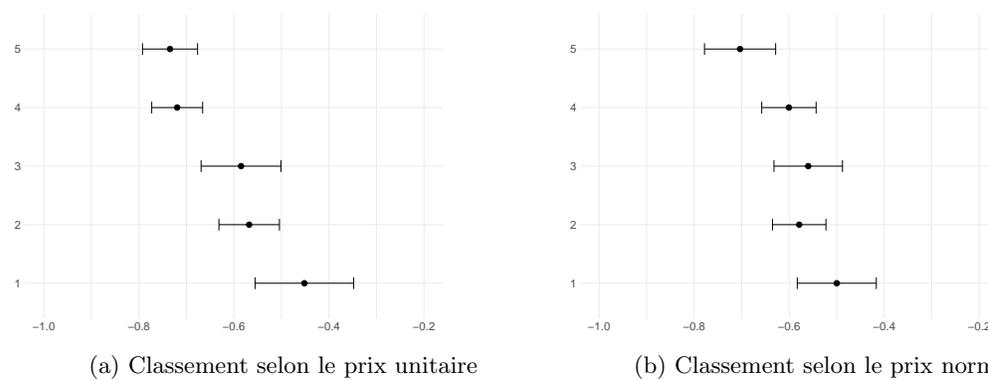


Lecture : l'élasticité-prix des produits parmi les 20% les plus chers (parmi la distribution totale des produits) est de -1.00 .

Champ : Produits alimentaires \times magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 15 – Élasticité-prix de la demande selon le cinquième de prix unitaire (classement au sein du poste ECOICOP)



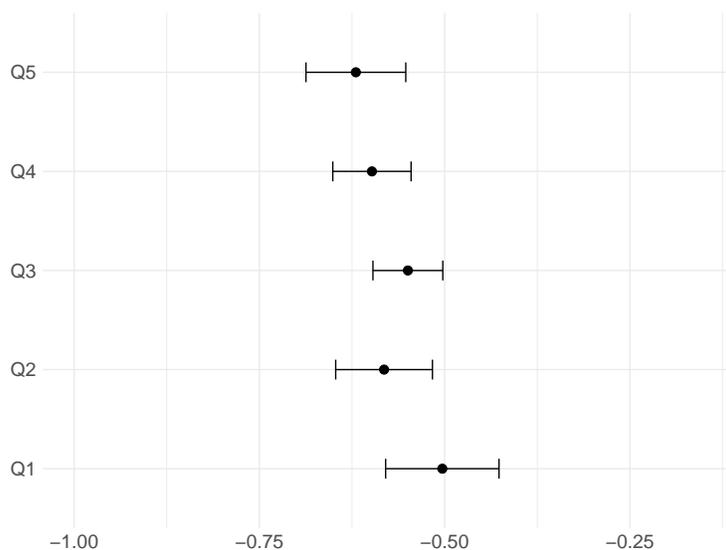
Note : les groupes correspondent aux cinquièmes de prix par poste ECOICOP au début de la période (1 correspondant aux produits les moins chers et 5 aux plus onéreux). Un poste ECOICOP est la classification la plus fine disponible.

Lecture : L'élasticité-prix des produits parmi les 20% les plus chers (dans la distribution des produits du même poste ECOICOP) est de $-0,73$ si l'on classe les produits selon leur valeur faciale (prix unitaire) et de $-0,70$ si l'on classe les produits selon leur prix rapporté à leur poids/volume (prix normalisé).

Champ : Produits alimentaires (dont le poids/volume est connu) \times magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 16 – Élasticité-prix de la demande selon le pouvoir de marché (classement au sein du poste ECOICOP)



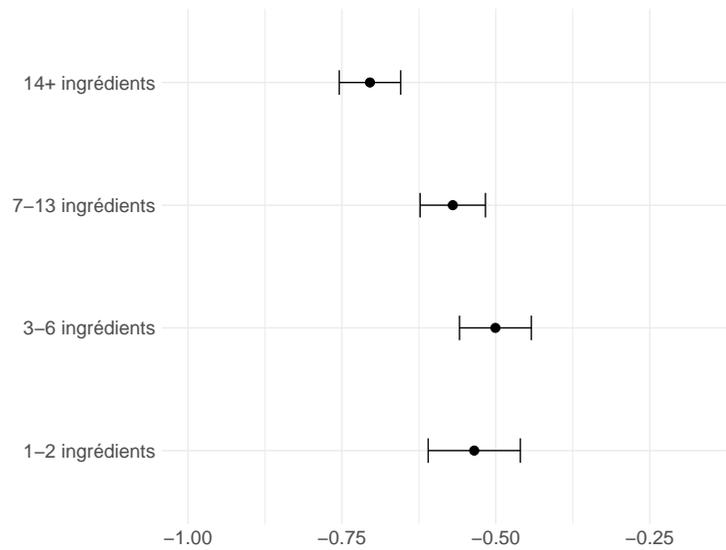
Note : Q1-Q5 désigne le cinquième de pouvoir de marché, mesuré comme la part du CA du produit dans le CA du poste ECOICOP.

Lecture : l'élasticité-prix des produits à fort pouvoir de marché (Q5) est de $-0,62$.

Champ : Produits alimentaires \times magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 17 – Élasticité-prix de la demande selon le nombre d'ingrédients



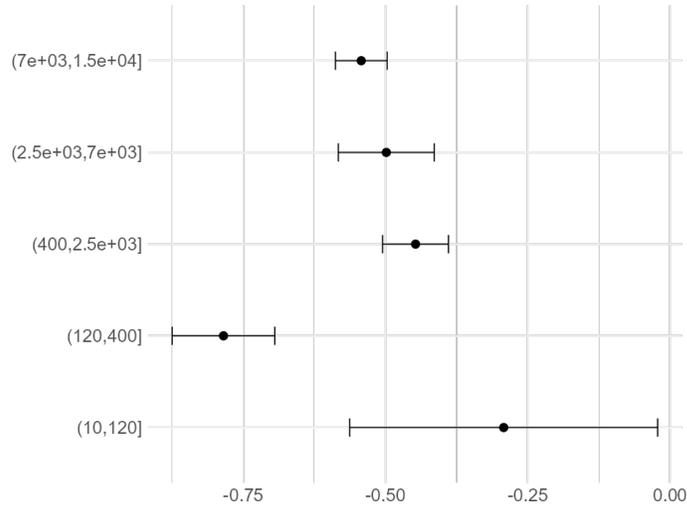
Note : Les classes d'ingrédients sont équilibrées sur le nombre de produits.

Lecture : l'élasticité-prix de la demande pour les produits composés d'un ou deux ingrédient(s) est en moyenne de $-0,53$.

Champ : Produits alimentaires \times magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période.

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

FIGURE 18 – Élasticité-prix de la demande selon la superficie du magasin en m^2



Lecture : L'élasticité-prix des produits vendus dans les très grandes surfaces (plus de $7000m^2$) est de $-0,54$.
 Champ : Produits alimentaires \times magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période et pour lesquels la superficie est renseignée (filiales DCF et Franprix uniquement).
 Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

B Analyses de sensibilité

B.1 Endogénéité des prix : stratégie de variable instrumentale

Dans cette sous-partie, nous employons deux stratégies instrumentales pour rassurer le lecteur sur la crédibilité de l'hypothèse selon laquelle les variations temporelles de prix sur lesquelles s'appuient nos estimations d'élasticité-prix (section 3.2) peuvent être considérées comme exogènes. Nous montrons ici que, dans le cadre de notre stratégie d'identification, des modèles instrumentés et non instrumentés aboutissent à des estimations très proches. Nous avons eu recours à deux types de variables pour instrumenter les prix. Premièrement, à la manière de DellaVigna et Gentzkow (2019), nous aimerions instrumenter par les prix dans les autres magasins. Comme nous ne les connaissons pas, nous instrumentons par l'indice des prix par poste ECOICOP (qui dépend très faiblement des prix du groupe Casino car ce dernier représente une faible part de marché). Deuxièmement, comme Chintagunta et al. (2005), nous instrumentons par les prix de production des produits, avec différents délais. Ces prix, obtenus grâce à l'enquête OPISE à partir des mêmes traitements que

ceux effectués par Chelly (à paraître), sont disponibles pour environ 1% de nos produits. Pour cet instrument seulement, et pour ne pas trop réduire la taille de notre panel, nos estimations portent sur l'ensemble des magasins (au lieu de l'échantillon de 10% mobilisé dans l'analyse principale). Les estimations instrumentées sont présentées dans les Tableaux 15 et 16 et dévient très peu de l'estimation OLS. Ces résultats confortent notre hypothèse selon laquelle la forte variabilité temporelle des prix est majoritairement exogène sur la période étudiée (après correction des variations saisonnières).

TABLE 15 – Estimations de l'élasticité-prix en instrumentant par l'indice des prix de la catégorie Coicop

Variable dépendante :	log(q)	
Modèle :	(1)	(2)
<i>Variables</i>		
log(p)	-0.66*** (0.02)	-0.67*** (0.04)
Spécification	OLS	IV
<i>Effets fixes</i>		
magasin-mois-EAN	✓	✓
<i>1ère étape IV</i>		
log(IPC_{Coicop})		1.47*** (0.06)
F-stat		6 119 432
Wu-Hausman stat		30
<i>Statistiques</i>		
Observations	10,583,160	10,582,464
R ²	0.89	0.89
R ² Within	0.03	0.03

Écart-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses

*Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1*

Champ : produits alimentaires (Coicop 1 ou 2.1) × magasins présents chaque mois de la période (24 mois).

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

TABLE 16 – Estimations de l'élasticité-prix en instrumentant par le prix de production

Variable dépendante : Modèle :	(1)	(2)	log(q) (3)	(4)	(5)
<i>Variables</i> log(p)	-0.63*** (0.01)	-0.61*** (0.02)	-0.63*** (0.02)	-0.67*** (0.02)	-0.65*** (0.02)
Spécification	OLS	IV	IV	IV	IV
Délai instrument (mois)		0	1	2	3
<i>Effets fixes</i> magasin-mois-EAN	✓	✓	✓	✓	✓
<i>1ère étape IV</i> log(p_{prod})		0.42*** (0.01)	0.45*** (0.01)	0.50*** (0.01)	0.53*** (0.01)
F-stat		269 463	244 309	240 569	205 874
Wu-Hausman stat		10	0.6	16	2
<i>Statistiques</i> Observations	1,866,680	1,866,680	1,866,680	1,866,680	1,866,680
R ²	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92
Within R ²	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04

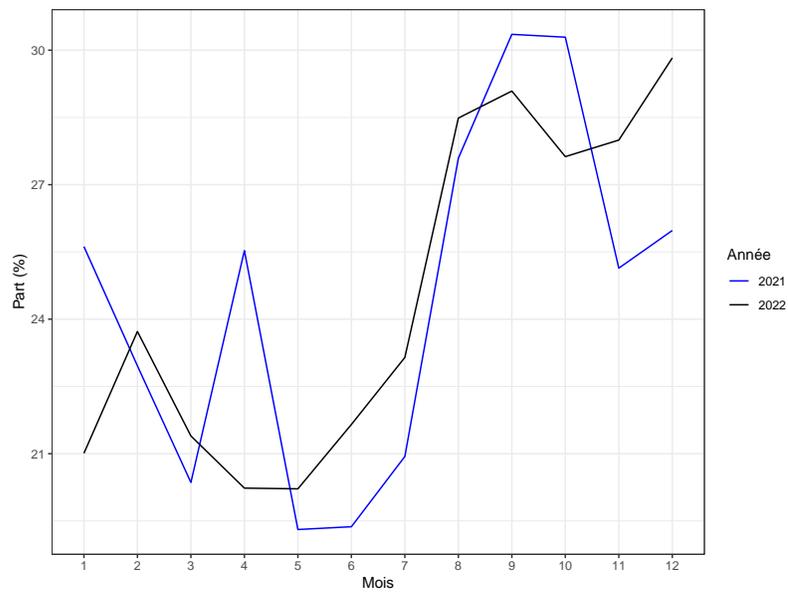
Écart-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses

*Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1*

Champ : produits alimentaires (Coicop 1 ou 2.1) × magasins présents chaque mois de la période (24 mois) dans les données du groupe Casino et présents dans les données OPISE.

Source : données du groupe Casino, données de l'enquête OPISE, calculs des auteurs.

FIGURE 19 – Part de produits affichés en promotion



Champ : Produits × magasins présents chaque mois sur l'ensemble de la période.
Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

B.2 Évolution de la part des ventes en promotion : traitement des zéros

Dans la section 3.1, nous étudions l'effet d'une hausse de l'indice des prix sur la part de chiffre d'affaires que représentent les remises dans les ventes. Comme cette part peut être nulle, nous avons choisi d'exclure les observations nulles avant de passer au log. De nombreuses autres méthodes existent pour traiter les zéros (ajout d'une constante, utilisation de l'arcsin hyperbolique plutôt que du log, etc.). Cependant, J. Chen et Roth (2024) montrent que si le traitement (dans notre cas, le prix) affecte la marge extensive, il est possible d'obtenir un effet de traitement de n'importe quelle ampleur selon le changement d'échelle utilisé avant d'appliquer le logarithme. Cette dépendance arbitraire provient du fait qu'un effet en pourcentage au niveau individuel n'est pas bien défini pour les individus dont le résultat passe de zéro à une valeur non nulle après traitement, et que les unités de la variable de résultat déterminent implicitement le poids que l'effet moyen du traitement d'une transformation logarithmique accorde à la marge extensive. Nous vérifions donc ici que notre traitement (le prix) n'affecte pas notre variable dépendante (la part de remises) à la marge extensive. Nous trouvons qu'en remplaçant la variable dépendante dans l'équation 1 par une variable binaire (qui vaut 1 si la part de remise est nulle et 0 sinon), le coefficient β est non significatif (Colonne 3 du Tableau 17). Le prix n'influence donc pas significativement les ventes en promotion à la marge extensive. Le fait d'exclure les zéros de notre régression ou bien d'ajouter une constante (ici, nous avons choisi d'ajouter le premier centile des valeurs non nulles) avant de prendre le log n'est donc pas soumis au biais décrit par J. Chen et Roth (2024), et donne une estimation proche (respectivement 0.38 et 0.31).

TABLE 17 – Modification du comportement d’achat de produits en promotion face à une hausse de prix

Variable dépendante : Modèle :	log(Part de remise) (1)	log(C1 + Part de remise) (2)	$\mathbf{1}_{\text{Part de remise} = 0}$ (3)
<i>Variables</i> log(IPC alimentation)	0.38*** (0.10)	0.31*** (0.08)	-0.02 (0.01)
Exclusion des zéros	✓		
<i>Effets fixes</i> magasin-mois	✓	✓	✓
<i>Statistiques</i> Observations	35,514	45,144	45,144
R ²	0.94	0.97	0.98
Within R ²	0.009	0.007	0.000

Écart-types clusterisés au niveau magasin entre parenthèses

*Seuils de significativité : *** : 0.01, ** : 0.05, * : 0.1*

Note : Colonne 1 : les observations avec une part de remise nulle sont exclues de la régression. C1 désigne le premier centile des parts de remise, après exclusion des zéros.

Champ : magasins présents chaque mois sur l’ensemble de la sous-période (seconds semestres 2021 et 2022).

Source : données du groupe Casino, calculs des auteurs.

Liste des documents de travail récents de la Direction des Études et Synthèses Économiques*

* L'ensemble des documents de travail est disponible sur le site [Insee.fr](https://www.insee.fr)
Les documents de travail du Département des Etudes Economiques sont aussi référencés sur le site [Repec](https://repec.insee.fr/).

Les derniers DT parus sont les suivants :

<u>2025-18</u>	La réforme du taux statutaire de l'Impôt sur les Sociétés O. ARNAL, U. DI NALLO, J-P. MARTIN
<u>2025-16</u>	Effets de l'isolation thermique des logements sur la consommation réelle d'énergie résidentielle W. BABA MOUSSA, A. PAURON, J-B. SALOMOND, J. SIXOU
<u>2025-10</u>	Balance sheet policies and Central Bank losses in a HANK model C. LABROUSSE, Y. PERDEREAU
<u>2025-09</u>	Teleworking in the French private sector : a lasting but heterogenous shift shaped by collective agreements (2019-2024) P. ASKENAZY, U. DI NALLO, I. RAMAJO, C. THIOUNN
<u>2025-08</u>	Quels effets budgétaires et redistributifs des règles d'indexation des retraites ? D. BLANCHET, M. CHABAUD, T. OLIVIA, J. RUBIN
<u>2025-07</u>	Ralentissement de la productivité et démographie des entreprises : quel lien ? C. ALAIS, S. SCOTT
<u>2025-06</u>	Flood and Residential Mobility in France C. LE THI, K. MILLOCK, J. SIXOU
<u>2025-05</u>	Vers une meilleure prise en compte de l'hébergement via des plates-formes en ligne au sein des comptes nationaux P. ASKENAZY, A. BOURGEOIS
<u>2025-04</u>	Le bonheur est dans le prix : Estimation du patrimoine immobilier brut des ménages sur données administratives exhaustives M. ANDRÉ, O. MESLIN
<u>2025-03</u>	Multinationales, balance commerciale et tissu productif (France 2000-2015) F. BOCCARA
<u>2025-02</u>	Made in France et réindustrialisation : une approche par les tableaux entrées-sorties internationaux A. BOURGEOIS, J. MONTORNES
<u>2024/24</u>	Reorganizing global supply-chains: Who, What, How and Where G. BARATTE, L. FONTAGNE, R. LAFROGNE-JOUSSIER
<u>2024/23</u>	The consumption response to unemployment - Evidence from French bank account data O. BONNET, F. LE GRAND, T. OLIVIA - X. RAGOT, L. WILNER
<u>2024/21</u>	Urban Heat Islands and Inequalities : Evidence from French Cities J. SIXOU - C. GRISLAIN-LETREMY - A. SOTURA
<u>2024/20</u>	Les déterminants de la dynamique des salaires en France : approches macro et sectorielles par la courbe de Phillips A. MOUTAABBID
<u>2024/19</u>	Follow the money? Workers' mobility, wages and amenities D. BABET - M. CHABAUD
<u>2024/18</u>	L'influence de l'âge d'entrée à l'école sur les compétences scolaires et socio-émotionnelles : une étude à partir de PISA P. GIVORD