



**HAL**  
open science

# Airbnb, Blablacar, Le Bon Coin ... Pourquoi et comment utilise-t-on les plateformes de consommation collaborative ?

Vincent Malardé, Thierry Pénard

## ► To cite this version:

Vincent Malardé, Thierry Pénard. Airbnb, Blablacar, Le Bon Coin ... Pourquoi et comment utilise-t-on les plateformes de consommation collaborative ?. 2018. hal-01757813

**HAL Id: hal-01757813**

**<https://hal.science/hal-01757813>**

Preprint submitted on 4 Apr 2018

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

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



**Centre de Recherche en Économie et Management**  
*Center for Research in Economics and Management*



University of Rennes 1

University of Caen Normandie

**Working Paper**

# Airbnb, Blablacar, Le Bon Coin ... Pourquoi et comment utilise-t-on les plateformes de consommation collaborative ?

**Vincent Malardé**

*Univ Rennes, CREM, CNRS, UMR 6211, F-35000 Rennes, France, and M@rsouin*

**Thierry Pénard**

*Univ Rennes, CREM, CNRS, UMR 6211, F-35000 Rennes, France, and M@rsouin*

April 2018 - WP 2018-03



UNIVERSITÉ  
CAEN  
NORMANDIE



UNIVERSITÉ DE  
RENNES 1

# AIRBNB, BLABLACAR, LE BON COIN ... POURQUOI ET COMMENT

## UTILISE-T-ON LES PLATEFORMES DE CONSOMMATION

### COLLABORATIVE ?

Vincent Malardé (CREM - Université de Rennes 1 - M@rsouin)

Thierry Pénard (CREM - Université de Rennes 1 - M@rsouin)\*

3 avril 2018

#### Résumé

Le succès de *Airbnb*, *Blablacar* ou *Le Bon Coin* témoigne de l'engouement des français pour les plateformes de consommation collaborative. Les récents travaux sur l'économie collaborative et l'économie du partage ont montré la diversité des motivations des utilisateurs : économiques, environnementales, idéologiques. Dans cet article nous cherchons à expliquer les déterminants des usages des plateformes de consommation collaborative, ainsi que des gains monétaires obtenus sur ces plateformes. En exploitant une enquête sur 2000 français âgés de plus de 18 ans, nous trouvons que les individus ayant des utilisateurs de plateformes dans leur entourage, un niveau de vie confortable, un niveau d'éducation élevé, et un niveau de confiance fort envers les autres, sont plus enclins à utiliser des plateformes collaboratives, et ont un usage plus diversifié de ces plateformes. Les effets varient selon le type de plateforme considéré et à l'intérieur de chaque type de plateforme, selon le rôle des utilisateurs (offreurs ou demandeurs). Enfin, les offreurs qui retirent les gains monétaires les plus élevés sur ces plateformes sont ceux qui ont un niveau de vie confortable et un niveau de confiance élevé, suggérant un renforcement des inégalités.

**Classification JEL :** L86

**Mots clés :** consommation collaborative, plateformes, confiance

---

\*Contact : [vincent.malarde@univ-rennes1.fr](mailto:vincent.malarde@univ-rennes1.fr) et [thierry.penard@univ-rennes1.fr](mailto:thierry.penard@univ-rennes1.fr), Faculté de Sciences Economiques, Université de Rennes 1, 7 place Hoche 35065 Rennes Cedex

# 1 Introduction

Covoiturage, partage de logements ou prêts entre particuliers, ces pratiques se sont fortement développées ces dernières années avec l'essor d'Internet et des applications mobiles. Le succès des plateformes comme *Airbnb*, *Leboncoin* ou *Blablacar* témoignent de l'engouement pour l'économie collaborative (location et vente de particulier à particulier, consommation collaborative...). La sensibilité aux questions environnementales contribue aussi à ces nouvelles formes de consommation qui privilégient le recyclage, les circuits courts et le partage. Dans cet article, nous nous intéressons au rôle des plateformes numériques qui sont au coeur de l'économie collaborative et suscitent des opinions contrastées. Ces plateformes constituent de réelles innovations économiques et sociales bénéfiques pour les utilisateurs et la société dans son ensemble : elles facilitent la mise en relation et les interactions entre individus, elles peuvent fournir des revenus complémentaires, créer du lien social, optimiser l'utilisation de certaines ressources sous exploitées. Mais certains reprochent à ces mêmes plateformes de concurrencer de manière déloyale les entreprises existantes, de favoriser l'évasion ou l'optimisation fiscale et de renforcer les inégalités.

Du point de vue théorique ces plateformes sont des marchés bifaces. Au sens de Rochet et Tirole (2003), une plateforme de consommation collaborative est un marché (ou plateforme) biface qui met en relation deux groupes d'utilisateurs (des offreurs et des demandeurs), chaque groupe valorisant la présence d'utilisateurs sur l'autre face. Par exemple, un hôte sur une plateforme d'hébergement aura plus d'utilité si le nombre de voyageurs à la recherche d'un logement est élevé, et, inversement, un voyageur aura plus d'utilité à utiliser la plateforme si le nombre de logements proposés est élevé. Ces effets positifs s'appellent des externalités de réseaux croisées. Le succès d'une plateforme dépend de sa capacité à attirer une masse critique d'utilisateurs sur les deux faces et à stimuler les effets de réseaux croisés (Evans (2009)). Généralement cela passe par des subventions croisées (ou des tarifications asymétriques) entre les deux faces d'utilisateurs (Rochet et Tirole (2006), Caillaud et Jullien (2003)) et par la mise en place de systèmes de notation et de réputation (Tadelis (2016)).

L'objectif de cet article est de comprendre pourquoi et comment les plateformes de consommation collaborative sont utilisées. En particulier, nous souhaitons savoir si l'utilisation de ces plateformes s'est diffusée dans l'ensemble de la population, ou si elle se concentre sur certaines caté-

gories d'individus. Quels sont les facteurs stimulant les usages et les éventuels freins? <sup>1</sup>. Savoir qui sont les utilisateurs de plateformes numériques peut avoir des implications en termes de politiques publiques. Si les décideurs publics souhaitent encourager le développement de la consommation collaborative, pour des considérations environnementales par exemple, une meilleure connaissance du profil des non utilisateurs peut permettre d'identifier les freins et de communiquer de manière plus ciblée. Une meilleure connaissance des usages et des gains retirés permet aussi d'éclairer les débats sur la régulation et la taxation des plateformes de consommation collaborative.

Notre étude exploite une enquête réalisée auprès de 2000 individus représentatifs de la population française en 2016 (enquête Marsouin). Cette enquête couvrait l'usage de trois grandes catégories de plateformes : les places de marché, d'hébergement et de covoiturage. Nos résultats font ressortir des inégalités dans l'accès et l'usage de ces plateformes et dans les revenus obtenus. Le niveau d'éducation a un effet positif sur la probabilité d'être offreur sur une plateforme collaborative, tout comme le niveau de revenu mais seulement sur les plateformes d'hébergement. Nous observons aussi un effet significatif du niveau de revenu sur les gains monétaires obtenus sur ces plateformes. Enfin, le degré de confiance dans les autres, et l'entourage, jouent un rôle important dans la décision d'utiliser une plateforme, d'être offreur et sur les revenus générés.

Il existe peu de travaux sur l'usage des plateformes de consommation collaborative. Notre étude est une des premières à proposer une analyse économétrique des profils des utilisateurs selon les catégories de plateformes et selon le rôle occupé sur ces plateformes. La plupart des études se limitent à l'étude des profils et des motivations des utilisateurs sur une seule catégorie de plateformes (voire sur une seule plateforme) et développent des approches essentiellement qualitatives. Par exemple, Quattrone *et al.* (2016) montrent que les hôtes d'*Airbnb* dans les quartiers centraux de Londres sont plutôt jeunes et éduqués. Hamari et Ukkonen (2015) observent que les pratiques de consommation collaborative ont des motivations principalement écologiques et monétaires. Schor (2017) à partir d'entretiens qualitatifs observe que les plateformes collaboratives attirent des utilisateurs éduqués, disposant d'un capital économique et culturel supérieur à la moyenne, et souligne le risque d'un renforcement des inégalités si l'utilisation de ces plateformes génère d'importants avantages monétaires et non monétaires.

---

1. Dans cet article le terme « utilisation » a un sens proche du terme « adoption ». La différence vient du fait que les enquêtés renseignent leurs usages au cours de l'année passée. Il est donc possible d'avoir des utilisateurs non actifs sur les douze dernier mois (c'est à dire des individus qui ont testé ces plateformes et ont cessé de les utiliser)

Cet article peut aussi être relié à la littérature sur l'adoption et la diffusion des innovations. Les plateformes collaboratives portent de nouveaux modèles d'affaires et de consommation et peuvent être perçues comme des innovations « discontinues », au sens de Robertson (1967). Cette littérature montre que les premiers adopteurs sont généralement plus jeunes et plus éduqués (Arts et Bijmolt. (2011)). Goldfarb et Prince. (2008) ou Drouard (2011) montrent que les premiers utilisateurs d'Internet avaient un niveau de revenu et d'éducation élevé.

Nous pouvons aussi faire un lien avec la littérature sur la consommation durable, écologique ou éthique puisque les plateformes collaboratives peuvent être adoptées pour des raisons environnementales, idéologiques ou éthiques (Hamari et Ukkonen (2015)). Starr (2009) montre que la consommation éthique est souvent corrélée avec des revenus et des niveaux d'éducation élevés.

Cet article est organisé de la façon suivante : la section 2 présente les catégories de plateformes collaboratives, définit les variables d'intérêt et décrit leurs effets attendus, la section 3 présente les données et quelques statistiques descriptives, la section 4 est consacrée aux déterminants de l'utilisation des plateformes collaboratives, la section 5 est consacrée aux différences entre le côté offre et le côté demande, la section 6 est consacrée aux gains monétaires obtenus par les particuliers offreurs, la conclusion revient sur les résultats principaux et leurs implications.

## 2 Cadre conceptuel

### 2.1 Typologie et caractéristiques des plateformes collaboratives

Selon la classification de Rachel Botsman (Botsman et Rogers (2010)), il existe trois catégories de plateformes collaboratives : 1) les places de marché qui mettent en relation des particuliers souhaitant vendre et acheter (par exemple *Leboncoin*), 2) les plateformes de partage qui permettent à des individus de partager des biens ou des ressources sous utilisés à titre gratuit ou contre rémunération (par exemple *Blablacar*, *Airbnb* ou *Drivy*) et 3) les plateformes « à la demande » qui permettent à des individus de répondre à des demandes de consommateurs ou de leur rendre des services de livraison, de transport ou de services à la personne (par exemple *Uber*, *Deliveroo*, *TaskRabbit*). Dans cet article nous ne considérons que les deux premières catégories de plateformes, la dernière relevant de moins en moins de l'économie collaborative. Le périmètre de notre étude se limite aux places de marché entre particuliers et, au sein des plateformes de partage,

aux plateformes d'hébergement et de covoiturage. Ces trois types de plateformes sont toutes des plateformes bifaces avec d'un côté des utilisateurs qui offrent des biens ou des services (vendeurs, conducteurs ou hôtes) et de l'autre des utilisateurs qui demandent ces biens ou services (acheteurs, passagers, voyageurs). Elles se caractérisent par d'importants effets de réseau croisés. Toutefois, ces trois catégories de plateformes présentent quelques spécificités que nous synthétisons dans le tableau suivant :

**Tableau 1 – Analyse comparée des plateformes collaboratives**

	Hébergement	Covoiturage	Place de marché
Interactions hors ligne	moyenne	forte	faible
Externalités locales/de voisinage	faible	forte	moyenne
Poids des offreurs professionnels	moyen	faible/nulle	élevé

Les places de marché, les plateformes de covoiturage et d'hébergement se distinguent par le degré d'interactions hors ligne (hors plateforme) et d'externalités locales et par la proportion d'utilisateurs professionnels. Dans le cas des plateformes d'hébergement, les offreurs et les demandeurs se rencontrent physiquement lorsque les voyageurs séjournent dans le logement de l'hôte, et peuvent passer un peu de temps ensemble. Toutefois, ces interactions sociales sont moins fortes lorsque les hôtes sont des professionnels ou des multipropriétaires, ce qui est de plus en plus le cas sur des plateformes comme *Airbnb*. Pour les plateformes de covoiturage, les interactions en face à face sont plus intenses puisque le conducteur et ses passagers sont amenés à voyager ensemble et peuvent discuter tout le temps du trajet. Par ailleurs, les effets de réseau sont localisés : l'utilité d'une plateforme de covoiturage pour un individu tient au nombre d'utilisateurs à proximité (dans la même zone géographique). Ces externalités de voisinage ne jouent pas dans les plateformes d'hébergement car les voyageurs ne cherchent pas un logement là où ils habitent, mais là où ils souhaitent se déplacer. Pour les places de marché, les échanges peuvent être aussi bien locaux que distants, mais les interactions sociales sont limitées (surtout si la transaction se fait à distance). Par ailleurs, les vendeurs professionnels peuvent représenter sur certaines places de marché, une large part des transactions.

Il est important de garder à l'esprit que même à l'intérieur d'une catégorie de plateforme, il peut exister différents modèles (en termes de tarification, de services et de sécurité). Par exemple, au sein des places de marché, *PriceMinister* ou *eBay* ont mis en place un système de notation des vendeurs alors qu'il n'existe rien de comparable sur *Leboncoin*.

Nous souhaitons voir en quoi les spécificités de ces trois catégories de plateformes peuvent expliquer des différences dans les profils des utilisateurs et les déterminants des usages. Dans un premier temps, nous allons présenter les facteurs ou variables pouvant déterminer l'utilisation de ces plateformes, en indiquant les effets attendus.

## 2.2 Les facteurs déterminants dans l'utilisation des plateformes collaboratives

**Le niveau de confiance** Dans les plateformes de particulier à particulier, les asymétries d'information sont un problème central. Akerlof (1970) montre comment l'incertitude concernant la qualité des biens offerts à la vente peut empêcher tout échange d'avoir lieu. Les plateformes peuvent surmonter ce problème en mettant en place des systèmes de notation et de réputation (Tadelis (2016)). Mais, il est important que les individus accordent de la crédibilité à ces systèmes et plus largement fassent confiance aux utilisateurs de ces plateformes. Nous faisons donc l'hypothèse que plus un individu déclare avoir confiance dans les autres, et plus sa probabilité d'utiliser une plateforme collaborative sera élevée.

**L'entourage et le voisinage géographique** L'entourage ou le voisinage d'un individu peut jouer un rôle déterminant dans sa décision d'adopter un nouveau service, en lui apportant des conseils, en l'aidant dans son apprentissage du service ou en réduisant l'incertitude sur les gains et les coûts de ce service. Goolsbee et Zittrain (1999) montrent par exemple qu'un individu aura d'autant plus de propension à acheter en ligne que son entourage achète en ligne. Nous faisons l'hypothèse que les individus ayant des utilisateurs de plateformes collaboratives dans leur entourage sont plus susceptibles d'utiliser eux aussi une plateforme, et ce pour au moins trois raisons. Premièrement, un individu ayant des utilisateurs de plateforme dans son entourage aura connaissance de l'existence du service plus facilement et bénéficiera de leurs retours d'expérience. Deuxièmement, les coûts d'apprentissage et les appréhensions sont plus faibles pour un individu ayant des utilisateurs dans son entourage qui peuvent l'aider (Manski (2000)). Troisièmement, les effets de réseau et l'utilité seront plus élevés, si un individu a plus d'utilisateurs de plateformes dans son voi-

sinage géographique ou son entourage social (Katz et Shapiro (1985); Farrell et Saloner (1985); Sundararajan (2007)).

**Le degré de sociabilité** Les utilisateurs de plateformes collaboratives, en particulier de covoiturage ou d'hébergement, sont amenés à avoir des interactions sociales en face-à-face avec d'autres utilisateurs. Quand ils partagent un trajet, un conducteur et un passager passent du temps ensemble et engagent des conversations. Ces interactions sont bien plus limitées dans le contexte de la vente entre particuliers, où les vendeurs et acheteurs se rencontrent plus brièvement. Nous faisons l'hypothèse que les individus très sociables trouveront plus d'utilité à être sur des plateformes de covoiturage ou d'hébergement. En revanche, le degré de sociabilité ne devrait pas avoir d'effet sur le choix d'utiliser ou non une place de marché.

**Le niveau de vie perçu (le revenu)** L'effet du revenu sur la probabilité d'utiliser une plateforme collaborative n'est pas clair. D'un côté, une part importante des participants à l'économie collaborative le font pour des raisons économiques (Hamari et Ukkonen (2015), Böcker et Meelen (2016), Schor (2017)). Les plateformes pourraient donc être plus attractives pour les individus ayant un revenu modeste. Mais d'un autre côté, les individus disposant de revenus confortables voyagent plus et sont donc plus susceptibles d'utiliser des plateformes d'hébergement et de covoiturage. De même, ils peuvent avoir plus de biens de valeur à vendre sur des places de marché, et plus de pouvoir d'achat pour acheter sur ces mêmes places de marché.

**L'âge et le niveau d'éducation** En règle générale, les premiers adopteurs de produit ou de service innovant sont plus jeunes et ont un niveau d'éducation plus élevé que la moyenne. Tel était le cas des premiers utilisateurs d'Internet (Kraut *et al.* (1996), Hoffman *et al.* (1996), Bellman *et al.* (1999), Goolsbee et Zittrain (1999), Le Guel *et al.* (2005), Kehoe *et al.* (1999)). De même, Adcock Jr *et al.* (1977) montrent que les premiers adopteurs de carte bancaire avaient un niveau élevé d'éducation (voir aussi Dickerson et Gentry (1983) et Im *et al.* (2003) pour des résultats similaires sur l'adoption d'ordinateurs personnels). Même si les plateformes collaboratives ne sont plus dans la phase de démarrage, elles sont encore très récentes et nous nous attendons donc à ce que la probabilité d'utiliser ces plateformes soit décroissante avec l'âge et croissante avec le niveau d'éducation.

**Les équipements et compétences numériques** Même si les plateformes collaboratives sont assez simples d'usage, elles nécessitent une certaine aisance avec le numérique. Elles requièrent de savoir installer une application et créer un compte pour accéder aux services, et dans certains cas de savoir payer en ligne. Parmi l'ensemble de la population ayant accès à Internet, il existe de fortes inégalités dans les capacités à se servir des services et applications numériques. Nous nous attendons à ce que l'utilisation de plateformes collaboratives soit plus fréquente ou intense chez les personnes disposant à la fois d'équipements (smartphones, tablettes, ...) et de compétences dans le numérique.

### **3 Panorama des usages des plateformes de consommation collaborative**

**L'échantillon** Les données proviennent d'une enquête réalisée sur 2000 français âgés de plus de 18 ans par l'Institut Harris. L'enquête s'est déroulée entre mai et juin 2016. L'échantillon est représentatif de la population française en terme de sexe, d'âge, de profession, et de répartition géographique.

En annexe, nous présentons l'ensemble des variables utilisées dans cette étude et leurs statistiques descriptives (voir tableau 10).

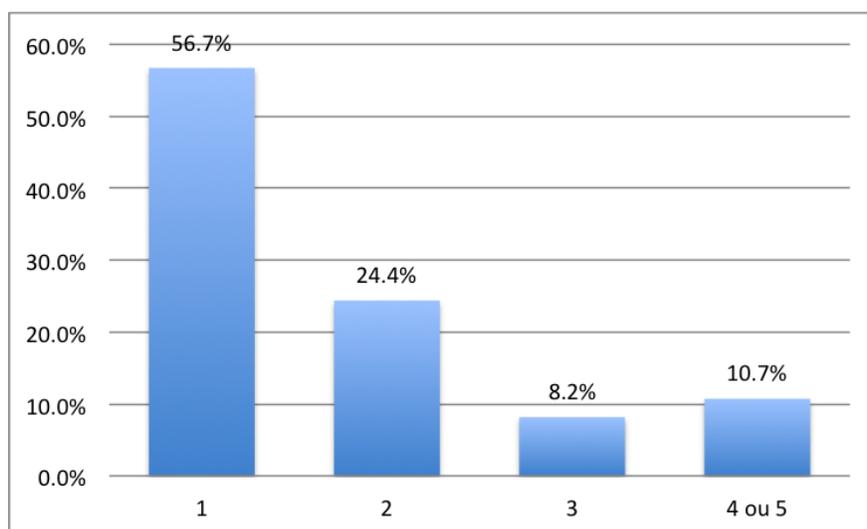
**Taux d'utilisation** Le tableau 2 présente les taux d'utilisation sur les douze derniers mois (entre mai 2015 et mai 2016) des trois grandes catégories de plateformes étudiées dans cet article. Le taux d'utilisation global est obtenu en prenant en compte non seulement les plateformes d'hébergement (*Airbnb, HomeAway, ...*), les plateformes de covoiturage (*Blablacar, iDVROOM, ...*), les places de marché (*Leboncoin, Ebay, PriceMinister, ...*), mais aussi les plateformes d'échange ou de prêt de biens et les plateformes de services entre particuliers. 70% des français de plus de 18 ans ont utilisé au moins une de ces plateformes entre 2015 et 2016. Ce chiffre témoigne de la forte diffusion des pratiques de consommation collaborative par l'intermédiaire de ces plateformes.

**Tableau 2 – Taux d'utilisation de plateformes au cours des 12 derniers mois**

Hébergement	Covoiturage	Place de marché	Global
20.5%	23%	64.1%	70.3%

**Diversité des usages** Le graphique 1 présente le pourcentage d'utilisateurs de plateformes actifs sur un seul type de plateforme, sur deux types, trois types, ou plus, au cours de l'année précédant l'enquête.

**Graphique 1 – Nombre de types de plateformes par utilisateur**



Nous constatons que les utilisateurs de plateformes collaboratives ont des usages plutôt spécialisés puisque 56,7% ne sont actifs que sur un seul type de plateforme. Seulement 10% sont présents sur tous les types de plateformes.

**Rôle des utilisateurs** Les plateformes collaboratives sont des marchés bifaces sur lesquels les utilisateurs peuvent se retrouver aussi bien du côté offreur que du côté demandeur. Il est donc possible pour certains utilisateurs d'être simultanément sur les deux faces. Pour chaque type de

plateforme, le tableau 3 indique quel est le pourcentage de la population qui est uniquement du côté de la demande, uniquement du côté de l'offre et des deux côtés à la fois.

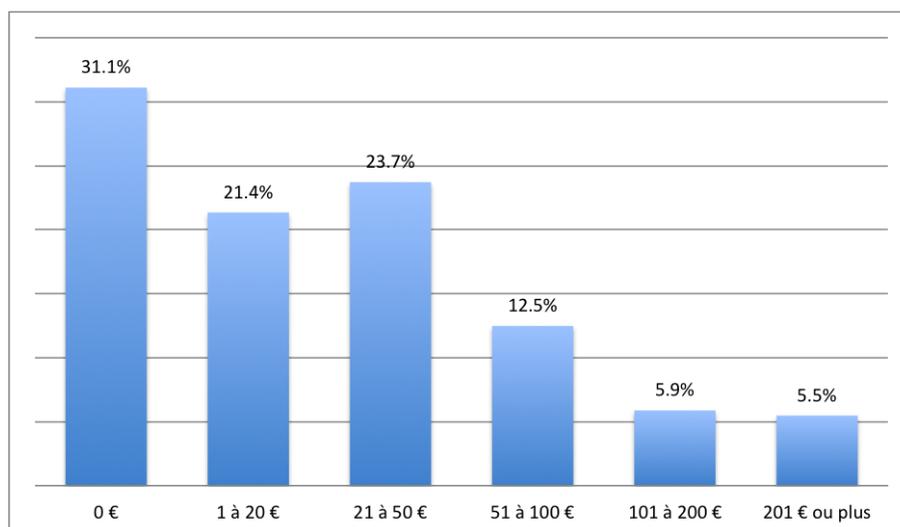
**Tableau 3 – Taux d'utilisation côté demande et côté offre par type de plateforme**

	Hébergement	Covoiturage	Places de marché
<b>Total utilisateurs</b>	20.5%	23%	64.1%
demandeurs	15.3%	10.01%	22.26%
offreurs	2.88%	7.66%	18.9 %
offreurs-demandeurs	2.32 %	5.33%	22.96 %

Les offreurs purs sont moins nombreux que les demandeurs purs, surtout sur les plateformes d'hébergement. Si on prend en compte tous les offreurs, seul 5.2% des personnes sondées déclarent avoir proposé des hébergements sur une plateforme de type *Airbnb* et 13% à avoir proposés des trajets sur une plateforme de covoiturage. En revanche, 41% ont vendu des objets sur une place de marché. Par ailleurs, plus d'un tiers des utilisateurs de ces places de marchés sont à la fois acheteurs et vendeurs (soit 22,9% des personnes interrogées).

**Gains monétaires des particuliers offreurs** Le graphique 2 représente la distribution des revenus obtenus par les offreurs, au cours des 30 derniers jours précédant l'enquête.

**Graphique 2 – Distribution des revenus des offreurs sur le dernier mois**



Sur l'ensemble des répondants ayant déclaré avoir utilisé une plateforme en tant qu'offreur, près d'un tiers (31,1%) n'a perçu aucun revenu sur le dernier mois. Plus de la moitié (52,8%) des offreurs ont obtenu moins de 20 euros. Seul 11,4% des utilisateurs ont gagné plus de 100 euros sur le dernier mois. La distribution des revenus issus de la consommation collaborative apparaît donc très inégale.

## 4 Quels sont les profils des utilisateurs de plateformes de consommation collaborative ?

### 4.1 Méthodologie

**Utilisation par type de plateforme** Pour chaque type de plateforme, nous modélisons la décision d'utilisation par l'individu  $i$  comme un choix binaire :

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{si l'individu } i \text{ a utilisé une plateforme au cours des 12 derniers mois} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Les déterminants de cette décision sont estimés avec un modèle probit binaire dans lequel les variables expliquées sont le degré de confiance et de sociabilité, le niveau de vie, le fait d'avoir dans

son entourage des utilisateurs de plateforme, l'usage fréquent d'un smartphone ou d'une tablette, ainsi que les variables socio-démographiques classiques (âge, éducation, sexe, nombre d'enfants, localisation). Pour mesurer la confiance, nous utilisons une question sur la confiance envers les autres : 24,9% des enquêtés déclarent qu'en règle générale, ils font fortement confiance aux autres (voir tableau 10). Le degré de sociabilité est mesuré par le temps passé avec des amis et au sein de clubs ou d'associations ; les variables indicatrices *temps amis* et *temps clubs* mesurent si oui ou non la personne passe du temps avec ses amis et dans des clubs ou associations « toutes les semaines ou presque ». Nous avons aussi inclus comme autres variables le fait de voter aux élections qui mesure le degré de civisme et d'inclusion sociale, et le degré d'aversion au risque qui peut être un frein à l'utilisation de plateformes collaboratives. Pour mesurer l'aversion au risque, nous avons demandé aux individus leur préférence entre un gain certain de 20 euros et un gain de 200 euros avec une chance sur dix. L'individu est considéré comme « averse au risque » lorsqu'il choisit le gain certain. Enfin pour l'utilisation de plateforme de covoiturage, nous ajoutons en variable de contrôle le nombre de voitures dans le ménage.

**Diversité des usages** Pour expliquer le nombre de catégories de plateformes utilisées, nous utilisons un modèle hurdle (Poisson-logit). Il s'agit d'un modèle de comptage modifié dans lequel la variable expliquée est traitée comme le résultat de deux processus générateurs, un premier génère les zéros et un deuxième génère les valeurs positives (Mullahy (1986), Cameron et Trivedi (1998)). Une loi binomiale détermine si la variable dépendante (nombre de plateformes) prend la valeur zéro (pour les non utilisateurs) ou une valeur positive (pour les utilisateurs), et une loi de Poisson génère les valeurs positives. En combinant ces deux lois on obtient la distribution non conditionnelle de la variable expliquée  $Y$  (nombre de catégorie de plateformes) :

$$Pr(Y = y) = \begin{cases} \pi, & y=0 \\ (1 - \pi) \frac{\lambda^y}{(e^\lambda - 1)y!}, & y=1,2,3,\dots \end{cases}$$

A partir de cette distribution, il est possible de dériver la vraisemblance individuelle et la log vraisemblance. Si les deux processus sont expliqués par les mêmes variables, le modèle hurdle revient à un simple modèle Poisson. Nous avons donc fait le choix d'inclure des variables qui affectent la décision d'utiliser une plateforme de consommation collaborative, mais qui n'influencent pas la nature des usages.

Les variables utilisées en première étape (modèle probit) et exclues de la deuxième étape (modèle Poisson) sont les suivantes :

- *utilisation de tablette et/ou smartphone* : ces équipements augmentent la probabilité d'utiliser des plateformes collaboratives, mais ne devraient pas avoir d'effets sur les types de plateformes fréquentées.
- *taxation inéquitable* : les individus qui estiment que les plateformes contournent les réglementations et échappent aux taxes devraient être moins enclins à les utiliser.
- *concurrence déloyale* : les individus qui estiment que les plateformes concurrencent de manière déloyale les acteurs traditionnels devraient être moins enclins à les utiliser.

## 4.2 Résultats

Le tableau suivant présente les effets marginaux dérivés des coefficients estimés de modèles probit, pour chaque type de plateforme (colonnes (1) (2) et (3) du tableau 4), ainsi que les coefficients estimés par le modèle Poisson de la régression hurdle (colonne (4)). Afin de tester la robustesse de ces modèles, nous estimons également un probit trivarié. Cette spécification peut améliorer l'estimation car pour chaque individu, la décision d'utiliser un type de plateforme est probablement corrélée avec la décision d'utiliser un autre type de plateforme. Nous présentons les résultats en annexe (tableau 11) et constatons que les coefficients sont proches de ceux estimés à l'aide de modèles probit séparés (tableau 13). Pour cette raison, nous avons choisi de commenter uniquement les résultats des modèles probit simples.

Tableau 4 – Modèle probit par type de plateforme et modèle Poisson

Variables explicatives	(1)	(2)	(3)	(4)
	Hébergement	Covoiturage	Places de marché	Diversité
âge : 25-34	-0.0195	-0.152***	0.0268	-0.07763
âge : 35-49	-0.107***	-0.260***	-0.0774**	-0.37287***
âge : 50-64	-0.132***	-0.277***	-0.0685*	-0.67725***
âge : 65/+	-0.185***	-0.380***	-0.0963**	-1.25746***
sexe : femme	0.0103	-0.0232	-0.0248	-0.02259
taille ville : <50k	0.00183	0.0397	-0.0578*	0.13040
taille ville : <200k	-0.00320	0.0748**	-0.0746**	0.19742**
taille ville : >200k	0.0238	0.0209	-0.0454*	0.13814*
Paris	0.0453*	-0.0688**	-0.124***	0.08488
BAC / BAC+1/+2	0.0336	0.0252	0.0186	0.07822
BAC+3/+4	0.0966***	0.0730**	0.0685**	0.20011*
BAC+5 ou plus	0.143***	0.0412	0.0557	0.30144***
1.revenu	0.0312	0.0214	0.00539	-0.02061
2.revenu	0.0916***	0.0782***	0.00437	0.23230***
nombre d'enfants	0.0157	0.0281***	0.0705***	0.10272***
utilisation d'une tablette	0.0822***	0.0512***	0.0706***	
utilisation d'un smartphone	0.00527	0.0150	0.0363	
confiance	0.0821***	0.116***	0.0816***	0.29256***
utilisateurs entourage	0.0886***	0.0996***	0.204***	0.32342***
élection	-0.0600***	-0.0410**	0.00416	-0.30593***
taxation inéquitable	-0.0102	0.0142	0.0323	
concurrence déloyale	0.0610***	0.0164	-0.0253*	
temps amis	0.0707***	0.0533***	-0.0290	0.06307
temps clubs	0.0170	0.0175	-0.0219	0.17477***
nb voit foyer		-0.0454***		
Observations	2000	2000	2000	2000
Pseudo R <sup>2</sup>	0.2017	0.2061	0.0930	

**Note :** Significativité des coefficients : \* Significatif à 10%, \*\* Significatif à 5%, \*\*\* Significatif à 1%. La modalité de référence pour la variable « âge » est « âge : 18-24 ». La modalité de référence pour la variable « taille de la ville » est « taille ville : <5k ». La modalité de référence pour le niveau d'éducation rassemble les individus sans diplôme, ayant le Brevet des collèges ou un CAP/BEP. La modalité de référence pour la perception du niveau de vie (approximation du revenu) rassemble les individus qui trouvent la vie « difficile » et ceux qui trouvent la vie « très difficile » avec leur revenu actuel.

Les résultats sont conformes aux effets attendus. La probabilité d'utilisation d'une plateforme de partage décroît avec l'âge quelle que soit la catégorie. L'effet négatif est plus accentué sur les plateformes de covoiturage. Un niveau d'éducation plus élevé accroît la probabilité d'utiliser une plateforme. Cet effet est nettement plus marqué pour les plateformes d'hébergement. Comme nous l'avions anticipé, le niveau de revenu a des effets contrastés sur l'usage des plateformes. Les individus ayant un niveau de vie confortable ont une probabilité plus grande d'utiliser une plateforme d'hébergement ou de covoiturage. En revanche, le revenu n'a aucun effet sur la fréquentation de places de marché.

Habiter Paris a un effet négatif sur l'utilisation de plateforme de covoiturage ou de place de marché et un effet positif sur l'utilisation de plateforme d'hébergement. Dans le premier cas, l'existence d'un réseau de transport en commun dense et la place centrale de Paris dans le réseau ferroviaire français expliquent le plus faible recours au covoiturage. Dans le second cas, nous pouvons penser que les habitants d'Ile-de-France se déplacent plus souvent en week-end ou vacances, et ont plus de facilité à trouver des locataires de courte durée sur des plateformes de type *Airbnb* pour louer leur logement laissé vacant, expliquant leur usage élevé des plateformes d'hébergement collaboratif. Nous constatons enfin que le covoiturage est plus fréquent chez les personnes habitant dans des villes de taille moyenne (entre 50 000 et 200 000 habitants) ou n'ayant pas de voiture. Les places de marché sont de leur côté plus fréquemment utilisées par les habitants de petites communes (moins de 5 000 habitants).

Notons enfin que le sexe n'a pas d'effet sur l'utilisation des plateformes de consommation collaborative, mais que la probabilité d'utiliser une plateforme de covoiturage ou une place de marché augmente avec le nombre d'enfants. Concernant les usages numériques, seule la possession d'une tablette et son utilisation plusieurs fois par semaine a un effet positif sur l'utilisation de

plateformes collaboratives (alors que l'usage quotidien d'un smartphone n'a aucun effet).

Nous allons à présent discuter des effets des variables de confiance, de sociabilité et d'entourage sur la consommation collaborative. Quelle que soit la catégorie de plateforme considérée, la présence d'utilisateurs de plateforme dans l'entourage a un effet positif. Ce résultat souligne le rôle déterminant des amis et de la famille pour faire connaître les services de ces plateformes et inciter à les utiliser. Cet effet positif de l'entourage ressort particulièrement pour les places de marché.

De même, une confiance élevée dans les autres augmente la probabilité d'utiliser des plateformes collaboratives. Ce résultat était attendu car les plateformes se caractérisent par de fortes asymétries d'information et des risques de comportements opportunistes entre utilisateurs. Certaines plateformes mettent en place des dispositifs pour réduire ces risques comme les évaluations entre utilisateurs, des paiements sécurisés et autres formes de garanties. Mais, ceci ne permet pas de régler tous les problèmes. Il est important que les utilisateurs se fassent confiance entre eux lorsqu'ils décident de covoiturier, de louer un logement ou de réaliser une transaction. Les estimations confirment que plus un individu accorde de confiance aux autres et plus il est enclin à utiliser une plateforme.

La sociabilité avec des amis a un effet positif sur l'utilisation de plateformes de partage (hébergement et covoiturage) mais aucun effet sur la fréquentation des places de marché. Ce résultat est cohérent avec le fait que les plateformes de partage sont aussi celles qui génèrent le plus d'interactions sociales (rencontres, discussions).

La variable « élection » a un effet négatif sur la probabilité d'utiliser une plateforme de partage. Ce résultat peut paraître a priori contre-intuitif, mais il est possible que ne pas voter soit le signe d'un rejet des institutions et d'une préférence pour des modes de consommation « alternatifs » ou « collaboratifs », comme le covoiturage ou l'hébergement chez des particuliers.

Les débats publics que peuvent susciter les plateformes en termes de concurrence déloyale et d'évasion fiscale, ne semblent pas avoir d'effet sur leur utilisation. Quelle que soit l'opinion des individus vis à vis des plateformes, elle ne joue ni en faveur, ni en défaveur de leur usage. On peut l'expliquer par le fait que le mouvement de consommation collaborative agrège aussi bien des idéologies anti-capitalistes pronant une autre économie (Ozanne et Ballantine (2010); Albinston et Yasanthi Perera (2012); Lamberton et Rose (2012)), que des idéologies libérales voyant dans les plateformes collaboratives un modèle idéal d'organisation des échanges marchands.

Les coefficients de corrélation des erreurs issus du probit trivarié donnent des indications supplémentaires sur les liens entre les trois catégories de plateformes (voir tableau 12 en Annexe). Les plateformes d'hébergement et de covoiturage apparaissent très complémentaires ( $\rho = 0,36$ ). Ce résultat est cohérent avec le fait que les déterminants de l'utilisation de plateformes d'hébergement et de covoiturage sont similaires. En termes d'implications managériales, une plateforme d'hébergement a tout intérêt à cibler des utilisateurs de service de covoiturage si elle souhaite développer sa base utilisateur. De la même manière, il sera plus facile pour une plateforme de covoiturage d'attirer un utilisateur de plateforme d'hébergement qu'un utilisateur de place de marché.

## **5 Comparaison des profils des offreurs et demandeurs sur les plateformes de consommation collaborative**

Les offreurs et les demandeurs sur les plateformes de consommation collaborative ont-ils les mêmes caractéristiques ? Les profils varient-ils selon le type de plateforme ? Il est légitime de penser qu'être offreur sur une plateforme collaborative demande plus de temps, de compétences et de ressources financières qu'être simple consommateur. Par exemple, un hôte sur une plateforme d'hébergement devra accomplir des démarches administratives pour obtenir les autorisations, aménager son logement pour le rendre conforme aux attentes de locataires et passer du temps à gérer les réservations. De même, sur les places de marché, les vendeurs consacrent du temps à rédiger leurs annonces et à répondre aux demandes des acheteurs potentiels. Pour toutes ces raisons, nous nous attendons à ce que les offreurs se caractérisent par un niveau de revenu et d'éducation plus élevé que les demandeurs.

Par ailleurs, être offreur ou demandeur sur une plateforme collaborative ne requiert pas le même niveau de confiance. Pour les plateformes d'hébergement, on peut supposer que les hôtes prennent plus de risque en louant leur logement. La confiance envers les autres devrait donc être un facteur clé dans la décision d'offrir un hébergement alors que cela devrait moins jouer sur la décision de réserver un hébergement. A l'inverse, sur les places de marché, ce sont les acheteurs qui sont le plus exposés à des risques d'opportunisme (défaut de livraison, bien défectueux ou non conforme à la description). La confiance devrait avoir un rôle plus important sur la décision d'acheter que de vendre. Enfin sur les plateformes de covoiturage, le degré de confiance devrait

avoir le même effet des deux côtés de la plateforme.

Dans un premier temps, nous comparons les caractéristiques socio-économiques des offreurs et demandeurs par type de plateformes (tableau 5). Les variables en gras sont celles pour lesquelles les moyennes apparaissent statistiquement différentes, selon un test de Student (à 95%). Les comparaisons de moyennes montrent des différences significatives dans les niveaux de vie entre offreurs et demandeurs sur les plateformes d'hébergement : les offreurs sont plus nombreux que les demandeurs à déclarer un niveau de vie confortable (46% contre 38,4%). Ceci est cohérent avec l'idée qu'être hôte nécessite de disposer de biens immobiliers.

Concernant les plateformes de covoiturage, nous observons des différences significatives par rapport à l'âge et au sexe. Les femmes ne représentent que 46,3% des conducteurs contre 53,6% des passagers. Les 25-34 ans sont sur-représentés dans les conducteurs. Concernant les places de marché nous observons des différences significatives selon l'âge, le sexe et l'entourage. Les femmes sont proportionnellement plus nombreuses côté vendeur qu'acheteur. De même, la tranche d'âge 35-49 ans est sur-représentée chez les offreurs. Enfin, les vendeurs ont un entourage qui est plus utilisateurs de plateformes, que l'entourage des acheteurs.

Tableau 5 – Fréquences par type d'usage et type de plateforme

Variable	Hébergement		Covoiturage		Places de marché	
	Offreurs	Demandeurs	Offreurs	Demandeurs	Offreurs	Demandeurs
sexe : femme	0.5	0.560	<b>0.463</b>	<b>0.536</b>	<b>0.547</b>	<b>0.52</b>
âge : 18-24	0.235	0.201	0.231	0.248	<b>0.11</b>	<b>0.15</b>
âge : 25-34	0.275	0.27	<b>0.294</b>	<b>0.222</b>	<b>0.176</b>	<b>0.172</b>
âge : 35-49	0.324	0.253	0.243	0.262	<b>0.313</b>	<b>0.232</b>
âge : 50-64	<b>0.078</b>	<b>0.175</b>	0.169	0.191	0.222	0.238
âge : 65/+	0.088	0.1	0.063	0.077	0.18	0.209
taille ville : <5k	0.196	0.206	0.216	0.214	0.283	0.266
taille ville : <50k	0.127	0.131	0.125	0.151	0.16	0.15
taille ville : <200k	0.088	0.128	0.18	0.194	0.144	0.15
taille ville : >200k	0.353	0.295	0.345	0.305	<b>0.255</b>	<b>0.278</b>
Paris	0.235	0.24	0.133	0.137	0.158	0.156
inférieur à BAC	0.108	0.109	0.133	0.145	<b>0.198</b>	<b>0.237</b>
BAC / BAC+1/+2	0.382	0.376	0.412	0.456	0.459	0.424
BAC+3/+4	0.235	0.267	0.259	0.251	0.2	0.188
BAC+5 ou plus	0.275	0.248	0.196	0.148	0.144	0.151
0.revenu	0.235	0.189	0.227	0.248	0.297	0.3
1.revenu	<b>0.304</b>	<b>0.426</b>	0.443	0.43	0.453	0.433
2.revenu	<b>0.461</b>	<b>0.384</b>	0.329	0.322	0.25	0.267
nombre d'enfants	<b>0.853</b>	<b>0.624</b>	0.71	0.641	0.582	0.495
usage d'une tablette	0.627	0.579	0.525	0.496	0.447	0.415
usage d'un smartphone	<b>0.716</b>	<b>0.799</b>	0.788	0.786	0.697	0.673
utilisateurs entourage	0.51	0.513	0.49	0.476	<b>0.428</b>	<b>0.355</b>
Observations	102	359	255	351	835	820

Pour conforter ces analyses, nous procédons à des estimations économétriques de la probabilité d'être offreur ou demandeur sur un type de plateforme. Les utilisateurs pouvant être uniquement côté offre, uniquement côté demande ou être présents sur les deux côtés, nous estimons ces choix sous la forme d'un probit bivarié avec  $Yd_{ij}$  la décision d'être actif côté demande et  $Yo_{ij}$  la décision d'être actif côté offre :

$$Yd_{ij} = \begin{cases} 1 : \text{si l'enquêté } i \text{ est demandeur sur une plateforme de type } j \\ 0 : \text{si l'enquêté } i \text{ n'est pas demandeur sur une plateforme de type } j \end{cases}$$

$$Yo_{ij} = \begin{cases} 1 : \text{si l'enquêté } i \text{ est offreur sur une plateforme de type } j \\ 0 : \text{si l'enquêté } i \text{ n'est pas offreur sur une plateforme de type } j \end{cases}$$

Les tableaux 6, 7 et 8 présentent les effets marginaux issus des estimations, pour chaque type de plateforme.

Tableau 6 – Modèle probit bivarié sur plateformes d’hébergement

Variables explicatives	Offreur		Demandeur		Double statut	
	$P(Y_o = 1)$		$P(Y_d = 1)$		$P(Y_o = 1, Y_d = 1)$	
	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type
âge : 25-34	-.0177	[.0130]	.0274	[.0338]	-.00680	[.00660]
âge : 35-49	-.0203	[.0133]	-.0568*	[.0308]	-.0147**	[.00618]
âge : 50-64	-.0356***	[.0128]	-.0685**	[.0320]	-.0204***	[.00634]
âge : 65/+	-.0310**	[.0136]	-.114***	[.0308]	-.0205***	[.00632]
sexe : femme	-.00169	[.00451]	.00211	[.0154]	-.000487	[.00168]
taille ville : <50k	.00558	[.00713]	-.0220	[.0237]	.000776	[.00226]
taille ville : <200k	.00171	[.00693]	-.0125	[.0244]	.0000586	[.00237]
taille ville : >200k	.00890	[.00628]	.00701	[.0216]	.00361	[.00263]
Paris	.00698	[.00667]	.0256	[.0256]	.00405	[.00294]
BAC / BAC+1/+2	.000508	[.00584]	.0349*	[.0178]	.00166	[.00174]
BAC+3/+4	.00374	[.00721]	.0843***	[.0250]	.00554*	[.00289]
BAC+5 ou plus	.0159	[.0103]	.117***	[.0295]	.0146***	[.00542]
0.revenu	.0106*	[.00580]	-.0511***	[.0167]	.000711	[.00177]
2.revenu	.0121**	[.00579]	.0392*	[.0213]	.00758*	[.003]
nombre d’enfants	.00629***	[.00239]	.00775	[.00940]	.00263**	[.00106]
usage d’une tablette	.00884*	[.00454]	.0611***	[.0154]	.00633***	[.00202]
confiance	.0217***	[.00516]	.0353**	[.0173]	.00953***	[.00260]
aversion au risque	-.0177***	[.00477]	-.0110	[.0167]	-.00682***	[.00220]
utilisateurs entourage	.00431	[.00469]	.0881***	[.0161]	.00614	[.00217]
élection	-.0206***	[.00488]	-.0246	[.0192]	-.00857***	[.00256]
temps amis	.00297	[.00488]	.0739***	[.0161]	.00492**	[.00214]
temps clubs	.00924*	[.00508]	-.00400	[.0178]	.00306	[.00199]
Observations	2000					
Coeff. corrélation	.235***					

Écarts types robustes entre crochets      \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Tableau 7 – Modèle probit bivarié sur plateformes de covoiturage

Variables explicatives	Offreur		Demandeur		Double statut	
	$P(Y_o = 1)$		$P(Y_d = 1)$		$P(Y_o = 1, Y_d = 1)$	
	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type
âge : 25-34	.0187	[.0238]	-.101***	[.0299]	-.0512***	[.0184]
âge : 35-49	-.0476**	[.0208]	-.117***	[.0295]	-.0862***	[.0175]
âge : 50-64	-.0402*	[.0220]	-.150***	[.0296]	-.0923***	[.0177]
âge : 65/+	-.0791***	[.0210]	-.187***	[.0284]	-.106***	[.0178]
sexe : femme	-.0285***	[.0107]	.003	[.0116]	-.00799**	[.00408]
taille ville : <50k	-.00108	[.0165]	.0368*	[.0215]	.00862	[.00667]
taille ville : <200k	.0446**	[.0205]	.0182	[.0201]	.020***	[.00788]
taille ville : >200k	.0260*	[.0153]	.0101	[.0157]	.0107*	[.00575]
Paris	-.0152	[.0154]	-.0156	[.0164]	-.00704	[.00475]
BAC / BAC+1/+2	.00130	[.0142]	.0184	[.0155]	.00486	[.00467]
BAC+3/+4	.0292	[.0187]	.0280	[.0200]	.0173**	[.00708]
BAC+5 ou plus	.0240	[.0202]	.0233	[.0207]	.0138*	[.00805]
1.revenu	.00766	[.0127]	.0108	[.0132]	.00497	[.00429]
2.revenu	.0114	[.0157]	.0437**	[.0177]	.0160**	[.00631]
nombre d'enfants	.0133**	[.00632]	.00833	[.00688]	.00643***	[.00237]
usage d'une tablette	.0188*	[.0110]	.0217*	[.0119]	.0118***	[.00412]
confiance	.0509***	[.0120]	.0428***	[.0125]	.0275***	[.00513]
aversion au risque	-.00844	[.0113]	.00926	[.0127]	0	[.00428]
utilisateurs entourage	.0193*	[.0114]	.0638***	[.0120]	.0236***	[.00468]
élection	-.0214*	[.0124]	-.00741	[.0144]	-.00865*	[.00479]
temps amis	-.00543	[.0115]	.0506***	[.0119]	.0123***	[.00421]
temps clubs	.00991	[.0127]	.00636	[.0134]	.00482	[.00459]
nb voit foyer	.00705	[.00718]	-.0328***	[.00884]	-.00689**	[.00305]
Observations	2000					
Coeff. corrélation	.343***					

Écarts types robustes entre crochets \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Tableau 8 – Modèle probit bivarié sur places de marché

Variables explicatives	Offreur		Demandeur		Double statut	
	$P(Y_o = 1)$		$P(Y_d = 1)$		$P(Y_o = 1, Y_d = 1)$	
	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type
âge : 25-34	-.0420	[.0284]	.0615*	[.0362]	.0590*	[.0304]
âge : 35-49	.0369	[.0283]	-.0371	[.0316]	.0111	[.0279]
âge : 50-64	.000337	[.0290]	-.00755	[.0336]	-.0240	[.0275]
âge : 65/+	.0380	[.0312]	-.0635*	[.0334]	-.0622**	[.0273]
sexe : femme	.0298**	[.0150]	-.0368**	[.0164]	-.0153	[.0155]
taille ville : <50k	.0254	[.0241]	-.0357	[.0255]	-.0529**	[.0256]
taille ville : <200k	.0387	[.0255]	-.0573**	[.0254]	-.0800***	[.0248]
taille ville : >200k	-.00605	[.0199]	-.000657	[.0232]	-.0502**	[.0222]
Paris	-.00413	[.0230]	-.0210	[.0261]	-.0951***	[.0242]
BAC / BAC+1/+2	.0211	[.0191]	-.00796	[.0212]	.0409**	[.0187]
BAC+3/+4	.00953	[.0241]	.0114	[.0273]	.0808***	[.0254]
BAC+5 ou plus	.0149	[.0285]	.00197	[.0315]	.0556**	[.0272]
0.revenu	-.00833	[.0167]	.00756	[.0192]	-.00825	[.0185]
2.revenu	.0282	[.0208]	-.0365*	[.0209]	-.0259	[.0191]
nombre d'enfants	-.0155	[.00975]	.0294***	[.0107]	.0462***	[.0100]
usage d'une tablette	.0161	[.0158]	-.00243	[.0172]	.0570***	[.0159]
confiance	-.0455**	[.0184]	.0585***	[.0202]	.0317*	[.0178]
aversion au risque	-.00305	[.0164]	.00532	[.0179]	.00737	[.0162]
utilisateurs entourage	.0250	[.0172]	.0165	[.0187]	.164***	[.0172]
élection	.00758	[.0198]	.00162	[.0217]	.0372**	[.0189]
temps amis	-.0174	[.0167]	.0104	[.0183]	-.0323*	[.0166]
temps clubs	-.0285	[.0185]	.0266	[.0202]	-.0176	[.0187]
Observations	2000					
Coeff. corrélation	.178***					

Écarts types robustes entre crochets

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

**Plateformes d'hébergement** Concernant les plateformes d'hébergement, l'âge joue négativement sur la probabilité d'utilisation aussi bien côté offre que côté demande, avec un effet de plus grande ampleur sur les demandeurs. En d'autres termes, plus on est jeune et plus on est susceptible d'être locataire ou hôte. Le niveau d'éducation a un impact positif uniquement sur la probabilité de louer un hébergement. En toute logique, un individu qui déclare un niveau de vie confortable a une probabilité plus élevée de proposer un hébergement. Les propriétaires ou locataires modestes ne sont donc pas les principaux fournisseurs d'hébergement sur les plateformes de type *Airbnb*. Côté demande, des revenus confortables stimulent l'utilisation de plateformes comme *Airbnb*, ce qui peut s'expliquer par une plus grande propension à voyager. Enfin, l'aversion au risque et le manque de confiance dans les autres sont un frein à la décision de devenir hôte. Cependant, contrairement à notre intuition, la confiance a un effet plus élevé sur la probabilité d'être demandeur.

**Plateformes de covoiturage** Concernant les plateformes de covoiturage, la probabilité d'être conducteur ou passager diminue avec l'âge, Mais pour les conducteurs, cette diminution intervient après 35 ans, alors que chez les passagers, elle apparaît après 25 ans. Ce dernier résultat peut s'expliquer par le fait que les 18-25 ans n'ont pas toujours de permis ou de voiture et ont besoin de se déplacer notamment les week-ends pour rentrer chez leurs parents. Par ailleurs, les femmes sont moins susceptibles de proposer des trajets sur une plateforme de covoiturage. Le niveau d'éducation et de revenu n'a aucun effet sur la décision d'être conducteur/offreur. Côté demande, des revenus confortables stimulent l'utilisation de plateformes de covoiturage. Enfin, la confiance et l'entourage ont un effet positif sur le covoiturage aussi bien côté conducteur que passager.

**Places de marché** Concernant les places de marché, l'âge comme le niveau d'éducation et de revenu n'ont pas d'effet sur la décision d'être vendeur. Par contre, le fait d'être une femme augmente la probabilité d'être du côté vendeur et diminue la probabilité d'être du côté acheteur. De plus, avoir des enfants ou être âgé de 25 à 34 ans augmente la probabilité d'acheter sur les places de marché. La confiance a un effet positif sur la probabilité d'être acheteur et négatif sur la probabilité d'être vendeur. Ce résultat montre que les risques sont perçus comme plus élevés côté acheteur et que la confiance joue un rôle déterminant pour attirer des acheteurs sur les places de marché.

## 6 Quels sont les gains monétaires réalisés sur les plateformes de consommation collaborative ?

Dans cette dernière section, nous cherchons à expliquer les déterminants des gains monétaires obtenus par les offreurs actifs sur des plateformes collaboratives. Nous construisons une variable mesurant les revenus obtenus par les offreurs, au cours du mois précédant l'enquête. Ces revenus apparaissent sous forme d'intervalles « 0 euros », « 1 à 20 euros », « 21 à 50 euros », « 51 à 100 euros », « 101 à 200 euros », « 201 euros ou plus ». La variable expliquée est construite à partir des valeurs moyennes de ces intervalles :  $Y_i = 0$  si l'individu  $i$  déclare avoir gagné 0 euro,  $Y_i = 10$  si il déclare un gain de 1 à 20 euros,  $Y_i = 35$  si le gain est entre 21 et 50 euros,  $Y_i = 75$  si le gain est entre 51 et 100 euros,  $Y_i = 150$  si le gain est entre 101 et 200 euros,  $Y_i = 300$  si le gain est supérieur à 200 euros.

Nous utilisons la méthode d'Heckman pour estimer les déterminants des gains monétaires conditionnellement au fait d'être offreur sur une plateforme collaborative. Cette méthode permet de corriger les biais de sélection liés aux caractéristiques particulières des offreurs. Le modèle estime deux équations, une équation de sélection, et l'équation des gains monétaires (l'équation de régression). L'équation de sélection inclue des variables qui peuvent affecter la décision d'être offreur sur une plateforme de consommation collaborative, mais qui ne devraient pas influencer les gains réalisés par les offreurs.

Les variables utilisées en première étape (équation de sélection) et exclues de la deuxième étape (équation des gains) sont les suivantes : (i) *usage fréquent d'ordinateur, tablette et/ou smartphone* : ces équipements augmentent la probabilité d'utiliser des plateformes collaboratives côté offre, mais ne devraient pas avoir d'effets sur les gains monétaires réalisés par les offreurs ; (ii) le degré de sociabilité, mesuré par le *temps passé avec des amis et/ou dans des associations ou clubs* : la sociabilité augmente la probabilité d'être utilisateur de plateforme, mais ne devrait pas avoir d'effet sur les gains monétaires réalisés par les offreurs ; (iii) *taxation inéquitable* : les individus qui estiment que les plateformes contournent les réglementations et échappent aux taxes devraient être moins enclins à les utiliser comme offreurs ; (iv) *concurrence déloyale* : les individus qui estiment que les plateformes concurrencent de manière déloyale les acteurs traditionnels devraient être moins enclins à les utiliser comme offreurs ; (v) *fragilisation emploi* : les individus qui estiment que

les plateformes fragilisent les emplois salariés devraient être moins enclins à les utiliser comme offreurs.

Le modèle autorise les erreurs des deux équations à être corrélées, et estime le coefficient de corrélation noté  $\rho$ .

Le tableau 9 présente les coefficients estimés par maximum de vraisemblance pour l'équation des gains (seconde étape) et l'équation de sélection (première étape) :

Tableau 9 – Modèle Heckman - revenus issus des plateformes

Variables explicatives	Gain		Sélection	
	coef.	écart type	coef.	écart type
âge : 25-34	2.406	[6.962]	0.106	[0.116]
âge : 35-49	11.05	[7.332]	-0.0346	[0.110]
âge : 50-64	3.004	[7.189]	-0.169	[0.114]
âge : 65/+	-1.007	[7.280]	-0.259**	[0.120]
sexe : femme	-6.614	[4.340]	-0.0557	[0.0608]
taille ville : <50k	-8.060	[6.092]	-0.108	[0.0948]
taille ville : <200k	-5.236	[6.245]	-0.0599	[0.0979]
taille ville : >200k	2.309	[5.859]	-0.0714	[0.0836]
Paris	1.638	[6.487]	-0.220**	[0.103]
BAC / BAC+1/+2	-1.591	[5.133]	-0.0631	[0.0788]
BAC+3/+4	3.998	[6.856]	0.0630	[0.0989]
BAC+5 ou plus	4.029	[7.871]	-0.0627	[0.113]
1.revenu	10.50**	[4.479]	0.0708	[0.0701]
2.revenu	13.96**	[5.675]	0.127	[0.0882]
nombre enfants	2.159	[2.654]	0.138***	[0.0389]
confiance	11.41**	[5.243]	0.310***	[0.0712]
aversion au risque	-9.645**	[4.824]	0.0367	[0.0646]
utilisateurs entourage	7.427*	[4.395]	0.568***	[0.0664]
élection	-5.555	[5.539]	-0.0558	[0.0755]
nb voit foyer	-0.429	[3.095]	0.0161	[0.0445]
usage fréquent ordinateur			0.271***	[0.0823]
usage fréquent tablette			0.185***	[0.0629]
usage fréquent smartphone			0.202***	[0.0684]
taxation inéquitable			-0.0131	[0.0729]
concurrence déloyale			-0.130	[0.0901]
fragilisation emploi			0.202**	[0.0909]
temps amis			-0.0154	[0.0651]
temps clubs			0.0520	[0.0727]
$\rho$	-0.209			[0.048]
Observations censurées			1113	
Observations non censurées			887	

Écart types robustes entre crochets \*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

Nous trouvons un effet positif du niveau de vie sur les gains obtenus. Ce résultat est intéressant car nous avons vu dans la section précédente, qu'en dehors des plateformes d'hébergement, le niveau de revenu n'a pas d'effet significatif sur la probabilité d'être actif côté offre. Ces deux résultats indiquent que même si les individus ayant des revenus modestes ont autant de chance d'être offreurs sur une plateforme que ceux ayant des revenus élevés, ces derniers retirent des gains plus élevés. Les plateformes profitent donc plus à ceux qui ont des revenus confortables. Ce résultat va dans le sens de Schor (2017) qui affirme que les plateformes de consommation collaborative renforceraient les inégalités de revenu en bénéficiant à ceux qui ont déjà plus de capital économique.

Nous trouvons un impact positif de la confiance sur les revenus obtenus. Une confiance forte envers les autres permet aux offreurs de procéder à plus de transactions ou à des transactions de montants plus élevés. De plus, les offreurs ayant une faible aversion au risque réalisent des gains monétaires plus élevés. Enfin, le fait d'avoir des utilisateurs de plateformes dans son entourage accroît aussi les gains monétaires retirés de ces plateformes.

## 7 Conclusion

Cette étude empirique propose un panorama des usages des plateformes collaboratives et permet d'identifier les principaux déterminants de l'utilisation de ces plateformes. Même si une part importante de la population participe à l'économie collaborative par le biais de plateformes numériques, les niveaux d'usage et les gains retirés sont très hétérogènes. De façon générale, nos résultats montrent que le niveau de revenu et d'éducation jouent fortement sur l'utilisation des plateformes collaboratives. La confiance et le fait d'avoir des utilisateurs de plateforme dans son entourage facilitent l'utilisation de ces plateformes. Ces résultats suggèrent qu'en dépit de l'amélioration constante des systèmes de réputation utilisés par les plateformes, les asymétries d'information et les risques de comportements opportunistes constituent toujours d'importants obstacles à leur utilisation. Par ailleurs, nous avons mis en évidence des effets différenciés de l'âge, du sexe ou du revenu selon les catégories de plateforme considérées, et entre offreurs et demandeurs au sein d'une même catégorie de plateforme. Enfin, ce sont les utilisateurs ayant un niveau de vie confortable et un degré de confiance élevé qui obtiennent les gains monétaires les plus élevés. Ces résultats suggèrent que les plateformes collaboratives et les places de marché profitent davantage aux individus disposant déjà de revenus élevés.

Cette étude présente plusieurs limites tenant à la nature des données. Tout d'abord, au sein de chaque catégorie de plateforme il n'est pas possible d'observer quelles sont les plateformes réellement utilisées, ce qui ne permet pas de savoir si certains utilisateurs sont actifs sur plusieurs plateformes concurrentes, ou encore, qui sont les utilisateurs qui recourent à des plateformes gratuites ou des plateformes alternatives aux plateformes dominantes. Par ailleurs, la décision d'utilisation d'une plateforme est étudiée indépendamment de l'utilisation de services traditionnels qui existaient avant l'essor de ces plateformes. Il serait intéressant de voir si les utilisateurs considèrent les plateformes collaboratives et les offres traditionnelles comme complémentaires ou substituables.

Malgré ces limites, cette étude contribue à une meilleure compréhension des plateformes de consommation collaborative. Les résultats présentés dans cet article peuvent être utiles aux plateformes souhaitant améliorer leur communication et leur stratégie. Ces résultats peuvent également être utiles aux pouvoirs publics s'ils souhaitent mieux réguler ou encadrer l'activité de ces plateformes collaboratives.

## 8 Annexe

**Construction des variables explicatives** La variable *diplôme* a quatre modalités possibles. Elle prend la valeur 1 si l'enquêté n'a aucun diplôme / son diplôme le plus élevé est le Brevet des collèges / est un CAP ou un BEP; elle prend la valeur 2 si le diplôme le plus élevé est « BAC / BAC+1 / BAC+2 »; elle prend la valeur 3 si le diplôme le plus élevé est « BAC+3 / BAC+4 »; elle prend la valeur 4 si le diplôme le plus élevé est « BAC+5 » ou plus.

La variable *revenu* a trois modalités possibles, elle prend la valeur 2 si l'enquêté considère avoir un niveau de vie « confortable » ou « très confortable »; elle prend la valeur 1 si l'enquêté considère qu'il « s'en sort », et 0 si il considère la vie « difficile » ou « très difficile » avec son revenu actuel.

La variable *usage d'une tablette* est une variable binaire. Elle prend la valeur 1 si l'enquêté utilise une tablette plusieurs fois par semaine / plusieurs fois par jour; 0 si l'enquêté utilise une tablette moins souvent ou ne dispose pas de cet équipement.

La variable *smartphone* est une variable binaire. Elle prend la valeur 1 si l'enquêté utilise un smartphone plusieurs fois par jour; 0 si l'enquêté utilise un smartphone moins souvent ou ne dispose pas de cet équipement.

La variable *entourage* a deux modalités. Elle prend la valeur 0 si l'enquêté n'a pas d'utilisateurs de plateforme dans son entourage (famille et amis) ou ne sait pas si il en a, et prend la valeur 1 dans le cas contraire.

Les variables *temps amis* et *temps clubs* sont des mesures du capital social de l'enquêté. Les enquêtés ont indiqué à quelle fréquence ils passent du temps avec leurs amis, à quelle fréquence ils passent du temps dans des clubs de sports ou associations. Pour chaque question les réponses possibles étaient « jamais », « seulement quelques fois dans l'année », « une ou deux fois par mois », « toutes les semaines ou presque ». Ces variables prennent la valeur 1 si l'enquêté a répondu « toutes les semaines ou presque » et 0 sinon.

La variable *taxation inéquitable* a deux modalités. Elle prend la valeur 1 si l'enquêté est plutôt d'accord ou tout à fait d'accord avec l'affirmation selon laquelle « les entreprises qui proposent des services de mise en relation entre particuliers échappent aux réglementations et taxes », et prend la valeur 0 sinon.

La variable *concurrence déloyale* a deux modalités. Elle prend la valeur 1 si l'enquêté est plutôt

d'accord ou tout à fait d'accord avec l'affirmation selon laquelle « les entreprises qui proposent des services de mise en relation entre particuliers font une concurrence déloyale aux secteurs 'traditionnels' », et prend la valeur 0 sinon.

La variable *fragilisation emploi* a deux modalités. Elle prend la valeur 1 si l'enquêté est plutôt d'accord ou tout à fait d'accord avec l'affirmation selon laquelle « la consommation collaborative déstabilise le système économique en place et participe ainsi à la fragilité de l'emploi traditionnel », et prend la valeur 0 sinon.

La variable *aversion au risque* a deux modalités. Elle prend la valeur 1 si l'enquêté préfère obtenir 20 euros de manière certaine à une situation dans laquelle il obtiendrait 200 euros avec une probabilité de  $\frac{1}{10}$ , et prend la valeur 0 dans le cas contraire ou si il déclare être indifférent.

Tableau 10 – Statistiques descriptives

Variable	Fréquence/pourcentage
âge	47.113
sexe : femme	0.534
taille de la ville	
< 5k	0.266
< 50k	0.157
< 200k	0.147
> 200k	0.259
Paris	0.172
diplôme le plus élevé	
Aucun diplôme / brevet / CAP / BEP	0.238
BAC / BAC+1/+2	0.447
BAC+3/+4	0.179
BAC+5 ou plus	0.136
opinion concernant son revenu actuel :	
(0) très difficile / difficile	0.32
(1) s'en sort	0.446
(2) confortable / très confortable	0.235
nombre d'enfants	0.475
usage fréquent d'une tablette	0.387
usage fréquent d'un smartphone	0.663
niveau de confiance élevé	0.249
aversion au risque	0.668
utilisateurs dans l'entourage	0.319
temps amis	0.36
temps clubs	0.234
élection	0.787
nombre de véhicules foyer	1.372
opinion au sujet des plateformes :	
taxation et réglementation inéquitable	0.406
concurrence déloyale avec secteur traditionnel	0.311
fragilisation emploi traditionnel	0.257

Tableau 11 – Probit trivarié - utilisation par type

Variables explicatives	(1)		(2)		(3)	
	Hébergement		Covoiturage		Places de marché	
	coef.	écart type	coef.	écart type	coef.	écart type
âge : 25-34	-0.0781	[0.120]	-0.466***	[0.119]	0.0952	[0.123]
âge : 35-49	-0.388***	[0.118]	-0.848***	[0.118]	-0.245**	[0.116]
âge : 50-64	-0.464***	[0.124]	-0.878***	[0.121]	-0.219*	[0.117]
âge : 65/+	-0.765***	[0.135]	-1.482***	[0.140]	-0.266**	[0.123]
BAC / BAC+1/+2	0.0507	[0.0881]	0.0472	[0.0979]	0.0674	[0.0779]
BAC+3/+4	0.295***	[0.112]	0.248**	[0.119]	0.181*	[0.0989]
BAC+5 ou plus	0.493***	[0.116]	0.161	[0.122]	0.121	[0.114]
1.revenu	0.104	[0.0807]	0.103	[0.0851]	-0.000332	[0.0707]
2.revenu	0.315***	[0.0970]	0.288***	[0.102]	0.0162	[0.0890]
sexe : femme	0.0473	[0.0686]	-0.0737	[0.0700]	-0.0966	[0.0617]
taille ville : <50k	0.0260	[0.111]	0.203*	[0.112]	-0.172*	[0.0949]
taille ville : <200k	0.0479	[0.109]	0.346***	[0.122]	-0.241**	[0.0974]
taille ville : >200k	0.116	[0.0955]	0.131	[0.110]	-0.157*	[0.0846]
Paris	0.214*	[0.110]	-0.267**	[0.133]	-0.354***	[0.0979]
nombre d'enfants	0.0915**	[0.0412]	0.106**	[0.0426]	0.199***	[0.0418]
usage d'une tablette	0.336***	[0.0676]	0.215***	[0.0691]	0.199***	[0.0646]
usage d'un smartphone	-0.0111	[0.0790]	0.0806	[0.0804]	0.0969	[0.0687]
utilisateurs entourage	0.383***	[0.0746]	0.433***	[0.0696]	0.569***	[0.0708]
confiance	0.305***	[0.0792]	0.459***	[0.0768]	0.236***	[0.0740]
élection	-0.265***	[0.0851]	-0.205**	[0.0832]	0.00394	[0.0765]
taxation inéquitable	0.0180	[0.0443]	0.0258	[0.0415]	0.0380	[0.0373]
concurrence déloyale	0.0814**	[0.0384]	0.0158	[0.0370]	-0.0577*	[0.0338]
temps amis	0.201***	[0.0496]	0.110**	[0.0455]	-0.00154	[0.0398]
temps clubs	0.0791***	[0.0294]	0.0937***	[0.0299]	0.0214	[0.0272]
nb voit foyer			-0.193***	[0.0490]		

Écart types robustes entre crochets \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

**Tableau 12 – Coefficients de corrélation issus du probit trivarié**

$\rho_{12}$	0,36	Écart type	0,047	p-val < 0,01
$\rho_{13}$	0,12	Écart type	0,031	p-val < 0,01
$\rho_{23}$	0,23	Écart type	0,034	p-val < 0,01

Tableau 13 – Modèle probit par type de plateforme

Variables explicatives	(1)	(2)	(3)
	Hébergement	Covoiturage	Places de marché
âge : 25-34	-0.0603	-0.450***	0.0951
âge : 35-49	-0.398***	-0.828***	-0.219*
âge : 50-64	-0.509***	-0.905***	-0.187
âge : 65/+	-0.808***	-1.485***	-0.259**
sexe : femme	0.0470	-0.0909	-0.0826
taille ville : <50k	0.00725	0.173	-0.168*
taille ville : <200k	-0.0136	0.302**	-0.225**
taille ville : >200k	0.103	0.0810	-0.149*
Paris	0.203*	-0.312**	-0.364***
BAC / BAC+1/+2	0.141	0.0891	0.0459
BAC+3/+4	0.409***	0.280**	0.185*
BAC+5 ou plus	0.554***	0.145	0.144
1.revenu	0.130	0.0682	0.00637
2.revenu	0.366***	0.275***	0.00949
nombre d'enfants	0.0621	0.110**	0.210***
utilisation d'une tablette	0.345***	0.196***	0.211***
utilisation d'un smartphone	0.0201	0.0587	0.0867
confiance	0.353***	0.464***	0.215***
utilisateurs entourage	0.382***	0.392***	0.594***
élection	-0.294***	-0.192**	0.00120
taxation inéquitable	0.0272	0.0390	0.0387
concurrence déloyale	0.0662	0.00863	-0.0631*
temps amis	0.166***	0.109**	0.0118
temps clubs	0.0928***	0.110***	0.0136
nb voit foyer		-0.192***	

Écart types robustes entre crochets \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

## Références

- William O ADCOCK JR, Elizabeth C HIRSCHMAN et Jac L GOLDSTUCKER : Bank credit card users : An updated profile. *Advances in Consumer Research*, 4(1), 1977.
- George A AKERLOF : The market for " lemons " : Quality uncertainty and the market mechanism. *The quarterly journal of economics*, pages 488–500, 1970.
- Pia A ALBINSSON et B YASANTHI PERERA : Alternative marketplaces in the 21st century : Building community through sharing events. *Journal of consumer Behaviour*, 11(4):303–315, 2012.
- Ruud T. Frambach ARTS, Joep WC et Tammo HA BIJMOLT. : Generalizations on consumer innovation adoption : A meta-analysis on drivers of intention and behavior. *International Journal of Research in Marketing*, 28.2:134–144, 2011.
- Steven BELLMAN, Gerald L LOHSE et Eric J JOHNSON : Predictors of online buying behavior. *Communications of the ACM*, 42(12):32–38, 1999.
- Lars BÖCKER et Toon MEELEN : Sharing for people, planet or profit? analysing motivations for intended sharing economy participation. *Environmental Innovation and Societal Transitions*, 2016.
- Rachel BOTSMAN et Roo ROGERS : What's mine is yours. *The rise of collaborative consumption*, 2010.
- Bernard CAILLAUD et Bruno JULLIEN : Chicken & egg : Competition among intermediation service providers. *RAND Journal of Economics*, Vol. 34(No. 2), 2003.
- C CAMERON et P TRIVEDI : Models for count data, 1998.
- Mary Dee DICKERSON et James W GENTRY : Characteristics of adopters and non-adopters of home computers. *Journal of Consumer research*, 10(2):225–235, 1983.
- Joefrey. DROUARD : Costs or gross benefits?—what mainly drives cross-sectional variance in internet adoption. *Information Economics and Policy*, 23.1:127–140, 2011.
- David S EVANS : How catalysts ignite : the economics of platform-based start-ups. *Platforms, markets and innovation*, pages 99–128, 2009.
- Joseph FARRELL et Garth SALONER : Standardization, compatibility, and innovation. *The RAND Journal of Economics*, pages 70–83, 1985.
- Avi GOLDFARB et Jeff PRINCE. : Internet adoption and usage patterns are different : Implications for the digital divide. *Information Economics and Policy*, 20.1:2–15, 2008.
- Austan GOOLSBEE et Jonathan ZITTRAIN : Evaluating the costs and benefits of taxing internet commerce. *National Tax Journal*, pages 413–428, 1999.
- Mimmi Sjöklint HAMARI, Juho et Antti UKKONEN : The sharing economy : Why people participate in collaborative consumption. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2015.
- Donna L HOFFMAN, William D KALSBECK et Thomas P NOVAK : Internet and web use in the us. *Communications of the ACM*, 39(12):36–46, 1996.

- Subin IM, Barry L BAYUS et Charlotte H MASON : An empirical study of innate consumer innovativeness, personal characteristics, and new-product adoption behavior. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 31(1):61–73, 2003.
- Michael L KATZ et Carl SHAPIRO : Network externalities, competition, and compatibility. *The American economic review*, 75(3):424–440, 1985.
- Colleen KEHOE, Jim PITKOW, Kate SUTTON, Gaurav AGGARWAL et Juan D ROGERS : Results of gvu's tenth world wide web user survey. Retrieved April, 3:2003, 1999.
- Robert KRAUT, William SCHERLIS, Tridas MUKHOPADHYAY, Jane MANNING et Sara KIESLER : Home-net : A field trial of residential internet services. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 284–291. ACM, 1996.
- Cait Poynor LAMBERTON et Randall L ROSE : When is ours better than mine? a framework for understanding and altering participation in commercial sharing systems. *Journal of Marketing*, 76(4):109–125, 2012.
- Fabrice LE GUEL, Thierry PÉNARD et Raphaël SUIRE : Adoption et usage marchand de l'internet : une étude économétrique sur données bretonnes. *Economie & prévision*, (1):67–84, 2005.
- Charles F MANSKI : Economic analysis of social interactions. Rapport technique, National bureau of economic research, 2000.
- John MULLAHEY : Specification and testing of some modified count data models. *Journal of econometrics*, 33(3):341–365, 1986.
- Lucie K OZANNE et Paul W BALLANTINE : Sharing as a form of anti-consumption? an examination of toy library users. *Journal of Consumer Behaviour*, 9(6):485–498, 2010.
- Giovanni QUATTRONE, Davide PROSERPIO, Daniele QUERCIA, Licia CAPRA et Mirco MUSOLESI : Who benefits from the “sharing” economy of airbnb? (february 26, 2016). *International World Wide Web Conference. WWW 2016, April 11–15, 2016, Montréal, Québec, Canada*, 2016. Available at SSRN : <http://ssrn.com/abstract=2738731>.
- Thomas S. ROBERTSON : The process of innovation and the diffusion of innovation. *The Journal of Marketing*, 1967.
- Jean-Charles ROCHET et Jean TIROLE : Two-sided markets : a progress report. *The RAND journal of economics*, 37(3):645–667, 2006.
- Jean-Charles ROCHET et Jean TIROLE : Platform competition in two-sided markets. *Journal of the European Economic Association*, 1(4):p. 990–1029, June 2003.
- Juliet B SCHOR : Does the sharing economy increase inequality within the eighty percent? : findings from a qualitative study of platform providers. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 10(2):263–279, 2017.
- Martha A. STARR : The social economics of ethical consumption : Theoretical considerations and empirical evidence. *The Journal of Socio-Economics*, 38.6:916–925, 2009.

Arun SUNDARARAJAN : Local network effects and complex network structure. *The BE Journal of Theoretical Economics*, 7(1), 2007.

Steven TADELIS : Reputation and feedback systems in online platform markets. *Annual Review of Economics*, 8:321–340, 2016.