

THESE DE DOCTORAT DE

L'UNIVERSITE DE RENNES 1
COMUE UNIVERSITE BRETAGNE LOIRE

ECOLE DOCTORALE N° 597
Sciences Economiques et sciences De Gestion
Spécialité : « *Sciences Économiques* »

Par

« **Vincent MALARDÉ** »

« **Économie Collaborative et Régulation des Plateformes Numériques** »

Thèse présentée et soutenue à « Rennes », le « 4 juin 2019 »
Unité de recherche : CREM (UMR CNRS 6211) – Université Rennes 1

Rapporteurs avant soutenance :

Paul BELLEFLAMME
Grazia CECERE

Professeur, Université catholique de Louvain
Professeur, IMT Business School

Composition du Jury :

Examineurs :

Éric AVENEL
Paul BELLEFLAMME
Marc BOURREAU
Grazia CECERE
Thibaud VERGÉ

Professeur, Université Rennes 1
Professeur, Université catholique de Louvain
Professeur, Telecom ParisTech
Professeur, IMT Business School
Professeur, ENSAE ParisTech

Dir. de thèse : Thierry PÉNARD

Professeur, Université Rennes 1

This Ph.D. thesis should not be reported as representing the views of University of Rennes 1. The views expressed are those of the author and do not necessarily reflect those of the University.

L'Université de Rennes 1 n'entend donner aucune approbation ni improbation aux opinions émises dans cette thèse. Ces opinions doivent être considérées comme propres à leur auteur.

Remerciements

Voici donc venu le moment des remerciements, le passage supposément le plus simple à écrire. Et pourtant j'ai soudain l'impression que les mots sont trop faibles pour souligner avec justesse le rôle de chacun dans ce parcours de thèse.

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance à Thierry Pénard, pour m'avoir fait confiance et avoir accepté d'encadrer ce travail. Merci de m'avoir donné l'occasion d'intégrer le monde de la recherche. J'y ai découvert un monde passionnant fait de questionnements, de curiosité, d'idées qui se croisent, de rencontres et de collaborations enrichissantes. Merci d'avoir toujours su trouver les mots pour me permettre d'arriver indemne et grandi au terme de cette expérience exigeante. En cela, je n'aurais pu imaginer un meilleur directeur de thèse.

Je remercie Éric Avenel, Paul Belleflamme, Marc Bourreau, Grazia Cecere et Thi-baud Vergé de m'avoir fait l'honneur de bien vouloir participer à l'évaluation de cette thèse.

Un double remerciement à Marc Bourreau et Eric Malin qui ont accepté de former mon comité de suivi et ont vu évoluer mon travail au cours de ces années.

Je tiens à remercier l'Université de Rennes 1 et le CREM, pour l'environnement de travail de qualité dont j'ai pu bénéficier au cours de ces années. Je tiens à ex-primer ma reconnaissance à la direction du CREM, notamment Franck Moraux, et David Masclet. Le CREM m'a permis d'évoluer dans un environnement inspi-rant, en organisant des séminaires et groupes de travail, et en me permettant de participer à des conférences ou manifestations scientifiques incontournables. Je remercie également Thierry Pénard et Hélène Jean qui ont travaillé à faire vivre l'école doctorale EDGE. Merci aux membres administratifs pour leur soutien et leur gentillesse. Merci notamment à Anne l'Azou et Cécile Madoulet, et Caroline Lemoine qui a su adapter avec inventivité mon emploi du temps quand cela était

nécessaire.

Je tiens à remercier Thomas Le Texier coauteur et ami, pour nos modèles, nos projets qui ne verront jamais le jour et ceux qui restent à inventer. Je garde en mémoire nos mails souvent trop longs, les triples boucles, nos discussions et nos cafés.

Je remercie Ewen Gallic, pour nos collaborations fructueuses, et ses précieux conseils.

J'ai une pensée pour les membres de l'AFREN et du réseau Marsouin, qui m'ont suivi depuis le début. Merci pour les commentaires, les critiques et la bienveillance constante qui ont fait que j'ai toujours eu plaisir à participer aux divers workshops et Écoles d'été. Une pensée toute particulière aux doctorants que j'y ai côtoyés au cours de ces années, ceux qui ont soutenu et ceux qui y sont encore.

Merci à Joeffrey Drouard, Eric Darmon, Diego Useche, Fabien Moizeau, Sylvain Dejean, pour leurs commentaires leurs conseils et nos discussions. I also thank Bob Hammond who took time to give me feedback on my models, and invited me to discover the United States.

Je remercie également les doctorants rennais avec qui j'ai eu la chance de partager ces années de thèse, et plus. Guillaume Beaurain, Enora Belz, Thibaud Cargoët, Martina Dattilo, Alejandra Giraldo, Ewen Lebrun, Nathalie Leloup, Samuel Lestif, Youcef Mechouar, Jimmy Merlet, Maeva Robart, Thi Thanh Xuan Tran. May Atef Aly Sayd Ahmed Attallah et Romain Gaté qui ont surveillé le ciel pour moi. Thao Nguyen et Zhang Jiang, avec qui j'ai partagé le bureau, et m'ont invité par la discussion à voyager vers un continent fascinant. J'ai une pensée pour Clément Dheilly qui m'a fait profiter de son expérience dès mon arrivée en thèse, et m'a fait gagner un temps précieux.

Je fais un paragraphe spécial pour ceux qui m'ont activement soutenu (et supporté) durant ces années de thèse. Ceux qui ont fait de Rennes une ville tangible, et en ont étendu les frontières. Un grand remerciement à Thibaud pour nos discussions qui nous auront menés loin, et son ouverture à de nouveaux champs de la culture. Et pour un tas d'autres raisons. Un mégalo remerciement à Myrsini, pour son énergie contagieuse, ses Chai, ses doubles-sens innombrables, et sa bonne humeur infaillible.

Enfin mes pensées vont vers mes amis et ma famille. J'ai une pensée pour mon ami Hugo Molina, qui reste pour moi un exemple de persévérance, et a joué un rôle décisif dans la décision de commencer une thèse. Merci aux potes du St-O crew, qui me suivent depuis plus d'une décennie. Merci également à Guilhem et Sylvain, qui m'ont fait rêver avec leurs digressions et leurs créations. À toute l'équipe de l'Astrolabe, qui m'a permis de me ressourcer quand j'en avais besoin, à Toulouse ou dans les montagnes. Je pense à Cassandra qui a été un univers à elle seule, et a grandement facilité cette fin de thèse. Merci à ma grand-mère qui a toujours cru en moi. Merci à mes parents et mes frères, pour leur soutien inestimable.

Table des matières

Table des matières	ix
Introduction Générale	1
1 Motivation	1
2 Cadre conceptuel	6
3 Présentation de la thèse	9
1 À qui bénéficient les plateformes de consommation collaborative?	15
1 Introduction	15
2 Cadre conceptuel	19
2.1 Typologie et caractéristiques des plateformes collaboratives .	19
2.2 Motivations et déterminants de l'utilisation de plateformes collaboratives	21
3 Panorama des usages des plateformes de consommation collaborative	24
4 Quels sont les profils des utilisateurs de plateformes de consommation collaborative?	28
4.1 Méthodologie	29
4.2 Résultats	30
5 Comparaison des profils des offreurs et demandeurs sur les plateformes de consommation collaborative	35
6 Quels sont les gains monétaires réalisés sur les plateformes de consommation collaborative?	43

7	Conclusion	46
	Annexe A	48
2	Effets de réseau, effets spatiaux et effets de communautés dans les plateformes de covoiturage	61
1	Introduction	61
2	Présentation de la plateforme iDVROOM	65
	2.1 Positionnement et développement géographique	65
	2.2 Création de communautés	68
3	Quelles sont les caractéristiques des villes les plus actives ?	71
4	Comment les effets de réseau et les effets de communautés influencent-ils la croissance de la plateforme iDVROOM ?	74
5	Comment le développement d'iDVROOM dans une ville influence-t-il son développement dans les villes voisines ?	80
6	Conclusion	86
	Annexe B	88
3	Airbnb: quel impact sur l'industrie hôtelière ?	93
1	Introduction	93
2	Littérature	95
3	Données et statistiques descriptives	99
	3.1 Airbnb	99
	3.2 Hôtels	101
	3.3 Caractéristiques des quartiers	103
4	Identification et méthodologie	106
	4.1 Identification et méthodologie	106
5	La valeur des aménités en une position géographique	108
6	L'impact d'Airbnb sur l'industrie hôtelière	114
7	Conclusion	117
	Annexe C	119
	Données Booking.com et Airbnb	119

Création de l'indice d'aménités	121
4 Airbnb versus traditional hotels: how to regulate ?	123
1 Introduction	123
2 Theoretical Framework	125
2.1 Assumptions	125
2.2 Equilibrium Strategies - Benchmark Model	129
3 Alternative Regulations of the Market	136
4 Conclusion	142
Appendix D	144
5 Two-sided platform competition through exclusivity and rebates on access prices	147
1 Introduction	147
2 The Model	152
2.1 Duopoly with Forced Exclusivity on the Sellers' Side	155
2.2 Duopoly with Rebate-Driven Exclusivity on the Sellers' Side	158
3 Price and Profit Comparison Between Both Exclusivity Regimes	163
3.1 The Case with Symmetric Externalities ($\alpha_b = \alpha_s \equiv \alpha$)	163
3.2 The Case with Asymmetric Externalities	170
4 Welfare Analysis	175
5 Conclusion	180
Appendix E	181
Conclusion Générale	185
Table des figures	191
Liste des tableaux	193

Introduction Générale

1 Motivation

Ces dix dernières années ont vu naître de nouveaux acteurs ou nouvelles formes d'organisation, entre le marché et l'entreprise. Ces acteurs s'appuient sur les technologies numériques pour coordonner des activités économiques, et faciliter des échanges de biens et services. Ces nouvelles institutions sont appelées « plateformes ». Il existe différents types de plateformes. Dans cette thèse nous nous intéressons aux plateformes de pair à pair, aussi qualifiées de plateformes collaboratives. Ces plateformes mettent en relation des individus, professionnels ou simples particuliers. Elles opèrent dans des secteurs aussi divers que le transport, l'hébergement, la livraison, la restauration ou le secteur bancaire. Les exemples les plus connus, *Uber* et *Airbnb*, dont les capitalisations boursières s'élèvent à plusieurs dizaines de milliards de dollars, témoignent de l'importance de ces acteurs dans l'économie.

Ce succès s'explique par la facilité d'utilisation de ces plateformes, et l'adoption massive du smartphone par la population. Mais c'est également la complémentarité des services proposés par les plateformes avec les services proposés par les acteurs traditionnels qui explique leur large diffusion. Le secteur du transport illustre parfaitement ces complémentarités. Les plateformes *Uber*, *Blablacar*, *Heetch* à leurs débuts, répondaient à des besoins de mobilité différents, en complément de transports individuels et publics.

En centralisant l'offre et la demande sur un marché, les plateformes permettent aux particuliers de se connecter entre eux pour échanger des biens et ser-

vices, là où auparavant les coûts de recherche rapportés aux bénéfices potentiels étaient parfois trop élevés pour qu'un échange ait lieu. Cela permet une meilleure utilisation de biens ou de capacités parfois sous-utilisés; un appartement laissé libre pour quelques jours, un véhicule à l'arrêt, un déplacement en voiture seul... L'émergence d'intermédiaires proposant des services de mise en relation a permis à un plus grand nombre de ces ressources d'être valorisées. Les plateformes ont même créé de nouveaux marchés. En faisant entrer ces services dans l'économie, les plateformes ont contribué à populariser « l'économie collaborative ». L'émergence des plateformes est donc étroitement liée à celle de « l'économie collaborative » ou « économie du partage » ("sharing economy").

La consommation collaborative est définie par Rachel Botsman, auteure de l'ouvrage "What's Mine Is Yours: The Rise of Collaborative Consumption" comme « un système économique et social reposant sur les technologies de réseau qui permettent le partage et l'échange de capitaux allant de biens immobiliers ou de véhicules aux connaissances, à une échelle jamais atteinte auparavant ». Ces modes de consommation trouvent leur origine dans des pratiques prénumériques (Amap, recycleries), mais ont réellement connu un nouvel essor avec la généralisation des technologies de l'information et de la communication (TIC), et ont été popularisés par quelques grandes plateformes, en France, comme *Blablacar*, *Airbnb* et *Leboncoin*. Les motivations à participer à l'économie collaborative peuvent être économiques, mais on retrouve également des préoccupations environnementales ou sociales ([Hamari et al. \(2015\)](#)).

Afin d'ouvrir et généraliser des pratiques collaboratives autrefois réservées à des sphères restreintes (famille, amis, collègues), les plateformes ont dû relever un défi majeur, celui de la confiance. Une plateforme est un intermédiaire entre des individus qui n'ont aucun lien entre eux et doivent se faire mutuellement confiance pour qu'un échange soit possible. Cette notion de confiance, à l'heure du numérique, est tellement centrale que certains auteurs avancent même l'idée selon laquelle la confiance serait la monnaie de cette nouvelle économie.¹ Alors

1. voir le discours de Rachel Botsman au TED Global 2012: "The currency of the new economy is trust"

que les domaines d'activité, les stratégies et objectifs des plateformes numériques sont très variés cette notion de confiance est commune aux plateformes collaboratives.

L'autre notion centrale à la compréhension des plateformes est celle d'effets de réseau. Aux yeux d'un utilisateur, la valeur d'une plateforme est liée au nombre d'utilisateurs auxquels elle permet d'accéder. Sur une plateforme de logement, plus le nombre d'hôtes et de logements offerts est élevé et plus un voyageur a d'intérêt à rejoindre la plateforme, et inversement, un nombre de voyageurs plus élevé attirera davantage d'hôtes; chaque face de la plateforme a une influence positive sur le niveau de participation sur la face opposée, on parle d'effets de réseau indirects ou croisés. Des effets de réseau croisés significatifs ajoutent de la complexité aux stratégies de développement d'une plateforme qui doit réussir à attirer simultanément deux catégories d'utilisateurs en nombre suffisant. En revanche lorsqu'une plateforme commence à être bien implantée sur un marché, les effets de réseau peuvent conduire à un renforcement de la position de cette plateforme par effet « boule-de-neige » ou de « rétroaction positive ». Ce mécanisme contribue à la concentration des plateformes. Pour les utilisateurs il y a des avantages à être regroupés sur une seule plateforme dominante. Une telle configuration est celle qui potentiellement maximise les effets de réseau, le nombre d'interactions possibles, et donc augmente l'utilité des utilisateurs. En outre, plus le nombre d'utilisateurs d'une plateforme est élevé est plus celle-ci est en mesure de proposer des appariements pertinents. Toutefois, une plateforme en position de monopole ou de quasi-monopole peut être tentée d'abuser de son pouvoir de marché et réduire le bien-être social: prix élevés, exclusion ou discrimination de certains utilisateurs, collecte et exploitation excessive de données personnelles.

Par ailleurs, ces plateformes viennent concurrencer des acteurs traditionnels, et par conséquent bousculer des secteurs entiers de l'économie. Ces nouvelles formes d'organisation dans lesquelles les particuliers proposent une offre alternative à celle des professionnels suscitent des inquiétudes de la part des acteurs traditionnels, des citoyens et des politiques. L'arrivée de la plateforme *Uber* sur le marché des VTC a, en quelques années seulement, fortement impacté les taxis

dans de nombreuses villes à travers le monde. *Uber* est le symbole de cette nouvelle économie de plateformes et est à l'origine du terme d'« uberisation » qui désigne cette mise en concurrence entre particuliers et professionnels. Ces réorganisations posent la question de l'encadrement réglementaire des plateformes. Le législateur se trouve pris entre deux objectifs opposés: définir un cadre législatif pour organiser une concurrence équilibrée sur ces marchés, et ne pas imposer aux plateformes des contraintes non justifiées qui brideraient l'innovation. Les acteurs traditionnels dénoncent la concurrence déloyale des plateformes. C'est le cas par exemple sur le marché de la location courte durée avec *Airbnb*, ou le marché des VTC avec *Uber*. Par ailleurs, l'activité de ces plateformes a parfois des effets sur d'autres marchés liés, et peut générer des externalités positives ou négatives qu'il convient pour le législateur de comprendre et d'intégrer. L'arrivée de services comme *Airbnb* ou *Uber* peut par exemple avoir des effets sur le prix des logements ou la congestion.

La régulation des plateformes numériques est complexe du fait de la rapidité des changements sur ces marchés. Les plateformes collaboratives les plus connues sont toutes relativement jeunes. *Airbnb* a été créée en août 2008, et a connu une croissance « explosive ». La société *Uber* a été fondée en 2009. En France, l'origine de *Blablacar* remonte à 2006 mais la plateforme de covoiturage ne dépasse les 500 000 membres qu'en janvier 2010. Une régulation est d'autant plus difficile que les données relatives à l'activité de ces plateformes sont limitées et proviennent des déclarations de ces plateformes elles même.

Étudier les plateformes et leurs effets sur l'économie et la société est crucial. Outre les effets déjà cités, le développement de plateformes puissantes pose des questions en termes de souveraineté des villes ou des États. Les décideurs publics ont-ils la possibilité de limiter l'activité d'une plateforme, dont le siège social est situé à l'étranger ? Comment s'assurer la coopération loyale d'une plateforme sur les questions de fiscalité ? Par ailleurs le développement de l'économie des plateformes a un impact sur l'organisation du travail. Les plateformes tendent à privilégier le travail non salarié au détriment du salariat. Enfin, le rôle croissant des investisseurs privés dans ces plateformes interroge sur le caractère réellement

« collaboratif » de ces pratiques, et sur l’articulation de ces modes de consommation avec une économie du partage moins monétisée.

L’objectif de cette thèse est triple. Premièrement, nous cherchons à comprendre les déterminants de l’adoption, de l’usage et de la diffusion des plateformes collaboratives. Ensuite, nous nous intéressons aux effets de ces plateformes sur l’économie. Nous étudions l’impact économique et concurrentiel de l’activité des plateformes, et notamment l’impact sur les revenus des utilisateurs et des acteurs traditionnels. Enfin, cette thèse s’intéresse à la régulation des plateformes.

Pour répondre à ce triple objectif, nous adoptons une démarche à la fois empirique et théorique. Il s’agit dans un premier temps d’avoir une vue d’ensemble de ce que représentent les plateformes collaboratives, et de faire un état des lieux de leur utilisation par la population. Quelle est l’ampleur de ce phénomène ? Qui sont les utilisateurs de plateformes collaboratives ? Ce travail de thèse prête une attention particulière aux dynamiques à l’œuvre lors du lancement d’une nouvelle plateforme. Quelle est l’importance des effets de réseau dans le processus de diffusion ? La thèse traite également de questions relatives à l’impact du développement de ces plateformes sur les industries traditionnelles. Enfin, ce travail envisage les situations de concurrence entre plateformes et la régulation de cette concurrence.

Pour répondre à ces questions, nous avons utilisé des données d’enquête, des données d’entreprise obtenues auprès d’une plateforme française de covoiturage dans le cadre d’un contrat de recherche, ainsi que des données collectées (aspirées) directement sur les sites web de plateformes.

Les questions de régulation des plateformes font appel à la modélisation théorique et envisagent la situation dans laquelle une plateforme concurrence un acteur traditionnel, avant d’étudier la situation dans laquelle deux plateformes sont en concurrence sur un marché biface.

2 Cadre conceptuel

Ce travail de thèse s'inscrit dans le champs de l'économie numérique, il s'appuie principalement sur la littérature théorique et empirique sur les plateformes collaboratives.

Pour étudier les plateformes de pair à pair, la littérature académique a développé le concept de plateformes bifaces et de marchés bifaces ("two-sided markets"). Une plateforme biface permet la mise en relation de deux faces ou catégories d'utilisateurs qui échangent ou interagissent par l'intermédiaire de la plateforme. Cette littérature commence au début des années 2000 avec un article coécrit par Rochet et Tirole "Platform Competition in Two-Sided Markets". Les travaux pionniers de l'économie des plateformes fournissent un cadre théorique pour comprendre le fonctionnement de ces acteurs. [Rochet et Tirole \(2003\)](#) montrent qu'il est essentiel de tenir compte des effets de réseau croisés pour comprendre les stratégies de tarification des plateformes. Ces acteurs ont intérêt à fixer des prix d'accès qui ne sont pas directement liés aux coûts de servir chaque face mais aux effets de réseau croisés. Cette tarification peut parfois conduire à des prix très faibles pour une des catégories d'utilisateurs, et souvent à subventionner l'une des deux faces. Ces stratégies de tarification consistant à subventionner une face pour faire payer plus cher l'accès aux utilisateurs de l'autre côté de la plateforme sont dites de type "divide-and-conquer" ([Caillaud et Jullien \(2003\)](#)). [Armstrong \(2006\)](#) contribue à cette littérature en étudiant les facteurs qui affectent les prix d'équilibre sur un marché biface. Il met en avant l'importance des effets de réseau croisés, du choix du type de tarification (prix à l'inscription, prix par transaction), le choix des utilisateurs de rejoindre une seule plateforme ou deux (single-homing ou multi-homing).

À la suite de ces travaux, la recherche s'est développée et de nombreux sujets ont fait l'objet de publications. Les revues de littérature proposées par [Rysman \(2009\)](#) ou, plus récemment, par [Verdier \(2016\)](#) donnent une idée de la diversité des questions soulevées par les plateformes. Les travaux en économie des

plateformes ont cherché à modéliser les comportements de plateformes lorsque celles-ci ont la possibilité de pratiquer une tarification en deux parties. [Armstrong \(2006\)](#) montre qu'il existe une multiplicité d'équilibres lorsque deux plateformes se font concurrence en utilisant des tarifications en deux parties. En introduisant de l'hétérogénéité dans les volumes échangés par les utilisateurs de chaque côté de la plateforme [Reisinger \(2014\)](#)) montre qu'un équilibre unique existe. [Armstrong et Wright \(2007\)](#) étudient une situation où deux plateformes se font concurrence pour attirer des acheteurs qui considèrent les plateformes comme différenciées et des offreurs qui perçoivent les plateformes comme étant homogènes. Les auteurs montrent qu'un équilibre existe dans lequel les acheteurs ne rejoignent qu'une seule plateforme alors que les vendeurs choisissent d'être présents sur les deux plateformes. Cette situation est qualifiée de goulot d'étranglement ("competitive bottleneck"). Les plateformes sont en concurrence pour attirer les acheteurs qui bénéficient de prix d'accès très faibles. Les plateformes deviennent en revanche des monopoles aux yeux des vendeurs qui souhaitent accéder aux acheteurs, elles fixent donc des prix élevés côté vendeurs. Les auteurs montrent que dans un tel contexte l'introduction de contrats d'exclusivité côté vendeurs peut permettre à une plateforme d'exclure sa concurrente du marché, et d'augmenter son profit. [Belleflamme et Peitz \(2017\)](#) montrent que le passage d'une situation dans laquelle les agents sur les deux faces de la plateformes sont en single-homing à une situation de "competitive bottleneck" ne profite pas systématiquement aux acheteurs, et que les vendeurs peuvent aussi y gagner.

La question de la qualité de l'offre au sein d'une plateforme biface a également fait l'objet de recherches. [Hagiu \(2009\)](#) étudie l'effet sur les prix d'équilibre de la préférence des utilisateurs pour la variété de l'offre à laquelle ils peuvent accéder (plutôt que la quantité) à travers la plateforme. Les résultats indiquent que plus les consommateurs valorisent la variété de l'offre et plus la part du profit réalisé du côté des offreurs par une plateforme est élevée. En effet si la préférence pour la variété augmente les producteurs sont moins substituables et peuvent extraire davantage de surplus aux acheteurs, ce que la plateforme prend en compte dans la structure de sa tarification. [Jeon et Rochet \(2010\)](#) étudient la stratégie d'une

revue académique, qui est une plateforme entre auteurs et lecteurs. Ils montrent que le passage d'un modèle dans lequel le lecteur paie à un modèle open access affecte le standard de qualité choisi par la revue. Que la revue soit une association ou une entité cherchant à maximiser son profit le changement de modèle risque de conduire à un niveau de qualité trop faible.

Parmi les questions traitées, ont encore fait l'objet de recherches: l'effet de la taxation sur l'équilibre d'une plateforme en monopole (Kind et al. (2009), Bourreau et al. (2017)) et sur l'équilibre concurrentiel (Belleflamme et Toulemonde (2017)), l'impact du niveau d'information dont disposent les consommateurs sur les prix d'équilibre (Hagiu et Hałaburda (2014)). Ces modèles ont également des conséquences sur les méthodes utilisées en économie de la concurrence (Evans et al. (2011)).

La littérature est vaste et nous ne prétendons pas établir une liste exhaustive des sujets abordés. Elle est toujours activement en développement, en témoigne le numéro spécial du *Journal of Economics & Management Strategy* de 2019 consacré aux plateformes.

Cette thèse mobilise également la littérature empirique sur les plateformes de pair à pair et leurs effets sur l'économie. Une partie de cette littérature étudie les stratégies de tarification des offreurs au sein de ces plateformes, et l'effet des systèmes de réputation sur les prix pratiqués. Cabral et Hortaçsu (2010) étudient l'effet des mécanismes de réputation sur les vendeurs au sein de la place de marché *eBay*, Jolivet et al. (2016) étudient ces questions pour la place de marché *PriceMinister*. Par ailleurs la recherche s'intéresse à la mesure de l'impact économique et concurrentiel des plateformes de pair à pair. Plusieurs études mesurent les effets de la concurrence de ces plateformes sur les acteurs traditionnels. Seamans et Zhu (2014) étudient l'effet de l'entrée de *Craigslist*, un site web de petites annonces, sur la presse locale aux États-Unis. Les auteurs trouvent une baisse de 20,7% des tarifs des petites annonces, et une augmentation de 3,3% des prix des abonnements aux revues. Zervas et al. (2017) montrent que l'entrée d'*Airbnb* a diminué les revenus de l'industrie hôtelière. Berger et al. (2018) montrent que

l'entrée d'*Uber* a pu faire chuter les revenus des taxis de 10%. L'étude de l'impact concurrentiel de l'arrivée de plateformes sur d'autres dimensions que les prix ou les revenus des acteurs traditionnels fait l'objet de peu de recherche. Mais certaines études suggèrent que l'arrivée d'*Uber* aurait pu améliorer la qualité des services proposés par les taxis (Wallsten (2015)), réduire l'aléa moral dans les relations entre clients et chauffeurs (Liu et al. (2018)). Au-delà de l'impact concurrentiel, les plateformes ont la capacité d'affecter d'autres marchés, à travers des externalités, ou modifier les comportements des utilisateurs. Concernant les plateformes d'hébergement, Segú (2018) s'intéresse à l'effet de la présence d'Airbnb sur les loyers, à Barcelone. Ses résultats suggèrent que le développement de l'activité d'Airbnb serait la cause d'une augmentation significative des loyers. Dills et Mulholland (2018) montrent que l'arrivée d'*Uber* a pu réduire les accidents liés à la consommation d'alcool. Datta et al. (2018) trouvent que l'utilisation de plateformes de streaming favorise l'expérimentation et la découverte de nouvelles musiques.

3 Présentation de la thèse

Cette thèse est organisée en cinq chapitres.

Le **premier chapitre** fait un état des lieux de l'utilisation des plateformes collaboratives. En exploitant des données d'enquête, sur un échantillon représentatif d'internautes français, nous cherchons à comprendre qui sont les utilisateurs de ces plateformes, quels sont les freins à l'utilisation de ces plateformes, et en quoi les profils des offreurs et des demandeurs peuvent différer. Nous montrons que la décision d'utiliser ou non une plateforme collaborative dépend des caractéristiques socio-économiques d'un individu. Les individus jeunes, bien éduqués et disposant de revenus confortables, sont plus susceptibles d'être utilisateurs de plateformes collaboratives. En outre, nous mettons en évidence l'importance du niveau de confiance et de la sociabilité d'un individu sur sa probabilité d'être utilisateur de plateforme. L'ampleur de ces effets diffère selon le secteur d'activité

concerné, hébergement entre particuliers, covoiturage ou places de marchés. Ils diffèrent également en fonction du rôle sur la plateforme (offreur ou demandeur). L'étude s'intéresse également aux montants des revenus obtenus sur ces plateformes par les particuliers offreurs. Les résultats suggèrent que les individus ayant un niveau de vie confortable sont ceux qui obtiennent les revenus les plus élevés sur les plateformes collaboratives.

Le **deuxième chapitre** s'intéresse aux dynamiques de développement d'une plateforme de covoiturage, iDVROOM. L'ambition de cette plateforme est de reproduire le succès de *Blablacar*, sur le segment du covoiturage du quotidien, un mode de déplacement encore peu développé en France. L'analyse empirique est développée à partir de données obtenues auprès d'iDVROOM. En agrégeant des données relatives au nombre de trajets et d'utilisateurs au niveau des communes, il est possible de retracer le développement géographique du service. Ces données permettent d'étudier le rôle des effets de réseau dans la diffusion de la plateforme, et de mesurer l'importance de la contagion spatiale dans cette diffusion. Nos résultats confirment l'existence d'effets de réseau significatifs. La variation d'activité de la plateforme dans une commune dépend positivement du nombre d'utilisateurs enregistrés dans cette commune ainsi que du nombre de trajets proposés, suggérant la présence à la fois d'externalités de participation et d'externalités d'usage. De plus, le nombre de nouveaux trajets proposés dans une commune est positivement impacté par le développement de la plateforme dans les communes voisines. Ce résultat souligne l'importance de la contagion spatiale dans le processus de développement de la plateforme. Enfin, l'étude s'intéresse à la stratégie d'iDVROOM qui consiste à créer des groupes (des communautés) à l'intérieur de la plateforme. La création d'un groupe d'utilisateurs, généralement lié à une entreprise ou une université, permet de stimuler l'activité de la plateforme et d'attirer de nouveaux utilisateurs. Cette stratégie de développement est donc efficace pour acquérir des utilisateurs. Les résultats montrent que les effets diffèrent selon le type de trajets, sur courtes moyennes ou longues distances.

L'objectif du **troisième chapitre** est de mesurer l'effet des plateformes collaboratives sur l'économie, et plus particulièrement de mesurer empiriquement l'effet de la concurrence d'une plateforme sur les acteurs traditionnels. À travers l'étude du marché de l'hébergement de courte durée à Paris, nous montrons que la présence d'Airbnb impacte les hôtels. La plateforme Airbnb propose une offre alternative aux hôtels. Toutefois la clientèle visée par Airbnb n'est pas exactement la même que celle des hôtels qui visent plutôt les voyageurs d'affaires. La question de l'impact de cette concurrence sur les hôtels est donc à priori nettement moins évidente que celle de l'entrée d'Uber sur le marché des VTC. Les hôteliers sont-ils réellement affectés par l'activité d'Airbnb ? Dans quelle mesure leurs craintes et leurs accusations sont-elles fondées ? Pour contribuer à ce débat, nous avons collecté des données sur un échantillon de 1554 hôtels parisiens. En exploitant les informations concernant les prix pratiqués par les hôtels, leurs caractéristiques et leur localisation géographique, nous sommes en mesure d'estimer l'effet de la présence d'offres Airbnb autour d'un hôtel. En contrôlant par la qualité de l'emplacement d'un hôtel, nous montrons que toutes choses égales par ailleurs la présence d'offres Airbnb autour d'un hôtel peut entraîner une diminution du prix pratiqué par ce dernier. Cet effet est surtout vérifié pour les hôtels deux étoiles.

Après avoir étudié empiriquement les usages, les dynamiques de développement et l'effet du développement des plateformes collaboratives sur les acteurs traditionnels, les chapitres 4 et 5 abordent la question de la régulation des plateformes.

Le **quatrième chapitre** s'intéresse à la régulation de l'activité d'une plateforme d'hébergement de pair à pair. Nous développons un modèle théorique dans lequel des consommateurs ont le choix entre une chaîne hôtelière et une plateforme. La chaîne hôtelière fixe son prix stratégiquement en anticipant le prix qui sera fixé par les pairs offreurs au sein de la plateforme ainsi que la commission qui sera fixée par la plateforme. Les résultats obtenus permettent de saisir les relations

entre les différentes variables stratégiques: le prix fixé par l'acteur traditionnel, la commission prélevée par la plateforme et le prix fixé par les particuliers offreurs. Du fait des interactions stratégiques entre ces acteurs, lorsque le régulateur intervient pour réguler l'activité de la plateforme collaborative il y a des effets sur l'équilibre du marché, pas seulement pour la plateforme ou les particuliers. A partir d'un recensement de différentes régulations prises par les villes ou les États pour limiter l'expansion des plateformes d'hébergement de courte durée, nous étudions trois types de régulations: (i) la limitation directe du nombre de nuitées proposées sur la plateforme, (ii) une augmentation des coûts supportés par les hôtes, (iii) l'imposition d'une taxe payée par les voyageurs. Nous comparons les effets sur l'équilibre concurrentiel de ces trois types de régulations par rapport à une situation de dérégulation du secteur traditionnel. Enfin, nous proposons une nouvelle forme de régulation: la mise en place d'un prix plafond calculé à partir du prix de la location de long terme.

Le **cinquième chapitre** s'intéresse à la régulation de plateformes dans un cadre concurrentiel. Dans un marché biface sur lequel deux plateformes se font concurrence, une plateforme peut chercher à imposer un régime d'exclusivité à ses offreurs, pour obtenir un monopole sur l'accès à ces offreurs, du côté des consommateurs. [Belleflamme et Peitz \(2017\)](#) montrent que le passage d'une situation où les offreurs peuvent rejoindre les deux plateformes à une situation où les offreurs ne peuvent rejoindre qu'une des deux plateformes, peut, dans certaines conditions, s'avérer être une stratégie profitable pour les plateformes. Ce chapitre étudie les stratégies de tarification des plateformes lorsqu'elles mettent en place un régime d'exclusivité alternatif: les offreurs sont autorisés à être en situation de multi-homing mais bénéficient de remises en prix s'ils décident de rejoindre exclusivement une plateforme. Nous montrons que cette stratégie de tarification dans laquelle chaque plateforme cherche à inciter les offreurs à rester exclusifs en proposant des remises en prix conduit à des prix d'équilibre plus élevés et des profits plus élevés que dans une situation où l'exclusivité est imposée aux offreurs. Les plateformes préfèrent ce régime d'exclusivité à l'exclusivité stricte,

mais cet équilibre avec discrimination en prix n'est possible que si les plateformes sont suffisamment différenciées aux yeux des consommateurs. Nous montrons également que le régime avec remises en prix conditionnées à l'exclusivité permet d'atteindre un niveau de surplus social plus élevé.

Pour conclure, nous reviendrons sur les résultats présentés dans cette thèse, et discuterons des apports de ces travaux. Nous montrerons en quoi les résultats peuvent être utiles aux décideurs voulant mettre en place des politiques publiques, ainsi qu'aux plateformes.

Chapitre 1

Airbnb, Blablacar, Le Bon Coin ... À qui bénéficient les plateformes de consommation collaborative? ¹

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* témoigne de l'engouement pour l'économie collaborative. La sensibilité aux questions environnementales contribue aussi à ces nouvelles formes de consommation qui tendent à privilégier le recyclage, le partage et les circuits courts. Dans ce chapitre, nous nous intéressons au rôle des plateformes numériques qui sont au cœur de l'économie collaborative. 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 so-

1. Une version de ce chapitre co-écrit avec Thierry Pénard est acceptée pour publication dans *Économie et Prévision*

cial, 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 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 un intermédiaire) 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, pour un hôte, une plateforme d'hébergement comme AirBnB aura plus de valeur si elle attire de nombreux voyageurs à la recherche d'un logement, et, inversement, un voyageur aura plus d'utilité à recourir à cette plateforme si le nombre de logements proposés est élevé. Ces effets positifs s'appellent des externalités de réseau croisées. Le succès d'une plateforme dépend de sa capacité à réunir une masse critique d'utilisateurs sur les deux faces et à stimuler les effets de réseau croisés ([Evans \(2009\)](#)). Généralement cela passe par des subventions croisées (ou des tarifications asymétriques) entre les deux faces d'utilisateurs ([Rochet et Tirole \(2006a\)](#), [Caillaud et Jullien \(2003\)](#)) et par la mise en place de systèmes de notation et de réputation ([Tadelis \(2016\)](#)).

Ce chapitre a pour objectif de comprendre comment les plateformes de consommation collaborative sont utilisées, quels sont les profils des utilisateurs et quels sont les gains monétaires obtenus sur ces plateformes. 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 catégories de personnes. Quels sont les facteurs stimulant les usages et les éventuels freins ?² Comprendre qui sont les utilisateurs de ces plateformes numériques est important 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

2. Dans ce chapitre 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 derniers mois (c'est à dire des individus qui ont testé ces plateformes et ont cessé de les utiliser)

plus ciblée. Une meilleure compréhension 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 en 2016 auprès de 2 000 personnes représentatives de la population française de plus de 18 ans qui utilise Internet. Cette enquête, conduite par Harris Interactive pour le compte de l'observatoire Marsouin³, couvrait l'usage de trois grandes catégories de plateformes : les places de marché, l'hébergement et le 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. Nous observons aussi que plus le niveau de revenu d'une personne est confortable et plus elle déclare gagner d'argent 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 obtenus.

Il existe peu de travaux sur l'usage des plateformes de consommation collaborative. Notre étude est une des premières à proposer une étude empirique sur les 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 et développent des approches essentiellement qualitatives. [Quattrone et al. \(2016\)](#) montrent que les hôtes *Airbnb* dans les quartiers centraux de Londres sont plutôt jeunes et éduqués. [Cansoy et Schor \(2016\)](#) observent que la densité et les prix des offres *Airbnb* sont positivement corrélés avec le niveau moyen d'éducation de la zone géographique. [Hamari et al. \(2015\)](#) observent que les pratiques de consommation collaborative ont des motivations principalement écologiques et monétaires. [Böcker et Meelen \(2017\)](#) montrent qu'il existe une forte hétérogénéité dans les pratiques relevant de l'économie collaborative. Le logement entre par-

3. Marsouin est un observatoire des équipements et usages numériques qui mène des enquêtes auprès des ménages, des entreprises et des collectivités au service des chercheurs en Sciences Humaines et Sociales de Bretagne <https://www.marsouin.org/>

ticuliers a une motivation principalement économique, alors que le partage de véhicule ou le covoiturage sont également motivés par des considérations environnementales. Par ailleurs, ces motivations diffèrent en fonction du groupe étudié (offreurs ou demandeurs), et selon les groupes socio-économiques. Les jeunes et ceux ayant des revenus faibles ont des motivations plus économiques. [Schor \(2017\)](#), à partir d'entretiens qualitatifs, étudie les profils des offreurs sur trois plateformes (*Airbnb*, *RelayRides* and *TaskRabbit*). Les résultats montrent que les offreurs sont plutôt éduqués et ont des emplois bien rémunérés. L'auteur souligne le risque d'un renforcement des inégalités si l'utilisation de ces plateformes génère d'importants avantages monétaires et non monétaires.

Ce chapitre peut aussi être relié à la littérature sur l'adoption et la diffusion d'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.

Ce chapitre 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-utilisées (logement, voiture, ...) 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 ce chapitre 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), et 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 1.1: Catégorisation 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/nul	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 séjourner (en France ou à l'étranger). 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 ⁴.

La question est de savoir si les spécificités de ces trois catégories de plateformes peuvent conduire à des différences dans les profils des utilisateurs et dans les usages. Dans un premier temps, nous allons présenter les facteurs déterminant l'utilisation de ces plateformes, en indiquant les effets attendus.

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

2.2 Motivations et déterminants de l'utilisation de plateformes collaboratives

La littérature identifie plusieurs types de motivations à participer à l'économie collaboratives: économiques, environnementales, sociales et éthiques ([Hamari et al. \(2015\)](#), [Böcker et Meelen \(2017\)](#)). Certains consommateurs se tournent vers l'économie collaborative parce qu'ils peuvent y trouver des biens ou services moins chers ou tirer des revenus complémentaires, on parle de motivations économiques. Des considérations environnementales peuvent favoriser le choix de participer à l'économie collaborative, en particulier pour le covoiturage, mais aussi pour les places de marché qui permettent la réutilisation de biens d'occasion. Une part des utilisateurs déclarent se tourner vers l'économie collaborative parce que ces modes de consommation favorisent le lien social et présentent un caractère convivial, c'est particulièrement vrai pour le covoiturage et l'hébergement entre particuliers. La consommation collaborative permet parfois d'accéder à des services qui n'ont pas d'équivalent : on peut penser au covoiturage, lorsqu'il n'existe pas de transports en commun (train ou bus).

Au delà de l'étude des motivations qui sont hétérogènes et peuvent varier selon les services et les groupes socio-économiques considérés, il est intéressant d'étudier les caractéristiques socio-démographiques qui favorisent ou au contraire font obstacle à l'utilisation de plateformes collaboratives. La suite de cette section présente les principales caractéristiques identifiées dans les études précédentes et leur effet attendu sur la probabilité d'utiliser une plateforme collaborative.

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-mêmes 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'assister ([Manski \(2000\)](#)). Troisièmement, les effets de réseau et l'utilité seront plus élevés, si un individu a plus d'utilisateurs de plateformes dans son voisinage 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 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 des revenus modestes. 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 produits ou de services innovants 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 diminue avec l'âge et augmente 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 en ligne sur 2 000 Français âgés de plus de 18 ans, représentatif de la population française utilisatrice d'Internet. L'enquête menée par l'Institut Harris Interactive pour le compte de l'Observatoire Marsouin, s'est déroulée entre mai et juin 2016. La représentativité de l'échantillon est assurée par la méthode des quotas sur le sexe, l'âge, la profession et la région géographique du répondant. Les quotas sont croisés sur le sexe et l'âge et indépendants sur la profession et la région. Le tableau 1.11 en annexe compare la répartition des répondants par âge, genre et profession avec celle de la population française. Sachant que 12% de la population française n'utilise pas Internet⁵, il est logique de trouver quelques écarts. Ainsi, les plus de 65 ans, les ouvriers et les inactifs (essentiellement les retraités), qui sont des catégories moins connectées que la moyenne, sont sous-représentés dans notre échantillon. En annexe, nous présentons l'ensemble des variables utilisées dans cette étude et leurs statistiques descriptives (voir tableau 1.10).

Taux d'utilisation Le tableau 1.2 présente les taux d'utilisation sur les douze derniers mois (entre mai 2015 et mai 2016) des trois grandes catégories de plateformes étudiées dans ce chapitre. Le taux d'utilisation global est obtenu en prenant en compte non seulement les plateformes d'hébergement (*Airbnb, HomeAway, ...*),

5. Source: Baromètre du Numérique 2017, enquête CREDOC « Conditions de vie et aspirations » pour le compte de l'ARCEP et de l'Agence du Numérique www.credoc.fr/pdf/Rapp/R337.pdf

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. Le tableau présente les taux d'utilisation dans la population des internautes français⁶ et dans la population totale, par extrapolation.⁷ 70% des internautes de plus de 18 ans ont utilisé au moins une de ces plateformes entre 2015 et 2016 (soit 61% de la population française). Ce chiffre témoigne de la forte diffusion des pratiques de consommation collaborative par l'intermédiaire de ces plateformes.

Tableau 1.2: Taux d'utilisation de plateformes au cours des 12 derniers mois

	Hébergement	Covoiturage	Place de marché	Global
% internautes	20%	23%	64%	70%
% population totale	18%	20%	56%	61%

Ces chiffres peuvent être rapprochés d'autres études. Selon le Baromètre du numérique 2017, 28% des français de 12 ans et plus auraient pratiqué le prêt ou le partage de biens et de services entre particuliers (principalement du covoiturage et de l'hébergement) au cours des douze derniers mois et 22% l'auraient fait en recourant à une plateforme numérique⁸. A titre de comparaison, pour l'Italie et l'Allemagne, les taux d'utilisation des plateformes d'hébergement sont

6. Des tests de comparaison de proportions indiquent que les taux d'utilisation des plateformes d'hébergement et de covoiturage ne sont pas statistiquement différents pour un seuil de 5%, mais sont significativement inférieurs aux taux d'utilisation des places de marché.

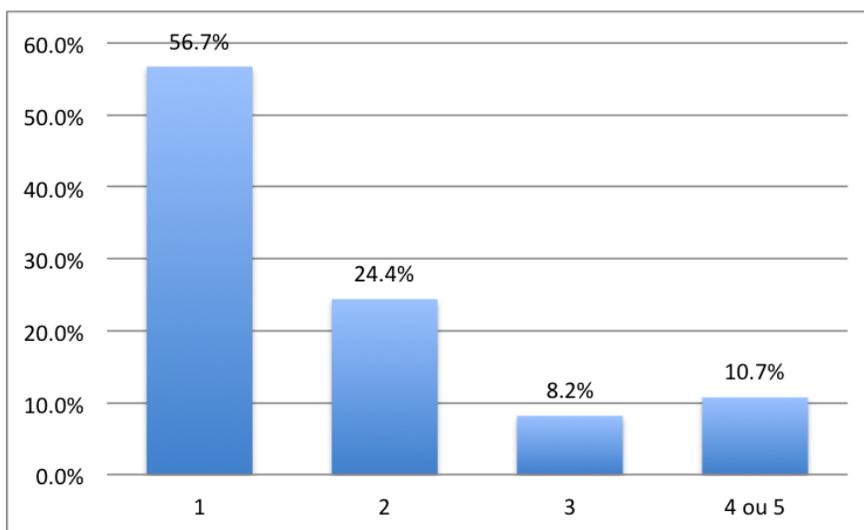
7. Les taux pour la population totale sont obtenus en multipliant les taux observés dans l'enquête par 88% qui est la part d'internautes dans la population française selon le Baromètre du numérique 2017

8. Par ailleurs, un tiers des français (36%) aurait eu, au cours de l'année 2017, des pratiques collaboratives non marchandes sous forme d'échange ou partage de biens et services entre particuliers (covoiturage, échanges de services de jardinage, bricolage/recyclage, échange de livres, de jouets, petits cours, monnaies locales, etc.) Source « Consommation et modes de vie – CREDOC n°298 Avril 2018 Le collaboratif nouvel horizon utopique. »

respectivement de 10% et 7% (par rapport à l'ensemble de la population), de 10% et 7% pour les plateformes de covoiturage, et de 33% et 34% pour les places de marchés⁹.

Diversité des usages Le graphique 1.1 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.

FIGURE 1.1: 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

9. Source : OCDE (2017), « Trust in peer platform markets : Consumer survey findings », Documents de travail de l'OCDE sur l'économie numérique, n° 263, Éditions OCDE, Paris, <https://doi.org/10.1787/1a893b58-en>.

côté demandeur. Il est donc possible pour certains utilisateurs d'être simultanément sur les deux faces. Pour chaque type de plateforme, le tableau 1.3 indique quel est le pourcentage d'internautes qui est uniquement du côté de la demande, uniquement du côté de l'offre et des deux côtés à la fois.

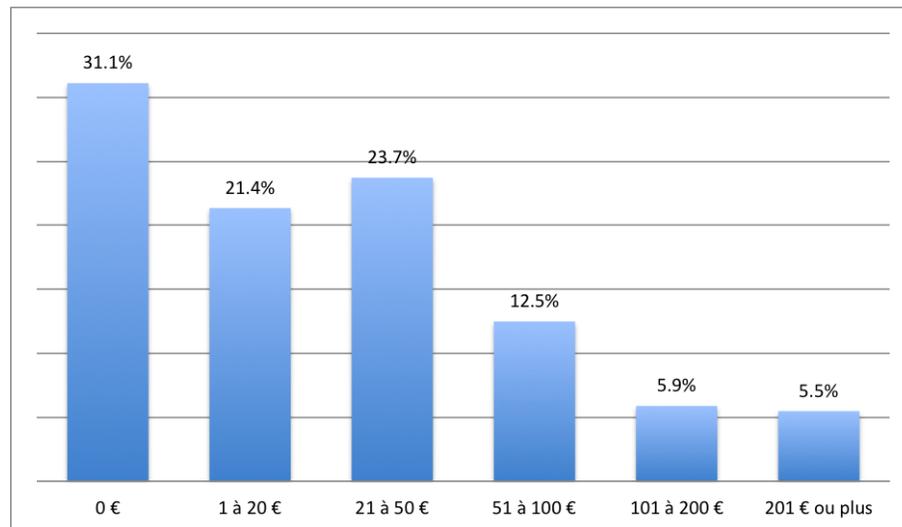
Tableau 1.3: Taux d'utilisation et répartition entre offre et demande par type de plateforme

	Hébergement	Covoiturage	Places de marché
Taux d'utilisation (offre et/ou demande)	20%	23%	64%
Répartition des utilisateurs			
demandeurs	74.64%	43.50 %	34.72%
offreurs	14.05%	33.31%	29.47%
offreurs-demandeurs	11.32 %	23.19%	35.81%

Les offreurs purs sont moins nombreux que les demandeurs purs, surtout sur les plateformes d'hébergement. Si l'on prend en compte tous les offreurs, seuls 25% des utilisateurs de plateformes d'hébergement déclarent avoir été offreurs sur une plateforme de ce type. Ils sont 56% à avoir proposés des trajets sur une plateforme de covoiturage, et 65% à avoir vendu des objets sur une place de marché. Les répartitions des utilisateurs sont comparées deux à deux à l'aide de tests de Kolmogorov-Smirnov. Tous les tests montrent que les répartitions entre offreurs simples, demandeurs simples et offreurs-demandeurs sur les trois types de plateformes sont statistiquement différentes.

Gains monétaires des offreurs Le graphique 1.2 représente la distribution des revenus obtenus par les offreurs présents sur ces plateformes, au cours des 30 derniers jours précédant l'enquête.

Figure 1.2: Distribution des gains monétaires des offreurs sur le dernier mois



Sur l'ensemble des répondants ayant déclaré avoir utilisé une plateforme en tant qu'offreurs, près d'un tiers (31%) n'a retiré aucun gain monétaire sur le dernier mois. Plus de la moitié (53%) des offreurs ont obtenu moins de 20 euros. Seuls 11% des utilisateurs ont gagné plus de 100 euros sur le dernier mois. La distribution des gains issus de la consommation collaborative apparaît donc très inégale.

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

Nous allons procéder à une série de régressions économétriques pour identifier les facteurs expliquant l'utilisation de ces plateformes et les revenus obtenus.

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 :

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

Cette décision est modélisée par un modèle probit dans lequel les variables explicatives sont le degré de confiance et de sociabilité, le niveau de revenu, 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). Le niveau de revenu est défini à partir de la perception que les individus ont de leurs conditions de vie : les personnes sondées devaient indiquer si avec leur revenu actuel, leur vie est « très difficile ou difficile », « confortable ou très confortable » ou s'ils « s'en sortent tout juste ». Concernant l'utilisation des plateformes de covoiturage, nous ajoutons en variable de contrôle le nombre de voitures dans le ménage. 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 1.10). 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 ». Par ailleurs, nous avons inclus le fait de voter aux élections afin de mesurer le degré de civisme et d'inclusion sociale. Enfin, nous prenons en compte le degré d'aversion au risque qui peut être un frein à l'utilisation de plateformes collaboratives. L'aversion au risque est mesurée par une question sur la préférence entre un gain certain de 20 euros et un gain de 200 euros avec une chance sur dix. L'individu est considéré comme « aversé au risque » lorsqu'il choisit le gain certain.

Une description détaillée de la construction des variables explicatives est fournie en Annexe (page 48).

Diversité des usages Pour déterminer si les caractéristiques socio-démographiques ont un impact sur le nombre de catégories de plateformes utilisées, nous estimons un modèle probit dans lequel la variable dépendante vaut 0 si l'individu déclare n'avoir utilisé qu'un seul type de plateforme, et 1 si l'individu déclare avoir utilisé au moins deux types de plateformes.

4.2 Résultats

Le tableau 1.4 présente les effets marginaux calculés à partir des coefficients estimés des modèles probit, sur l'utilisation de chaque catégorie de plateforme (colonnes (1) (2) et (3) du tableau), et sur la diversité des usages de plateformes (colonne (4))¹⁰. 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 de ce probit trivarié en annexe (tableau 1.12) et constatons que les coefficients sont proches de ceux estimés à l'aide des modèles de probit simple (tableau 1.14). Pour cette raison, nous avons choisi de commenter uniquement les résultats du tableau 1.4.

10. Les coefficients estimés pour ces 4 modèles de probit simple sont présentés en annexe dans les tableaux 1.14 et 1.15

Tableau 1.4: Modèle probit par type de plateforme, et diversité des usages - effets marginaux

Variables explicatives	(1) Hébergement		(2) Covoiturage		(3) Places de marché		(4) Diversité	
	effets. m.	écart type	effets. m.	écart type	effets. m.	écart type	effets. m.	écart type
âge: 25-34	-0.02	[0.04]	-0.15***	[0.04]	0.03	[0.04]	-0.07	[0.05]
âge: 35-49	-0.11***	[0.03]	-0.26***	[0.04]	-0.08**	[0.04]	-0.17***	[0.04]
âge: 50-64	-0.14***	[0.04]	-0.28***	[0.04]	-0.07*	[0.04]	-0.18***	[0.05]
âge: 65/+	-0.19***	[0.03]	-0.38***	[0.04]	-0.10**	[0.04]	-0.34***	[0.05]
sexe: femme	0.01	[0.02]	-0.02	[0.02]	-0.03	[0.02]	-0.00	[0.02]
taille ville: [5k; 50k]	0.00	[0.03]	0.05	[0.03]	-0.06*	[0.03]	0.05	[0.04]
taille ville: [50k; 200k]	-0.00	[0.03]	0.09***	[0.03]	-0.07**	[0.03]	0.05	[0.04]
taille ville: >200k	0.02	[0.02]	0.04	[0.02]	-0.05	[0.03]	0.08**	[0.03]
Paris	0.04	[0.03]	-0.05**	[0.03]	-0.12***	[0.03]	0.05	[0.04]
BAC / BAC+1/+2	0.04*	[0.02]	0.02	[0.02]	0.02	[0.03]	0.06*	[0.03]
BAC+3/+4	0.10***	[0.03]	0.07**	[0.03]	0.07**	[0.03]	0.14***	[0.04]
BAC+5 ou plus	0.15***	[0.03]	0.04	[0.03]	0.06	[0.04]	0.13***	[0.05]
revenu : s'en sort	0.03	[0.02]	0.02	[0.02]	0.01	[0.02]	0.05	[0.03]
revenu : confortable	0.09***	[0.02]	0.08***	[0.03]	0.00	[0.03]	0.12***	[0.04]
nombre d'enfants	0.02*	[0.01]	0.03***	[0.01]	0.07***	[0.01]	0.01	[0.01]
utilisation d'une tablette	0.08***	[0.02]	0.05***	[0.02]	0.07***	[0.02]	0.10***	[0.02]
utilisation d'un smartphone	0.01	[0.02]	0.02	[0.02]	0.04	[0.02]	0.04	[0.03]
confiance	0.08***	[0.02]	0.12***	[0.02]	0.08***	[0.03]	0.09***	[0.03]
aversion au risque	-0.04**	[0.02]	0.01	[0.02]	0.00	[0.02]	-0.02	[0.03]
utilisateurs entourage	0.09***	[0.02]	0.10***	[0.02]	0.20***	[0.02]	0.14***	[0.02]
élection	-0.06***	[0.02]	-0.04**	[0.02]	0.00	[0.03]	-0.07**	[0.03]
taxation inéquitable	-0.01	[0.02]	0.01	[0.02]	0.03	[0.02]	-0.01	[0.03]
concurrence déloyale	0.06***	[0.02]	0.02	[0.02]	-0.03	[0.03]	0.04	[0.03]
temps amis	0.07***	[0.02]	0.05***	[0.02]	-0.03	[0.02]	0.06**	[0.03]
temps clubs	0.02	[0.02]	0.02	[0.02]	-0.02	[0.03]	0.01	[0.03]
nombre voitures			-0.05***	[0.01]				
Observations	2000		2000		2000		1403	
Pseudo R ²	0.20		0.21		0.09		0.16	

Note : Le tableau reporte les résultats des estimations de modèles probit. Les observations sont pondérées de façon à ce que l'échantillon soit représentatif de la population des internautes français. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. 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 le revenu rassemble les individus qui trouvent la vie « difficile » ou « très difficile ».

Les résultats sont conformes aux effets attendus. La probabilité d'utilisation d'une plateforme de consommation collaborative décroît avec l'âge, quelle que soit la catégorie. L'effet négatif est plus accentué sur les plateformes de covoiturage. La probabilité d'utiliser une plateforme augmente avec le niveau d'éducation. 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 à Paris (ou en région parisienne) 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 certainement 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). À première vue ce résultat peut paraître surprenant car les communes rurales sont perçues comme des espaces géographiques peu connectés à Internet. Or il ressort de nos estimations que le taux d'utilisation de places de marché comme *Leboncoin* y serait de 6 à 7% supérieur à celui observé dans des communes de plus de 50 000 habitants, et 12% plus élevé qu'à Paris.

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. Concer-

nant 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 entre utilisateurs et les exposent à différents risques (fraude, dégradation de son logement, ...). 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 covoiter, 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 ce type de plateforme.

Le degré de sociabilité avec ses 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 « éléction » 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 négatif sur leur utilisation. Quelle que soit l'opinion des individus vis-à-vis des plateformes, elle ne joue pas en défaveur de leur usage.¹¹ On peut l'expliquer par le fait que le mouvement de consommation collaborative agrège aussi bien des idéologies anti-capitalistes prônant une autre économie (Ozanne et Ballantine (2010); Albinsson 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 qui échappe au contrôle de l'État. Concernant la diversité des usages, nous constatons que les individus jeunes, éduqués, ayant un niveau de vie confortable, et ceux habitant dans des villes de plus de 200 000 habitants, sont plus susceptibles d'utiliser au moins deux types de plateformes. 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 1.13 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. Il s'agit aussi de pratiques complémentaires dans certains cas, lorsqu'un même individu recherche à la fois un mode de transport (covoiturage) et un mode d'hébergement (chez un particulier). En termes d'implications économiques, les plateformes d'hébergement auraient donc tout intérêt à cibler des utilisateurs de service de covoiturage si elles souhaitent développer leur base d'utilisateurs. De la même manière, il sera plus facile pour une plateforme de covoiturage d'attirer des utilisateurs de plateforme d'hébergement que des utilisateurs de place de marché.

11. Le seul effet significatif est positif: le fait de penser que les plateformes d'hébergement concurrencent de manière déloyale les acteurs traditionnels accroît la probabilité d'utiliser une plateforme de ce type. Toutefois cette relation semble difficile à interpréter en terme d'effet causal. Par exemple le fait d'utiliser fréquemment une plateforme d'hébergement comme *Airbnb* peut faire prendre conscience à un individu qu'il s'agit là d'une concurrence déloyale envers les hôtels.

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 requiert 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 des voyageurs 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. À 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-démographiques

des offreurs et demandeurs par type de plateformes (tableau 1.5). Les variables en gras sont celles pour lesquelles les fréquences d'utilisation sont statistiquement différentes, selon un test de comparaison de proportion (avec un seuil de confiance à 10%).¹²

Concernant les plateformes de covoiturage, nous observons des différences significatives par rapport à l'âge et au sexe. Les femmes ne représentent que 46% des conducteurs contre 58% des passagers. Les 25-34 ans sont surreprésentés 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 que côté acheteur. De même, la tranche d'âge 35-49 ans est surreprésentée chez les offreurs. Enfin, les vendeurs ont un entourage qui est plus utilisateurs de plateformes que l'entourage des acheteurs.

12. Pour le tableau 1.5 les utilisateurs ayant le double statut d'offres-demandeurs sont considérés comme offreurs

Tableau 1.5: 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	0.56	0.46	0.58	0.55	0.49
âge: 18-24	0.24	0.18	0.23	0.28	0.11	0.16
âge: 25-34	0.28	0.28	0.29	0.19	0.18	0.22
âge: 35-49	0.32	0.25	0.24	0.29	0.31	0.22
âge: 50-64	0.08	0.19	0.17	0.17	0.22	0.24
âge: 65/+	0.09	0.1	0.06	0.07	0.18	0.17
taille ville: <5k	0.12	0.22	0.22	0.2	0.28	0.28
taille ville: [5k; 50k]	0.13	0.12	0.13	0.17	0.16	0.13
taille ville: [50k; 200k]	0.09	0.13	0.18	0.17	0.14	0.13
taille ville: >200k	0.35	0.29	0.35	0.3	0.26	0.3
Paris	0.24	0.24	0.13	0.16	0.16	0.16
inférieur à BAC	0.11	0.11	0.13	0.13	0.2	0.24
BAC / BAC+1/+2	0.38	0.38	0.41	0.48	0.46	0.41
BAC+3/+4	0.24	0.27	0.26	0.25	0.2	0.19
BAC+5 ou plus	0.28	0.25	0.12	0.15	0.14	0.16
revenu: difficile	0.24	0.17	0.23	0.24	0.3	0.31
revenu: s'en sort	0.3	0.46	0.44	0.43	0.45	0.44
revenu: confortable	0.46	0.37	0.33	0.33	0.25	0.25
nombre d'enfants	0.85	0.6	0.71	0.62	0.582	0.56
usage d'une tablette	0.63	0.57	0.53	0.49	0.45	0.41
usage d'un smartphone	0.72	0.81	0.79	0.79	0.7	0.72
utilisateurs entourage	0.51	0.53	0.49	0.53	0.43	0.36
Observations	102	302	255	199	835	445

Note : Le tableau résume les caractéristiques socio-démographiques de chaque population (offreurs ou demandeurs) pour chaque type de plateforme. Les fréquences sont notées en gras lorsque elles apparaissent statistiquement différentes selon un test de comparaison de proportions avec un seuil de confiance à 10%.

Pour conforter ces analyses, nous procédons à des estimations économétriques de la probabilité d'être offreur ou demandeur sur un type de plateforme. Pour chaque type de plateforme, un utilisateur a deux choix : être offreur ou non, être demandeur ou non. Nous estimons ces choix au moyen de modèles probit bivariés 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 1.6, 1.7 et 1.8 présentent les coefficients estimés au moyen de probit bivariés, pour chaque type de plateforme. Les tableaux 1.16, 1.17 et 1.18 en Annexe présentent les effets marginaux issus des estimations, pour chaque type de plateforme.

Tableau 1.6: Modèle probit bivarié sur plateformes d'hébergement

Variables explicatives	Offreur		Demandeur	
	coef.	écart type	coef.	écart type
âge: 25-34	-0.23	[0.16]	0.07	[0.12]
âge: 35-49	-0.36**	[0.17]	-0.28**	[0.12]
âge: 50-64	-0.83***	[0.20]	-0.37***	[0.13]
âge: 65/+	-0.69***	[0.22]	-0.64***	[0.15]
sexe: femme	-0.04	[0.11]	0.01	[0.07]
taille ville: [5k; 50k]	0.13	[0.18]	-0.11	[0.12]
taille ville: [50k; 200k]	0.04	[0.20]	-0.06	[0.12]
taille ville: >200k	0.23	[0.15]	0.05	[0.10]
Paris	0.21	[0.16]	0.13	[0.11]
BAC / BAC+1/+2	0.05	[0.16]	0.20*	[0.11]
BAC+3/+4	0.18	[0.18]	0.43***	[0.12]
BAC+5 ou plus	0.44**	[0.19]	0.58***	[0.13]
revenu: s'en sort	-0.22	[0.14]	0.26***	[0.09]
revenu: confortable	0.12	[0.14]	0.45***	[0.11]
nombre d'enfants	0.16***	[0.06]	0.05	[0.05]
utilisation d'une tablette	0.28**	[0.11]	0.31***	[0.07]
confiance	0.57***	[0.12]	0.21**	[0.08]
aversion au risque	-0.45***	[0.12]	-0.08	[0.08]
utilisateurs entourage	0.19*	[0.11]	0.44***	[0.08]
élection	-0.53***	[0.12]	-0.15*	[0.09]
temps amis	0.14	[0.12]	0.37***	[0.08]
temps clubs	0.22*	[0.12]	-0.00	[0.09]
Observations	2000			
Coef. corrélation	0.23***			

Note : Le tableau reporte les résultats de l'estimations d'un modèle probit bivarié. Les observations sont pondérées de façon à ce que l'échantillon soit représentatif de la population des internautes français. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. 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 le revenu rassemble les individus qui trouvent la vie « difficile » ou « très difficile ».

Tableau 1.7: Modèle probit bivarié sur plateformes de covoiturage

Variables explicatives	Offreur		Demandeur	
	coef.	écart type	coef.	écart type
âge: 25-34	-0.11	[0.13]	-0.49***	[0.12]
âge: 35-49	-0.59***	[0.13]	-0.71***	[0.12]
âge: 50-64	-0.58***	[0.13]	-0.94***	[0.14]
âge: 65/+	-1.03***	[0.16]	-1.40***	[0.16]
sexe: femme	-0.21***	[0.08]	-0.03	[0.08]
taille ville: [5k; 50k]	0.05	[0.14]	0.24*	[0.13]
taille ville: [50k; 200k]	0.34***	[0.13]	0.20	[0.13]
taille ville: >200k	0.21*	[0.11]	0.12	[0.11]
Paris	-0.17	[0.14]	-0.15	[0.13]
BAC / BAC+1/+2	0.04	[0.11]	0.14	[0.12]
BAC+3/+4	0.26**	[0.13]	0.25*	[0.14]
BAC+5 ou plus	0.22	[0.15]	0.21	[0.15]
revenu: s'en sort	0.08	[0.10]	0.09	[0.10]
revenu: confortable	0.16	[0.12]	0.31***	[0.11]
nombre d'enfants	0.12**	[0.05]	0.08*	[0.05]
utilisation d'une tablette	0.18**	[0.08]	0.18**	[0.08]
confiance	0.46***	[0.09]	0.39***	[0.08]
aversion au risque	-0.05	[0.08]	0.05	[0.09]
utilisateurs entourage	0.25***	[0.08]	0.48***	[0.08]
élection	-0.18*	[0.09]	-0.09	[0.10]
temps amis	0.04	[0.08]	0.34***	[0.08]
temps clubs	0.09	[0.09]	0.06	[0.09]
nombre voitures	0.00	[0.05]	-0.22***	[0.06]
Observations	2000			
Coef. corrélation	0.34***			

Note : Le tableau reporte les résultats de l'estimations d'un modèle probit bivarié. Les observations sont pondérées de façon à ce que l'échantillon soit représentatif de la population des internautes français. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. 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 le revenu rassemble les individus qui trouvent la vie « difficile » ou « très difficile ».

Tableau 1.8: Modèle probit bivarié sur places de marché

Variables explicatives	Offreur		Demandeur	
	coef.	écart type	coef.	écart type
âge: 25-34	0.04	[0.11]	0.30***	[0.12]
âge: 35-49	0.12	[0.11]	-0.07	[0.11]
âge: 50-64	-0.06	[0.11]	-0.08	[0.11]
âge: 65/+	-0.06	[0.12]	-0.32***	[0.12]
sexe: femme	0.04	[0.06]	-0.13**	[0.06]
taille ville: [5k; 50k]	-0.07	[0.09]	-0.22**	[0.10]
taille ville: [50k; 200k]	-0.10	[0.10]	-0.35***	[0.10]
taille ville: >200k	-0.14*	[0.08]	-0.13	[0.08]
Paris	-0.26***	[0.09]	-0.29***	[0.10]
BAC / BAC+1/+2	0.16**	[0.08]	0.08	[0.08]
BAC+3/+4	0.23**	[0.10]	0.23**	[0.10]
BAC+5 ou plus	0.18*	[0.11]	0.15	[0.11]
revenu: s'en sort	0.04	[0.07]	0.00	[0.07]
revenu: confortable	0.05	[0.09]	-0.16*	[0.09]
nombre d'enfants	0.08**	[0.04]	0.19***	[0.04]
utilisation d'une tablette	0.19***	[0.06]	0.14**	[0.06]
confiance	-0.04	[0.07]	0.23***	[0.07]
aversion au risque	0.01	[0.06]	0.03	[0.06]
utilisateurs entourage	0.49***	[0.07]	0.46***	[0.07]
élection	0.11	[0.07]	0.10	[0.08]
temps amis	-0.13**	[0.06]	-0.06	[0.07]
temps clubs	-0.12	[0.07]	0.02	[0.07]
Observations	2000			
Coef. corrélation	0.18***			

Note : Le tableau reporte les résultats de l'estimation d'un modèle probit bivarié. Les observations sont pondérées de façon à ce que l'échantillon soit représentatif de la population des internautes français. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. 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 le revenu rassemble les individus qui trouvent la vie « difficile » ou « très difficile ».

Plateformes d'hébergement Concernant les plateformes d'hébergement, l'âge joue négativement sur la probabilité d'utilisation aussi bien côté offre que côté demande. 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 recherchent des solutions économiques pour se déplacer. 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 dans les autres et avoir un entourage qui utilise des plateformes collaboratives 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. De plus, avoir des enfants ou être âgé de 25 à 34 ans augmente la probabilité d'acheter sur les places de marché. Enfin, la confiance a un effet positif sur la probabilité d'être

acheteur. 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 euro », « 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 de ces intervalles : $Y_i = 0$ si l'individu i déclare avoir gagné 0 euro, $Y_i = [1, 20]$ s'il déclare un gain de 1 à 20 euros, $Y_i = [21, 50]$ si le gain est entre 21 et 50 euros, $Y_i = [51, \infty[$ si le gain est supérieur à 50 euros. Les gains monétaires étant définis par des intervalles et par une censure en 0, nous utilisons un modèle de régression par intervalle (en anglais *interval regression* ou *grouped data regression*) qui est une généralisation du modèle Tobit. Les estimations se font par maximum de vraisemblance selon la méthode inspirée par Stewart (1983).¹³

Le tableau 1.9 présente les coefficients estimés. Parmi les variables explicatives nous introduisons une variable mesurant l'âge (et l'âge au carré), le genre, la taille de l'agglomération, le niveau d'éducation, le niveau de revenu, le nombre d'enfants, une mesure du niveau de confiance, l'aversion au risque, une mesure du degré de sociabilité (le temps passé avec des amis et dans des clubs), la fréquence de participation aux élections. À ces variables s'ajoutent la diversité des usages, soit le nombre de catégories de plateformes utilisées, un score allant de 1 à 3 (un type, deux types, trois types ou plus), ainsi qu'une variable mesurant la fréquence

13. Nous utilisons la commande *intreg* du logiciel Stata, disponible au lien suivant: <https://www.stata.com/manuals13/rintreg.pdf>

d'usage de ces plateformes.

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 que le niveau de revenu a un effet positif significatif sur la probabilité d'être actif côté offre. Ces deux résultats indiquent qu'en plus d'avoir davantage de chances d'être offreurs sur des plateformes les individus ayant des revenus élevés retirent aussi en moyenne des gains plus élevés que les individus ayant des revenus modestes. 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 gains monétaires obtenus. Une confiance forte envers les autres permet aux offreurs de procéder à plus de transactions ou à des transactions portant sur des montants plus élevés. Le fait d'avoir des utilisateurs de plateformes dans son entourage accroît aussi les gains monétaires retirés de ces plateformes. Le nombre d'enfants a également un effet positif significatif sur les gains retirés des plateformes. Par ailleurs, la fréquence à laquelle un offreur utilise une plateforme et la diversité de catégories de plateformes utilisées ont un effet positif sur les gains monétaires. En revanche, ni l'âge, ni le niveau de diplôme, ni la taille de l'agglomération dans laquelle vit l'offreur, ni le degré de sociabilité n'ont d'effet sur les gains monétaires déclarés.

Il convient de garder à l'esprit que les gains monétaires obtenus proviennent principalement d'offeurs ayant déclaré être actif sur des places de marché comme *Leboncoin* (voir graphique 1.3 en Annexe), ces résultats reflètent donc en grande partie les pratiques à l'œuvre sur ce type de plateformes.

Ces résultats apparaissent robustes à plusieurs modélisations alternatives, à savoir un modèle probit ordonné et un modèle de régression linéaire estimé par MCO sur le milieu de chaque intervalle (voir tableau 1.19 en Annexe). Les gains monétaires n'étant observés que pour les utilisateurs offreurs, nous avons aussi

Tableau 1.9: Les déterminants des gains obtenus sur des plateformes

Variables explicatives	coef.	écart type	coef.	écart type
âge	0.33	[0.32]	0.39	[0.32]
âge au carré	-0.00	[0.00]	-0.00	[0.00]
sexe: femme	-2.84*	[1.65]	-2.62	[1.64]
taille ville: [5k; 50k]	-3.54	[2.51]	-3.65	[2.51]
taille ville: [50k; 200k]	-2.56	[2.54]	-3.46	[2.53]
taille ville: >200k	-0.14	[2.29]	-0.38	[2.26]
Paris	0.08	[2.70]	-0.16	[2.68]
BAC / BAC+1/+2	-0.75	[2.16]	-1.02	[2.12]
BAC+3/+4	-0.05	[2.62]	-0.60	[2.55]
BAC+5 ou plus	0.21	[3.09]	-0.74	[3.03]
revenu: s'en sort	5.33***	[1.81]	4.72***	[1.80]
revenu: confortable	8.69***	[2.35]	7.10***	[2.34]
nombre d'enfants	3.67***	[0.96]	3.39***	[0.98]
confiance	5.48***	[1.92]	4.17**	[1.88]
aversion au risque	-2.75	[1.88]	-2.91	[1.85]
utilisateurs entourage	7.77***	[1.74]	5.87***	[1.73]
élection	-1.84	[2.12]	-1.45	[2.09]
temps amis	0.59	[1.79]	-0.24	[1.78]
temps clubs	0.10	[2.00]	-0.13	[1.95]
plateforme fréquence			2.00**	[0.82]
plateforme diversité			4.88***	[1.14]
Observations		887		887

Note : Le tableau reporte les résultats de l'estimations des revenus issus des plateformes. Les observations sont pondérées de façon à ce que l'échantillon soit représentatif de la population des internautes français. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. 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 le revenu rassemble les individus qui trouvent la vie « difficile » ou « très difficile ».

testé un modèle probit ordonné avec étape de sélection, ainsi qu'un modèle de régression intervalles avec étape de sélection. Les tests statistiques (test de Wald) indiquent qu'il n'est pas nécessaire d'utiliser un modèle avec étape de sélection.¹⁴

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 joue 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 plateformes 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.

Ces résultats rejoignent les constats de l'enquête du CREDOC (Baromètre numérique) selon laquelle les jeunes sont, sans conteste, les plus grands utilisateurs de

14. Les variables utilisées en première étape (équation de sélection) et exclues de la deuxième étape (équation des gains) sont : *usage fréquent de 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.

ces plateformes de consommation collaborative et que les personnes disposant d'un niveau élevé de revenu et d'éducation sont plus adeptes de ces pratiques. Cette même enquête soulignait aussi l'importance de la confiance envers les autres et vis-à-vis des témoignages, notes et évaluations laissées par des utilisateurs de ces plateformes.

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/payantes 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 ce chapitre 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.

Annexe A

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, selon que l'enquêté considère qu'il a un niveau de vie « confortable » ou « très confortable »; qu'il « s'en sort », ou au contraire qu'il a une vie « difficile » ou « très difficile » avec son revenu actuel.

La variable *ordinateur* est une variable binaire. Elle prend la valeur 1 si l'enquêté utilise un ordinateur plusieurs fois par jour; 0 si l'enquêté utilise un ordinateur moins fréquemment.

La variable *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 *utilisateurs 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 s'il en a, et prend la valeur 1 dans le cas contraire.

La variable *élection* a deux modalités. Elle prend la valeur 1 si l'enquêté déclare « aller voter lors des élections » « souvent », et prend la valeur 0 si l'enquêté déclare aller « rarement » voter, s'il n'y va « jamais » ou « ne sait pas ».

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 as-

sociations. 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 *confiance* a deux modalités. Les enquêtés devaient répondre à la question suivante: « D'une manière générale, diriez-vous que l'on peut faire confiance à la plupart des gens ou que l'on n'est jamais trop prudent dans ses rapports avec autrui? ». Pour les enquêtés ayant répondu que l'on « peut faire confiance à la plupart des gens » la variable prend la valeur 1; pour ceux ayant répondu que l'on « n'est jamais trop prudent dans ses rapports avec autrui » ou ceux ne souhaitant pas répondre elle prend la valeur 0.

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 s'il déclare être indifférent.

La variable *plateforme fréquence* a cinq modalités. Elle prend la valeur 1 si l'enquêté déclare utiliser une plateforme une fois par an ou moins, 2 si l'enquêté déclare utiliser une plateforme une fois tous les 4 à 6 mois, 3 si l'enquêté déclare utiliser une plateforme tous les 2 à 3 mois, 4 si l'enquêté déclare utiliser une plateforme au moins une fois par mois, 5 si l'enquêté déclare utiliser une plateforme au moins une fois par semaine.

Tableau 1.12: Probit trivarié - utilisation par type de plateforme

Variables explicatives	(1)		(2)		(3)	
	Hébergement coef.	écart type	Covoiturage coef.	écart type	Places de marché coef.	écart type
âge: 25-34	-0.09	[0.12]	-0.47***	[0.12]	0.09	[0.12]
âge: 35-49	-0.42***	[0.12]	-0.86***	[0.12]	-0.25**	[0.12]
âge: 50-64	-0.49***	[0.13]	-0.89***	[0.12]	-0.23*	[0.12]
âge: 65/+	-0.79***	[0.14]	-1.45***	[0.14]	-0.29**	[0.12]
sexe: femme	0.05	[0.07]	-0.07	[0.07]	-0.09	[0.06]
taille ville: [5k; 50k]	0.04	[0.11]	0.19*	[0.11]	-0.18*	[0.09]
taille ville: [50k; 200k]	0.10	[0.11]	0.34***	[0.11]	-0.24**	[0.10]
taille ville: >200k	0.15	[0.10]	0.16*	[0.10]	-0.15*	[0.08]
Paris	0.22**	[0.11]	-0.26**	[0.12]	-0.36***	[0.10]
BAC / BAC+1/+2	0.08	[0.09]	0.06	[0.09]	0.07	[0.08]
BAC+3/+4	0.31***	[0.11]	0.25**	[0.12]	0.21**	[0.10]
BAC+5 ou plus	0.54***	[0.12]	0.17	[0.12]	0.15	[0.11]
revenu: s'en sort	0.12	[0.08]	0.13	[0.08]	0.01	[0.07]
revenu: confortable	0.33***	[0.10]	0.33***	[0.10]	0.02	[0.09]
nombre d'enfants	0.09**	[0.04]	0.11***	[0.04]	0.21***	[0.04]
utilisation tablette	0.38***	[0.07]	0.23***	[0.07]	0.20***	[0.07]
utilisation smartphone	-0.03	[0.08]	0.09	[0.08]	0.12*	[0.07]
confiance	0.31***	[0.08]	0.49***	[0.08]	0.26***	[0.07]
aversion au risque	-0.12	[0.08]	-0.03	[0.07]	0.03	[0.07]
utilisateurs entourage	0.39***	[0.07]	0.45***	[0.07]	0.59***	[0.07]
élection	-0.22***	[0.09]	-0.18**	[0.08]	0.01	[0.08]
taxation inéquitable	-0.08	[0.08]	0.05	[0.08]	0.10	[0.07]
concurrence déloyale	0.30***	[0.08]	0.06	[0.08]	-0.07	[0.08]
temps amis	0.32***	[0.07]	0.21***	[0.07]	-0.10	[0.07]
temps clubs	0.07	[0.08]	0.07	[0.08]	-0.06	[0.07]
nombre voitures			-0.19***	[0.05]		

Note : Le tableau reporte les résultats de l'estimations d'un modèle probit trivarié. Les probabilités qu'un individu utilise chaque type de plateforme sont estimées simultanément. Les observations sont pondérées de façon à ce que l'échantillon soit représentatif de la population des internautes français. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. Significativité des coefficients : * Significatif à 10%, ** Significatif à 5%, *** Significatif à 1%.

Tableau 1.10: Statistiques descriptives

Variables	fréquence/pourcentage
âge: 18 - 24 ans	0.11
âge: 25 - 34 ans	0.16
âge: 35 - 49 ans	0.27
âge: 50 - 64 ans	0.25
âge: 65 ans ou plus	0.21
sexe: femme	0.53
taille de la ville:	
< 5k	0.27
[5k;50k]	0.16
[50k;200k]	0.15
> 200k	0.26
Paris	0.17
diplôme le plus élevé:	
Aucun diplôme / brevet / CAP / BEP	0.24
BAC / BAC+1/+2	0.45
BAC+3/+4	0.18
BAC+5 ou plus	0.14
opinion concernant son revenu actuel:	
très difficile / difficile	0.32
s'en sort	0.45
confortable / très confortable	0.24
nombre d'enfants	0.48
usage fréquent d'un ordinateur	0.84
usage fréquent d'une tablette	0.39
usage fréquent d'un smartphone	0.66
niveau de confiance élevé	0.25
aversion au risque	0.67
utilisateurs dans l'entourage	0.32
temps amis	0.36
temps clubs	0.23
élection	0.79
nombre de véhicules foyer	1.37
opinion au sujet des plateformes:	
taxation et réglementation inéquitable	0.41
concurrence déloyale avec secteur traditionnel	0.31

Tableau 1.11: Comparaison fréquence/pourcentage avec population française (données INSEE)

Variables	Échantillon	Population française
âge:		
18 - 24 ans	0.11	0.10
25 - 34 ans	0.16	0.15
35 - 49 ans	0.27	0.25
50 - 64 ans	0.24	0.25
65 ans ou plus	0.21	0.25
sexe: femme	0.52	0.52
profession:		
agriculteurs exploitants, artisans commerçants et chefs d'entreprise	0.03	0.04
cadres et professions intellectuelles supérieures	0.11	0.10
professions intermédiaires	0.14	0.14
employés	0.26	0.14
ouvriers	0.06	0.11
inactifs	0.41	0.47

Tableau 1.13: Coefficients de corrélation issus du probit trivarié

ρ_{12}	0,36	Écart type	0,05	p-val < 0,01
ρ_{13}	0,12	Écart type	0,03	p-val < 0,01
ρ_{23}	0,23	Écart type	0,03	p-val < 0,01

Tableau 1.14: Modèle probit simple par type de plateforme

Variables explicatives	(1)		(2)		(3)	
	Hébergement coef.	écart type	Covoiturage coef.	écart type	Places de marché coef.	écart type
âge: 25-34	-0.08	0.12	-0.46***	0.12	0.09	0.12
âge: 35-49	-0.42***	0.12	-0.84***	0.12	-0.23*	0.12
âge: 50-64	-0.55***	0.13	-0.91***	0.13	-0.20*	0.12
âge: 65/+	-0.84***	0.15	-1.45***	0.14	-0.28**	0.12
sexe: femme	0.06	0.07	-0.10	0.07	-0.07	0.06
taille ville: [5k; 50k]	0.01	0.12	0.19	0.12	-0.18*	0.10
taille ville: [50k; 200k]	-0.01	0.12	0.34***	0.12	-0.23**	0.10
taille ville: >200k	0.11	0.10	0.15	0.10	-0.14	0.09
Paris	0.19	0.11	-0.26**	0.12	-0.36***	0.10
BAC / BAC+1/+2	0.17*	0.10	0.10	0.10	0.05	0.08
BAC+3/+4	0.43***	0.12	0.29**	0.12	0.20**	0.10
BAC+5 ou plus	0.62***	0.13	0.17	0.13	0.16	0.12
revenu: s'en sort	0.14	0.09	0.10	0.09	0.02	0.07
revenu: confortable	0.38***	0.10	0.33***	0.10	0.01	0.09
nombre d'enfants	0.07*	0.04	0.12***	0.04	0.21***	0.04
utilisation tablette	0.36***	0.07	0.21***	0.07	0.21***	0.07
utilisation smartphone	0.03	0.09	0.06	0.08	0.11	0.07
confiance	0.36***	0.08	0.49***	0.08	0.24***	0.08
aversion au risque	-0.17**	0.08	0.03	0.08	0.01	0.06
utilisateurs entourage	0.40***	0.08	0.42***	0.07	0.61***	0.07
élection	-0.26***	0.09	-0.17*	0.09	0.01	0.08
taxation inéquitable	-0.04	0.08	0.05	0.08	0.10	0.07
concurrence déloyale	0.27***	0.09	0.07	0.09	-0.08	0.08
temps amis	0.32***	0.08	0.22***	0.07	-0.09	0.07
temps clubs	0.07	0.08	0.07	0.08	-0.06	0.07
nombre voitures			-0.20***	0.05		
Observations	2000		2000		2000	
Pseudo R ²	0.20		0.21		0.09	

Note : Le tableau reporte les résultats de trois modèles probit, un pour chaque type de plateforme, estimés séparément. Les observations sont pondérées de façon à ce que l'échantillon soit représentatif de la population des internautes français. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. Significativité des coefficients : * Significatif à 10%, ** Significatif à 5%, *** Significatif à 1%.

Tableau 1.15: Modèle probit sur la diversité des usages

Variables explicatives	coef.	écart type
âge: 25-34	-0.19	[0.13]
âge: 35-49	-0.48***	[0.13]
âge: 50-64	-0.51***	[0.14]
âge: 65/+	-1.00***	[0.15]
sexe: femme	-0.01	[0.08]
taille ville: [5k; 50k]	0.16	[0.12]
taille ville: [50k; 200k]	0.14	[0.12]
taille ville: >200k	0.25**	[0.10]
Paris	0.15	[0.12]
BAC / BAC+1/+2	0.17*	[0.10]
BAC+3/+4	0.42***	[0.12]
BAC+5 ou plus	0.39***	[0.14]
revenu: s'en sort	0.15	[0.09]
revenu: confortable	0.35***	[0.11]
nombre d'enfants	0.03	[0.04]
utilisation tablette	0.32***	[0.08]
utilisation smartphone	0.12	[0.09]
confiance	0.28***	[0.08]
averison au risque	-0.07	[0.08]
utilisateurs entourage	0.42***	[0.08]
élection	-0.22**	[0.09]
taxation inéquitable	-0.02	[0.09]
concurrence déloyale	0.12	[0.09]
temps amis	0.20**	[0.08]
temps clubs	0.02	[0.09]
Observations	1 403	
Pseudo R^2	0.16	

Note : Le tableau reporte les résultats de l'estimation d'un modèle probit sur la population des enquêtés utilisateurs d'au moins un type de plateforme. La variable dépendante vaut 0 si l'enquêté utilise un seul type de plateforme et 1 si il en utilise deux ou plus. Les observations sont pondérées de façon à ce que l'échantillon soit représentatif de la population des internautes français. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. Significativité des coefficients : * Significatif à 10%, ** Significatif à 5%, *** Significatif à 1%.

Tableau 1.16: Modèle probit bivarié sur plateformes d'hébergement - effets marginaux

Variables explicatives	Offreur $P(Y_o = 1, Y_d = 0)$		Demandeur $P(Y_o = 0, Y_d = 1)$		Double statut $P(Y_o = 1, Y_d = 1)$	
	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type
âge: 25-34	-.018	[.013]	.027	[.034]	-.007	[.007]
âge: 35-49	-.020	[.013]	-.057*	[.031]	-.015**	[.006]
âge: 50-64	-.036***	[.013]	-.068**	[.032]	-.020***	[.006]
âge: 65/+	-.031**	[.014]	-.114***	[.031]	-.020***	[.006]
sexe: femme	-.002	[.005]	.002	[.015]	-.000	[.002]
taille ville: <50k	.006	[.007]	-.022	[.024]	.001	[.002]
taille ville: <200k	.002	[.007]	-.013	[.024]	.000	[.002]
taille ville: >200k	.009	[.007]	.007	[.022]	.004	[.003]
Paris	.007	[.007]	.026	[.026]	.004	[.003]
BAC / BAC+1/+2	.001	[.006]	.035*	[.018]	.002	[.002]
BAC+3/+4	.004	[.007]	.084***	[.025]	.006*	[.003]
BAC+5 ou plus	.016	[.010]	.117***	[.030]	.015***	[.005]
revenu: s'en sort	-.011*	[.006]	.051***	[.017]	-.001	[.002]
revenu: confortable	.001	[.008]	.090***	[.022]	.007**	[.003]
nombre d'enfants	.006***	[.002]	.008	[.009]	.003**	[.001]
usage d'une tablette	.009*	[.005]	.061***	[.015]	.006***	[.002]
confiance	.022***	[.005]	.035**	[.017]	.010***	[.003]
aversion au risque	-.018***	[.005]	-.011	[.017]	-.007***	[.002]
utilisateurs entourage	.004	[.005]	.088***	[.016]	.006	[.002]
élection	-.021***	[.005]	-.025	[.019]	-.010***	[.003]
temps amis	.003	[.005]	.074***	[.016]	.005**	[.002]
temps clubs	.009*	[.005]	-.004	[.018]	.003	[.002]
Observations			2000			
Coef. corrélation			.23***			

Note : Le tableau reporte les effets marginaux issus de l'estimation du modèle probit bivarié, présenté en page 38, sur plateformes d'hébergement. Les observations sont pondérées de façon à ce que l'échantillon soit représentatif de la population des internautes français. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. Significativité des coefficients : * Significatif à 10%, ** Significatif à 5%, *** Significatif à 1%.

Tableau 1.17: Modèle probit bivarié sur plateformes de covoiturage - effets marginaux

Variables explicatives	Offreur $P(Y_o = 1, Y_d = 0)$		Demandeur $P(Y_o = 0, Y_d = 1)$		Double statut $P(Y_o = 1, Y_d = 1)$	
	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type
âge: 25-34	.019	[.024]	-.101***	[.030]	-.051***	[.018]
âge: 35-49	-.048**	[.021]	-.117***	[.029]	-.086***	[.017]
âge: 50-64	-.040*	[.022]	-.150***	[.030]	-.092***	[.018]
âge: 65/+	-.079***	[.021]	-.187***	[.028]	-.106***	[.018]
sexe: femme	-.029***	[.011]	.003	[.012]	-.008**	[.004]
taille ville: <50k	-.001	[.016]	.037*	[.021]	.009	[.007]
taille ville: <200k	.045**	[.021]	.018	[.020]	.020***	[.008]
taille ville: >200k	.026*	[.015]	.010	[.016]	.011*	[.006]
Paris	-.015	[.015]	-.016	[.016]	-.007	[.005]
BAC / BAC+1/+2	.001	[.014]	.018	[.015]	.005	[.005]
BAC+3/+4	.029	[.019]	.028	[.020]	.017**	[.007]
BAC+5 ou plus	.024	[.020]	.023	[.021]	.014*	[.008]
revenu: s'en sort	.008	[.013]	.011	[.013]	.005	[.004]
revenu: confortable	.011	[.016]	.044**	[.018]	.016**	[.006]
nombre d'enfants	.013**	[.006]	.008	[.007]	.006***	[.002]
usage d'une tablette	.019*	[.011]	.022*	[.012]	.012***	[.004]
confiance	.051***	[.012]	.043***	[.013]	.028***	[.005]
aversion au risque	-.008	[.011]	.009	[.013]	.000	[.004]
utilisateurs entourage	.019*	[.011]	.064***	[.012]	.024***	[.005]
élection	-.021*	[.012]	-.007	[.014]	-.009*	[.005]
temps amis	-.005	[.011]	.051***	[.012]	.012***	[.004]
temps clubs	.010	[.013]	.006	[.013]	.005	[.005]
nombre voitures	.007	[.007]	-.033***	[.009]	-.007**	[.003]
Observations			2000			
Coef. corrélation			.34***			

Note : Le tableau reporte les effets marginaux issus de l'estimation du modèle probit bivarié, présenté en page 38, sur plateformes de covoiturage. Les observations sont pondérées de façon à ce que l'échantillon soit représentatif de la population des internautes français. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. Significativité des coefficients : * Significatif à 10%, ** Significatif à 5%, *** Significatif à 1%.

Tableau 1.18: Modèle probit bivarié sur places de marché - effets marginaux

Variables explicatives	Offreur $P(Y_o = 1, Y_d = 0)$		Demandeur $P(Y_o = 0, Y_d = 1)$		Double statut $P(Y_o = 1, Y_d = 1)$	
	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type	effet marg.	écart type
âge: 25-34	-.042	[.028]	.062*	[.036]	.059*	[.030]
âge: 35-49	.037	[.028]	-.037	[.032]	.011	[.028]
âge: 50-64	.000	[.029]	-.008	[.034]	-.024	[.027]
âge: 65/+	.038	[.031]	-.063*	[.033]	-.062**	[.027]
sexe: femme	.030**	[.015]	-.037**	[.016]	-.015	[.015]
taille ville: <50k	.025	[.024]	-.036	[.025]	-.053**	[.026]
taille ville: <200k	.039	[.026]	-.057**	[.025]	-.080**	[.025]
taille ville: >200k	-.006	[.020]	-.001	[.023]	-.050**	[.022]
Paris	-.004	[.023]	-.021	[.026]	-.095**	[.024]
BAC / BAC+1/+2	.021	[.019]	-.008	[.021]	.041**	[.019]
BAC+3/+4	.010	[.024]	.011	[.027]	.081**	[.025]
BAC+5 ou plus	.015	[.029]	.002	[.031]	.056**	[.027]
revenu: s'en sort	.008	[.017]	-.008	[.019]	.008	[.019]
revenu: confortable	.037	[.023]	-.044*	[.024]	-.018	[.022]
nombre d'enfants	-.016	[.010]	.029**	[.011]	.046**	[.010]
usage d'une tablette	.016	[.016]	-.002	[.017]	.057**	[.016]
confiance	-.046**	[.018]	.058**	[.020]	.032*	[.018]
aversion au risque	-.003	[.016]	.005	[.018]	.007	[.016]
utilisateurs entourage	.025	[.017]	.017	[.019]	.165**	[.017]
élection	.008	[.020]	.002	[.022]	.037**	[.019]
temps amis	-.017	[.017]	.010	[.018]	-.032*	[.017]
temps clubs	-.028	[.019]	.027	[.020]	-.018	[.019]
Observations				2000		
Coef. corrélation				.18**		

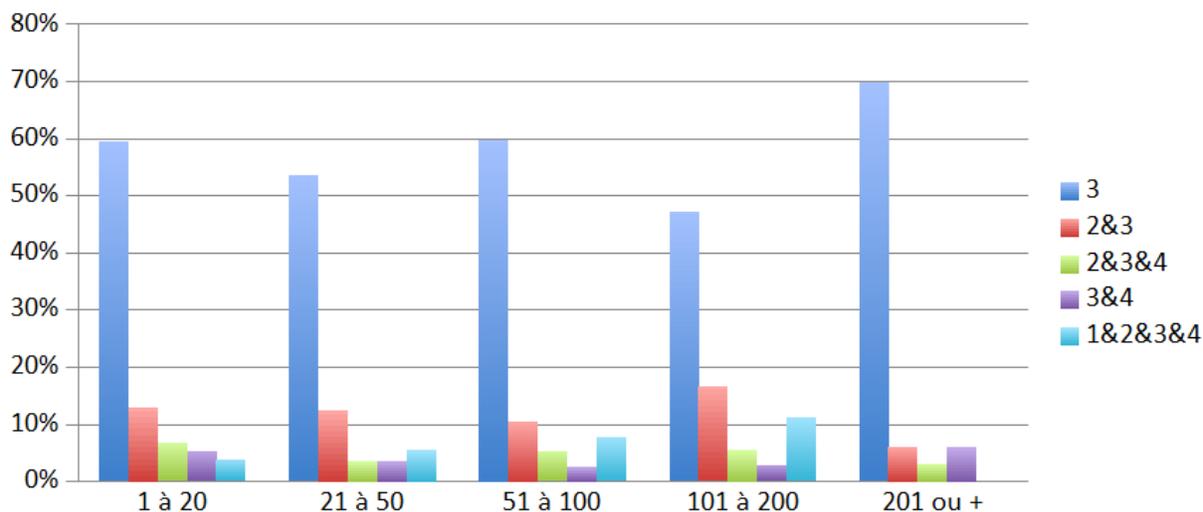
Note : Le tableau reporte les effets marginaux issus de l'estimation du modèle probit bivarié, présenté en page 38, sur places de marché. Les observations sont pondérées de façon à ce que l'échantillon soit représentatif de la population des internautes français. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. Significativité des coefficients : * Significatif à 10%, ** Significatif à 5%, *** Significatif à 1%.

Tableau 1.19: Déterminants des gains obtenus sur des plateformes - tests de robustesse

Variables explicatives	MCO		probit ordonné	
	coef.	écart type	coef.	écart type
âge	0.95	[0.69]	0.02	[0.02]
âge au carré	-0.01	[0.01]	-0.00	[0.00]
sexe: femme	-5.64	[3.58]	-0.13	[0.08]
taille ville: [5k; 50k]	-9.09*	[5.48]	-0.19	[0.13]
taille ville: [50k; 200k]	-9.15*	[5.47]	-0.14	[0.13]
taille ville: >200k	-1.99	[4.98]	-0.03	[0.11]
Paris	-0.27	[5.86]	-0.02	[0.13]
BAC / BAC+1/+2	-3.06	[4.70]	-0.03	[0.12]
BAC+3/+4	-2.94	[5.65]	0.01	[0.13]
BAC+5 ou plus	-1.64	[6.61]	-0.02	[0.15]
revenu: s'en sort	10.91***	[3.91]	0.20**	[0.09]
revenu: confortable	15.09***	[5.03]	0.29**	[0.11]
nombre d'enfants	5.50***	[2.11]	0.16***	[0.04]
confiance	8.60**	[4.13]	0.17**	[0.09]
aversion au risque	-8.11**	[4.11]	-0.11	[0.09]
utilisateurs entourage	8.45**	[3.72]	0.28***	[0.08]
élection	-1.08	[4.49]	-0.08	[0.10]
temps amis	0.27	[3.88]	-0.07	[0.09]
temps clubs	0.55	[4.34]	-0.03	[0.09]
plateforme fréquence	3.41*	[1.80]	0.12***	[0.05]
plateforme diversité	7.33***	[2.43]	0.25***	[0.05]
seuil 1			1.13	[0.40]
seuil 2			1.61	[0.40]
seuil 3			2.25	[0.40]
Observations		887		887
R-carré (ou pseudo R^2)		0.11		0.07

Note : Le tableau reporte les coefficients estimés issus de l'estimation d'un modèle MCO sur le milieu de chaque intervalle, et les coefficients estimés par un modèle probit ordonné. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets. Significativité des coefficients : * Significatif à 10%, ** Significatif à 5%, *** Significatif à 1%.

FIGURE 1.3: Origine des gains monétaires des offreurs



Note : Pour chaque tranche de gains monétaires le graphique indique quels types de plateformes ont été utilisées par les offreurs. Les plateformes de type 1 font référence aux plateformes d'hébergement, les plateformes de type 2 font référence aux plateformes de covoiturage, les plateformes de type 3 font référence aux places de marché, plateformes de type 4 font référence aux plateformes d'échange de services.

Quels que soient les montants de revenus, ils proviennent majoritairement des plateformes d'échange de biens (type 3, comme Leboncoin ou eBay). Par exemple, 60% des particuliers ayant réalisé entre 51 et 100 euros déclarent n'avoir été offreurs que sur des plateformes d'échange de biens. Quand ils ne sont pas réalisés uniquement sur des plateformes d'échange de biens, les revenus proviennent d'une utilisation combinée de plateformes d'échange de biens et de covoiturage (types 2&3).

Chapitre 2

Effets de réseau, effets spatiaux et effets de communautés dans les plateformes de covoiturage : une analyse du développement de la plateforme iDVROOM¹

1 Introduction

Le succès et l'éclairage médiatique dont bénéficient quelques plateformes numériques leaders sur leur marché (*Airbnb, Uber, Blablacar*) ont tendance à nous faire oublier combien il peut être difficile de lancer une plateforme. Les exemples de plateformes qui n'ont jamais réussi à percer, en dépit d'importantes levées de fond, ne manquent pas. Sur le marché de la livraison de repas à domicile, *Foodora* s'est retirée du marché français en août 2018 considérant qu'elle ne pourrait pas rattraper son retard sur le leader du marché, *Deliveroo*. Cet échec rappelle celui de la plateforme belge *Take Eat Easy* placée en redressement judiciaire en juillet 2016.

1. Co-écrit avec Thierry Pénard (Université Rennes 1 - CREM)

Autre exemple emblématique, *Uber* pourtant valorisée à plus de 70 milliards de dollars n'est toujours pas rentable. La plateforme a même perdu 4,5 milliards de dollars sur l'année 2017. *Blablacar* leader dans le secteur du covoiturage, avec 15 millions de membres en France, a annoncé qu'il serait enfin bénéficiaire en 2018, soit plus de dix ans après sa création.

Ces exemples illustrent les nombreux obstacles que rencontrent les plateformes pour s'imposer et devenir viables. Le principal défi est d'atteindre une masse critique d'utilisateurs. En effet, une plateforme n'a de la valeur pour un utilisateur que si elle lui permet d'accéder à d'autres utilisateurs. Dans le cas du covoiturage, la valeur d'une plateforme dépend à la fois du nombre de conducteurs et de passagers inscrits. Précisément, une plateforme de covoiturage est une plateforme biface au sens de [Rochet et Tirole \(2003\)](#). Elle permet à deux faces ou deux catégories d'utilisateurs (des conducteurs et des passagers) d'interagir. Chacune des faces génère des externalités positives vers l'autre face. Plus le nombre de conducteurs présents sur la plateforme est élevé et plus un passager a de choix en termes de trajets et d'horaires de départ. Inversement, plus le nombre de passagers est élevé, et plus un conducteur a de chances de remplir sa voiture. L'utilité retirée d'une plateforme de covoiturage augmente donc avec le nombre de conducteurs proposant des trajets et de passagers à la recherche d'un trajet. On parle d'effets de réseau croisés. Ces effets de réseau créent des boucles de rétroaction positive qui tendent à renforcer les positions dominantes acquises par l'une ou l'autre des plateformes (*Blablacar* dans le cas du covoiturage ou *Airbnb* dans le logement) jusqu'à une monopolisation du marché. Ce phénomène de *winner takes all*² explique la concurrence intense que se livrent les plateformes dans les premiers temps.

Par ailleurs, dans le cas d'une plateforme de covoiturage (mais également d'une plateforme de livraison de repas à domicile), les effets de réseau sont localisés. Un utilisateur ne va pas tenir compte du nombre global d'utilisateurs sur l'autre face, mais du nombre d'utilisateurs localisés à proximité de son lieu

2. L'expression de Winner-takes-all renvoie à l'idée que la plateforme gagnante rafle la mise ou remporte tout le marché.

de résidence. Cette caractéristique explique pourquoi on observe un déploiement progressif au niveau national (en commençant par les grandes villes).

Notre étude s'intéresse aux dynamiques de diffusion des plateformes de covoiturage, sur le segment des trajets domicile travail, un mode de déplacement qui commence à susciter l'attention des acteurs privés. *Blablacar*, leader du covoiturage longue distance, a lancé en 2017 son application BlaBlaLines dédiée aux trajets courts. *Klaxit*, une start-up présente sur le même secteur a réalisé une levée de fonds de 3 millions d'euros en 2018. Ces initiatives s'expliquent en partie par la loi du 18 août 2015 relative à la transition énergétique pour la croissance verte qui oblige les entreprises de plus de 100 salariés à mettre en place un plan de déplacement entreprise, et notamment à développer le covoiturage pour leurs salariés, à compter du 1er janvier 2018.

Dans cette étude nous nous intéressons au développement d'iDVROOM, l'une de ces plateformes, filiale de la SNCF depuis 2013. Nous souhaitons comprendre quels sont les facteurs favorables au développement d'iDVROOM et la croissance de son activité dans les principales villes où elle est implantée. Par ailleurs, une des stratégies d'iDVROOM est de créer des communautés semi-fermées (par exemple entre salariés d'une entreprise) au sein desquelles les trajets peuvent être proposés aux seuls membres. L'objectif de cette étude est de mesurer l'ampleur des effets de réseau sur la plateforme iDVROOM, en distinguant les effets quantitatifs (à travers le nombre d'inscrits dans une même ville et dans les villes voisines) et qualitatifs (à travers le nombre de communautés). Pour cela, nous disposons de données provenant de la plateforme iDVROOM entre janvier 2014 et janvier 2018. Notre analyse empirique mobilise l'économétrie des panels et l'économétrie spatiale sur données de panel.

Les résultats soulignent l'importance du nombre d'utilisateurs inscrits et de groupes-communautés créés dans une commune sur le nombre de nouveaux trajets proposés au départ de cette commune. Nous mettons aussi en évidence des effets de contagion spatiale, le nombre d'inscrits et de trajets dans une commune ayant un effet stimulant sur le nombre de trajets proposés dans les communes voisines. Ces résultats permettent d'identifier quels sont les leviers clés pour

lancer une plateforme de covoiturage et favoriser sa diffusion sur l'ensemble du territoire dans un contexte concurrentiel. Plus largement, cette étude contribue à mieux comprendre le fonctionnement des plateformes de pair à pair, notamment en montrant le rôle complémentaire des effets de réseau (c'est-à-dire le nombre d'utilisateurs actifs) et des effets spatiaux (c'est-à-dire la localisation des utilisateurs) dans le succès de ces plateformes.

Ce chapitre, en cherchant à mesurer les effets directs et indirects des utilisateurs de plateforme numérique, s'inscrit dans la littérature sur les effets de réseau. Une partie de cette littérature à la suite de [Rohlf's \(1974\)](#) s'emploie à comprendre les stratégies des entreprises produisant des biens ou services à forts effets de réseaux ([Farrell et Saloner \(1985\)](#), [Katz et Shapiro \(1985\)](#), [Economides et Encaoua \(1996\)](#)). Les effets de réseau sont également au coeur de la littérature sur les plateformes bifaces, initiée par [Rochet et Tirole \(2003\)](#). De nombreux travaux s'intéressent à l'impact de ces effets de réseau sur les stratégies tarifaires et sur la concurrence entre plateformes ([Rysman \(2004\)](#), [Li et Penard \(2013\)](#), [Lee \(2013\)](#), [Jin et Rysman \(2015\)](#), [Burtch et Ramaprasad \(2016\)](#), [Chu et Manchanda \(2016\)](#), [Cao et al. \(2018\)](#)). Cette étude se distingue de cette littérature en portant une attention particulière au caractère localisé de ces effets de réseau ainsi qu'à la contagion spatiale. En analysant l'effet de la création de communautés au sein d'une plateforme de covoiturage, cette étude contribue également à la littérature sur les stratégies de lancement de plateformes bifaces ([Caillaud et Jullien \(2003\)](#), [Hagiu \(2006\)](#), [Evans \(2009\)](#), [Evans et Schmalensee \(2010\)](#), [Cullen et Farronato \(2014\)](#), [Thebault-Spieker et al. \(2017\)](#), [Chasin et al. \(2018\)](#)).

La section 2 présente la plateforme iDVROOM, la section 3 étudie les caractéristiques socio-économiques des villes dans lesquelles iDVROOM est bien implantée. La section 4 estime l'importance des effets de réseau et des effets de communautés sur la croissance de la plateforme iDVROOM. La section 5 prend en compte les effets spatiaux ou de contagion entre communes voisines. La section 5 conclut.

2 Présentation de la plateforme iDVROOM

2.1 Positionnement et développement géographique

iDVROOM est une plateforme de covoiturage détenue par *Ecolutis*, filiale de la SNCF depuis 2013. La plateforme lancée dans les années 2000 a commencé son développement en remportant des contrats pour mettre en place un service de covoiturage local pour quelques grandes villes françaises. Depuis 2013, la plateforme concentre ses efforts sur le segment des trajets quotidiens domicile-travail, ne cherchant pas à concurrencer frontalement Blablacar qui domine les trajets longue distance. La plateforme prélève une commission de 10% du prix du trajet³. Cependant la place des commissions prélevées dans le financement de l'activité est modeste puisque le business model de l'entreprise consiste plutôt à vendre un accès à la plateforme à des entreprises ou collectivités.

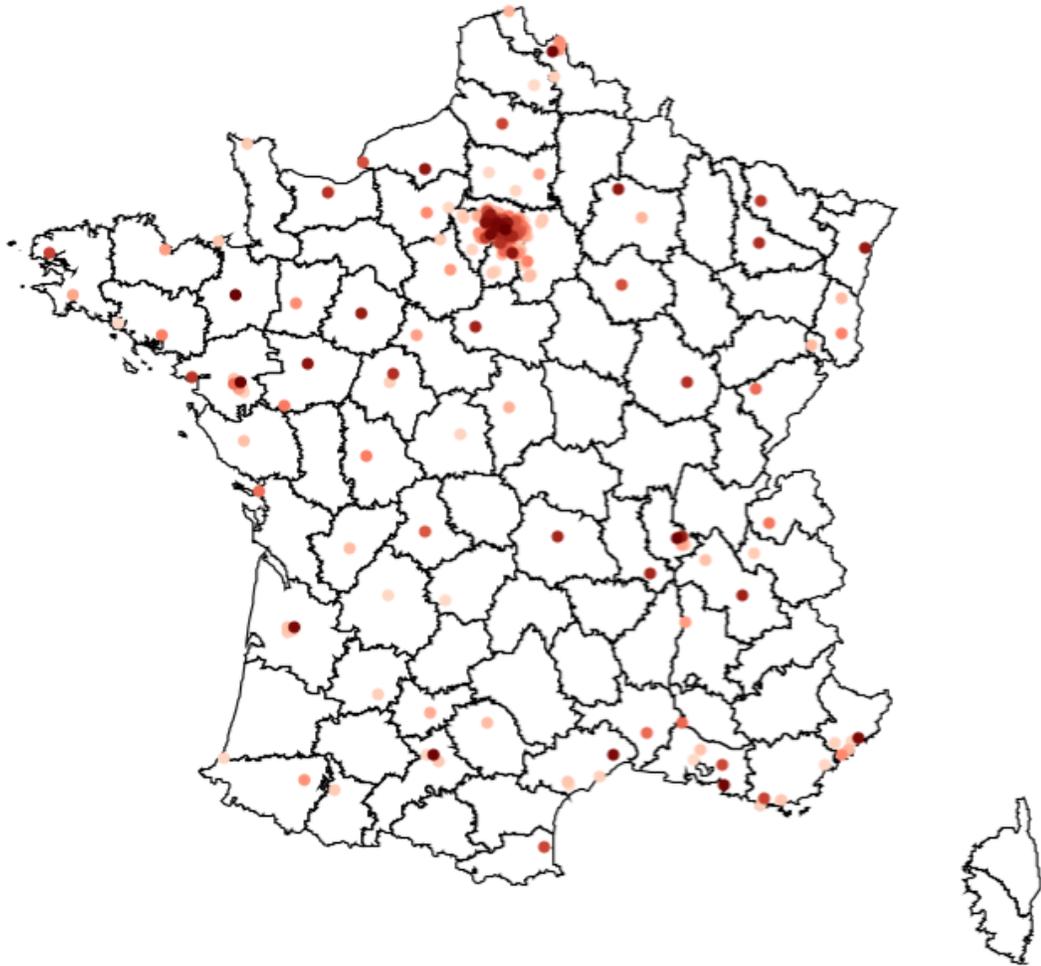
En 2018, iDVROOM revendiquait 700 000 utilisateurs à travers toute la France, loin des 15 millions d'utilisateurs que compterait Blablacar en France. Toutefois, iDVROOM est très bien implantée dans plusieurs villes et connaît dans ces dernières des taux de croissance élevés. La carte 2.1 indique où se situent les 300 villes qui comptent le plus grand nombre d'utilisateurs iDVROOM⁴ au mois de janvier 2017. La carte 2.2 représente les 1554 communes les plus actives en termes de trajets courts (entre 0 et 50km) offerts au départ de ces villes⁵, en

3. Sur la période étudiée (janvier 2014 - janvier 2018), cette commission pouvait varier entre 7 et 10%. iDVROOM laissait également la possibilité aux utilisateurs de régler en espèces sans l'intermédiation de la plateforme, si le conducteur était d'accord. Ceci n'est aujourd'hui plus le cas

4. Il s'agit d'une estimation basse du nombre d'utilisateurs résidant dans chacune de ces villes, car nous prenons le nombre d'utilisateurs ayant déclaré leur ville de résidence. Or certains utilisateurs inscrits n'ont pas indiqué leur ville.

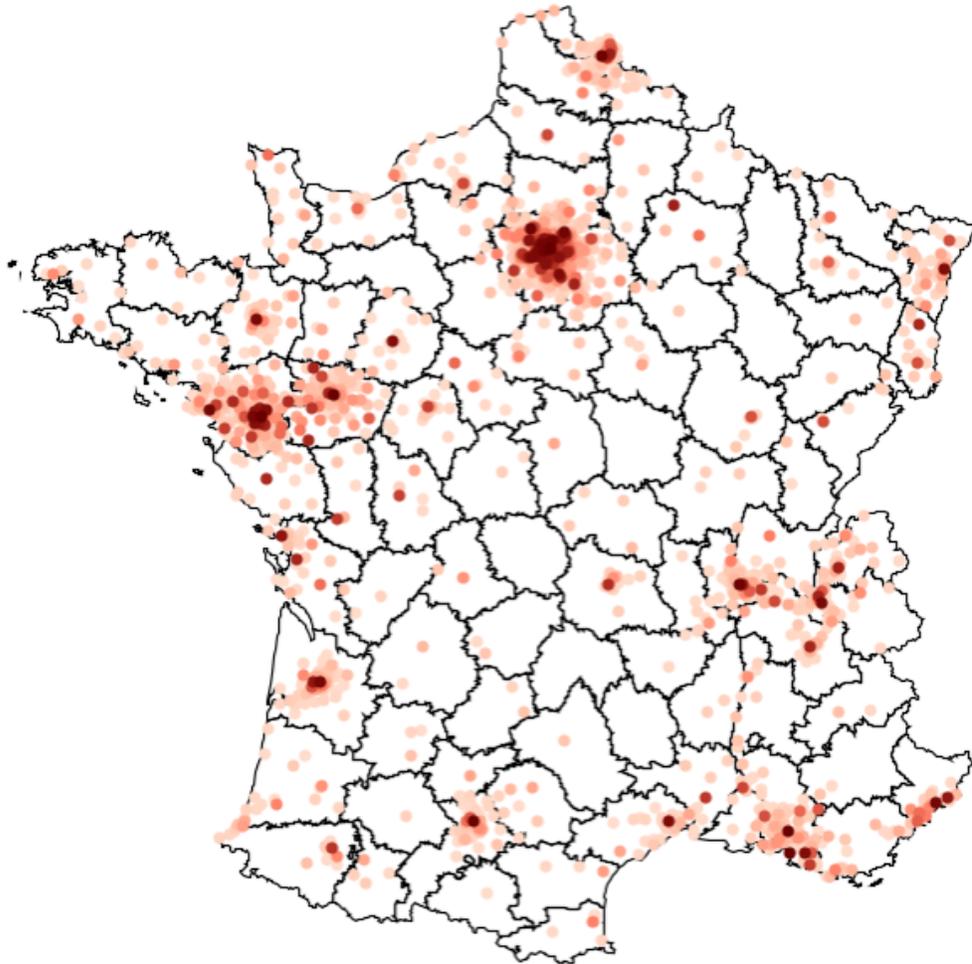
5. Ne sont représentées que les villes comportant une offre d'au moins 1000 trajets courts en janvier 2018. Par trajet, nous entendons une proposition de covoiturage entre deux villes à une date donnée, par un conducteur inscrit sur iDVROOM. Dans l'ensemble de l'étude, nous nous intéressons aux trajets offerts au départ des villes chaque mois, et non aux annonces déposées qui sous-estiment l'activité de covoiturage régulier. En effet, une annonce déposée sur iDVROOM peut consister à offrir le même trajet 3 jours par semaine. Dans ce cas, nous comptabilisons 12 trajets sur le mois (3 jours fois 4 semaines).

janvier 2018. Deux zones géographiques ressortent: le département de Loire-Atlantique, autour de la métropole nantaise et la région Île-de-France.



Note : Cette carte présente l'emplacement des 300 villes comptant le plus d'utilisateurs du service iDVROOM, au mois de janvier 2017. Le code couleur est basé sur le nombre d'utilisateurs, les points les plus foncés correspondant aux villes comptant le plus d'utilisateurs.

Figure 2.1: Localisation des villes où la plateforme est la plus active en nombre d'utilisateurs en janvier 2017



Note : Cette carte présente l'emplacement des 1554 villes comptant le plus de trajets courts publiés au cours du mois de janvier 2018. Le code couleur est basé sur le nombre de trajets courts, les points les plus foncés correspondant aux villes comptant le plus de trajets.

Figure 2.2: Localisation des villes dans lesquelles la plateforme iDVROOM est la plus active en nombre de trajets courts en janvier 2018.

En annexe, la carte [2.7](#) représente les 848 villes les plus actives sur les trajets intermédiaires (entre 50 et 100 km) et la carte [2.8](#) situe les 328 villes les plus actives sur les trajets longs (>100 km) au départ de ces villes au mois de

janvier 2018. Sur ces deux catégories de trajets, la répartition géographique des villes est moins concentrée que sur les trajets courts.

2.2 Création de communautés

La stratégie de la plateforme iDVROOM pour se développer est multidimensionnelle : elle consiste en des commissions faibles, un positionnement sur les trajets courts (domicile-travail), des campagnes de communication, des offres promotionnelles, des partenariats avec des acteurs locaux publics ou d'autres sites de covoiturage locaux, et la création de « communautés ». C'est cette dernière stratégie que nous allons plus particulièrement étudier. iDVROOM propose des solutions de covoiturage aux entreprises ou collectivités, sous la forme de communautés, service facturé au client. Ces communautés réunissent les salariés d'une même entreprise, ou les étudiants et personnels d'une université. Les membres d'une communauté peuvent proposer des trajets aux autres membres et communiquer entre eux, mais ils peuvent aussi accéder aux autres offres publiées sur la partie publique de la plateforme iDVROOM. Ces communautés créées pour le compte d'une entreprise ou une collectivité sont la principale source de revenus d'iDVROOM, et contribuent à augmenter le nombre d'utilisateurs de la plateforme et les effets de réseau associés. Par ailleurs, les membres d'une communauté ont des liens plus forts que les utilisateurs d'une plateforme publique. Par leurs proximités géographiques, professionnelles ou sociales, ils se font plus facilement confiance. L'impact de la création de communautés ou de groupes fermés au sein d'une plateforme biface n'a pas encore fait l'objet d'études empiriques à notre connaissance. Cette stratégie est un peu différente de celle consistant à parasiter une communauté existante pour lancer une plateforme. Cette stratégie consiste pour une plateforme à se connecter à une communauté ou aux utilisateurs d'une autre plateforme afin de recruter ses propres utilisateurs.⁶ La création de communautés à l'intérieur de la plateforme peut également être mise en parallèle avec la stratégie de développement suivie par le réseau social Facebook, à ses débuts.

6. Cette stratégie est qualifiée par [Parker et al. \(2016\)](#) de stratégie de *piggybacking*.

Initialement Facebook n'était qu'un ensemble de réseaux indépendants, chaque réseau permettant aux étudiants d'une université de se connecter entre eux. Le réseau s'est ensuite étendu aux étudiants de lycées, puis aux professionnels, avant de s'ouvrir à tous (Boyd et Ellison (2007)).

Quelques exemples de création de communautés Afin d'illustrer le rôle des communautés sur la plateforme iDVROOM, nous avons mis en parallèle l'évolution du nombre de nouveaux inscrits dans une ville et du nombre de communautés dans cette même ville. Les graphiques 2.3 et 2.4 présentent le cas d'Amiens et Angers sur la période allant de janvier 2014 à avril 2017.

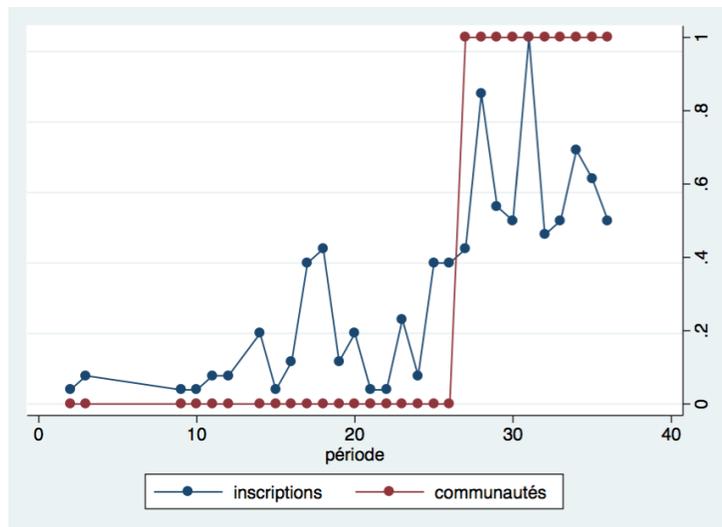


Figure 2.3: Nombre de nouveaux inscrits chaque mois et nombre de communautés dans la ville d' Amiens

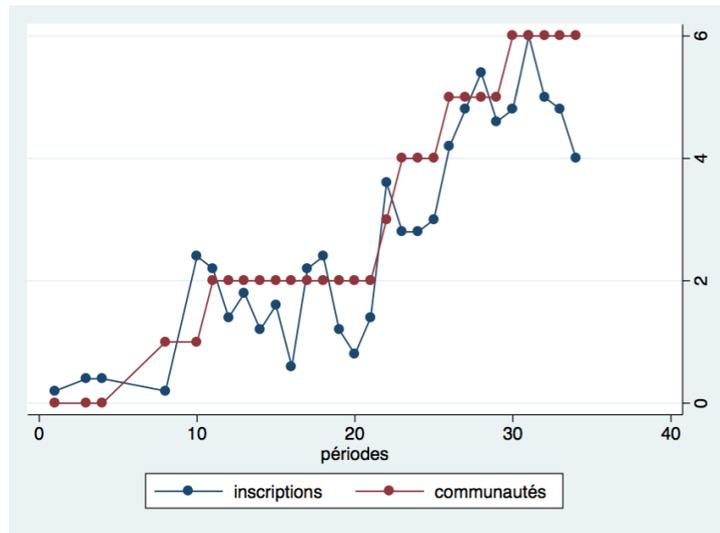


Figure 2.4: Nombre de nouveaux inscrits chaque mois et nombre de communautés dans la ville d’Angers

Les graphiques présentent l’évolution entre janvier 2014 et avril 2017 du nombre de nouveaux inscrits, par mois (en bleu), et le nombre de communautés (en rouge). L’axe des abscisses à gauche correspond aux inscriptions, l’axe des abscisses à droite correspond aux communautés. Le cas de la ville d’Amiens est utile pour illustrer le rôle des communautés; en juillet 2016 (période 27), une première communauté est créée dans cette commune. Le graphique 2.3 montre que cet évènement a stimulé les inscriptions dans cette ville, bien au-delà de juillet 2016. De même sur Angers, on peut constater qu’une hausse du nombre de communautés s’accompagne d’une hausse du nombre d’inscriptions sur iDVROOM. Les créations de communautés stimulent la croissance locale de la plateforme avec des effets de « palier » dans les inscriptions mensuelles.

3 Quelles sont les caractéristiques des villes les plus actives ?

Les caractéristiques sociodémographiques et économiques d'une ville ou d'un territoire déterminent la dynamique de développement des plateformes numériques. Cullen et Farronato (2014) constatent que la plateforme *TaskRabbit* a d'abord été lancée dans de très grandes villes. La plateforme *Uber* s'est implantée en priorité dans les grandes villes (Berger et al. (2018)). De même, Thebault-Spieker et al. (2017) soulignent que les plateformes *Uber* et *TaskRabbit* fonctionnent mieux dans les zones géographiques denses et aisées.

Dans le cas d'iDVROOM, quels sont les facteurs démographiques et socio-économiques déterminants ? Quelles sont les conditions favorables à l'implantation et à la croissance d'iDVROOM dans une zone géographique ? Pour répondre à ces questions, nous prenons les 355 villes dans lesquelles la plateforme connaît la plus forte activité, en nombre de trajets par habitant offerts sur iDVROOM, en janvier 2017. Dans un premier temps, nous ne considérons que les trajets de plus de 50 km.

Nous cherchons à expliquer le nombre de trajets (>50 km) par habitant (y_i) au départ d'une ville i , en janvier 2017 par les caractéristiques démographiques et socio-économiques de cette ville. Pour cela la méthode de régression par moindres carrés est utilisée. Formellement le modèle à estimer s'écrit:

$$y_i = \alpha + X_{ik}\beta_k + \epsilon_i$$

Où: X_{ik} est un vecteur de k variables démographiques et socio-économiques. Ces variables sont la part de la population âgée entre 15 et 29 ans, la part de la population âgée entre 30 et 44 ans, la part de cadres dans la population, le taux de chômage, le revenu médian, et la présence d'une gare dans la ville i .

Le tableau 2.1 présente les moyennes, écart-type, minimum et maximum pour

les variables utilisées dans la régression économétrique. Nous retirons de l'échantillon les observations extrêmes (les 5% plus faibles et 5% plus élevées en termes de ratio trajets/habitant). La carte 2.10 en annexe indique où se situent les 322 villes retenues pour les estimations.

Tableau 2.1: Statistiques descriptives

Variable	Moyenne	Écart type	Min.	Max.
taux chômage	0.11	0.03	0.05	0.20
population 15-29 ans	0.20	0.05	0.09	0.36
population 30-44 ans	0.19	0.03	0.10	0.27
population cadres	0.07	0.04	0.01	0.24
présence gare	0.75	0.44	0	1
Nombre d'observations	322			

Lorsque l'on relie chacune des variables socio-économiques avec le ratio trajets/habitant, seul le taux de chômage semble être corrélé avec l'activité de covoiturage⁷. Par ailleurs, l'absence de gare apparaît également associée à un ratio trajets/habitant plus élevé. Le nombre moyen de trajets par habitant sur la plateforme iDVROOM est plus élevé (de 45%) dans une ville sans offre de transport ferroviaire.

Le tableau suivant présente les résultats des estimations économétriques sur les déterminants de l'activité de covoiturage iDVROOM dans notre échantillon de 322 villes. La variable expliquée est le ratio trajets/habitant au départ d'une commune, pour les trajets longs.

7. Le graphique 2.9 présenté en annexe suggère une relation négative entre le taux de chômage d'une ville et le ratio trajets/habitant

Tableau 2.2: Les déterminants de la densité d’offre de covoiturage dans une ville (trajets/habitants) sur la plateforme iDVROOM

variables	coef	écart-type
taux chômage	-2.78***	[0.43]
pop 30-44 ans	-0.74*	[0.39]
pop cadres	-1.38***	[0.28]
absence gare	5.33**	[2.40]
constante	77.24***	[9.00]
R-carré	0.22	

Note : Les estimations sont obtenues par la méthode des moindres carrés ordinaires. Les écarts types sont présentés entre crochets. Les étoiles correspondent aux niveaux de significativité: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. La variable dépendante (le ratio trajets/habitants) est transformée afin d’obtenir un indice entre 0 et 100^a. Pour les variables explicatives « taux chômage » « pop 30-44 ans » et « pop cadres », nous prenons les valeurs en pourcentage.

a. La ville ayant le ratio trajets/habitants le plus élevé prend la valeur 100 et les valeurs pour les autres villes sont obtenues à partir de cette base 100

Les résultats indiquent que, toutes choses égales par ailleurs, l’absence de gare dans une ville augmente l’indice du ratio « trajets/habitants » de 5,3 points en moyenne. Pour comprendre l’importance de cet effet, il faut le comparer à la moyenne (24,3) et la médiane (17,9) de l’indice du ratio « trajets/habitants ». Une augmentation 5,3 points de cet indice correspond donc à une hausse de 22% de l’activité de la plateforme (par habitant) dans une ville dont le ratio trajet/habitant serait égal à la moyenne de l’échantillon et de 30% pour une ville dont le ratio serait égal à la médiane de l’échantillon⁸. La plateforme iDVROOM

8. Ces valeurs sont obtenues en divisant le coefficient associé à la variable « absence de gare » sur la valeur moyenne et médiane de la variable dépendante: $\frac{5,3}{24,3} = 0,218$ et $\frac{5,3}{17,9} = 0,296$

est donc plus active dans les villes sans gare. Ce résultat suggère que la plateforme iDVROOM répond bien à des besoins de mobilité, là où le train est absent.⁹

Un modèle similaire estimé sur les 900 communes les plus actives en nombre de trajets courts (moins de 50km) ne montre aucun impact de l'absence de gare sur le ratio trajets courts/habitant. Ce résultat est cohérent puisque pour les trajets courts domicile-travail, l'offre ferroviaire n'est pas considérée comme une alternative. À noter que le taux de chômage et la part de cadres dans une ville ont un effet significatif et négatif sur les offres de trajets au départ de cette ville. Ce résultat suggère que l'activité de covoiturage est positivement liée au dynamisme économique d'une ville (et donc inversement liée au taux de chômage).

4 Comment les effets de réseau et les effets de communautés influencent-ils la croissance de la plateforme iDVROOM ?

L'objectif de cette section est d'évaluer l'impact du nombre d'utilisateurs présents sur la plateforme (effets de réseau) et du nombre de communautés sur le développement de l'activité de la plateforme dans une commune. Dans un premier temps, nous analysons l'impact sur les inscriptions puis dans un second temps, sur les trajets publiés sur la plateforme (en distinguant les trajets courts, intermédiaires et longs) sur la période de janvier 2014 à janvier 2018.

Impact sur le nombre de nouveaux utilisateurs La variable expliquée Δn_{it} est le nombre de nouveaux inscrits dans la commune i au mois t . Les variations de Δn_{it} sont expliquées par le nombre total d'utilisateurs deux mois avant ($n_{i,t-2}$)

9. Le modèle ne parvient toutefois à expliquer que 22% de la variance du ratio trajets/habitant. Des variables omises, telles que la présence de lignes de bus ou la présence d'alternatives à la plateforme iDVROOM, seraient susceptibles de modifier la valeur du coefficient associé à l'absence de gare.

dans la commune i , le nombre de communautés existantes au mois précédent ($C_{i,t-1}$), le nombre de nouveaux trajets courts, intermédiaires et longs publiés le mois précédent (la variation de trajets entre $t - 2$ et $t - 1$), auxquels on ajoute des effets fixes pour chaque ville α_i et pour chaque période γ_t . Formellement, le modèle peut s'écrire de la façon suivante:

$$\Delta n_{i,t} = \beta_1 n_{i,t-2} + \beta_2 C_{i,t-1} + \beta_3 \Delta \text{trajets.courts}_{i,t-1} + \beta_4 \Delta \text{trajets.moyens}_{i,t-1} + \beta_5 \Delta \text{trajets.longs}_{i,t-1} + \alpha_i + \gamma_t + \epsilon_{i,t} \quad (2.1)$$

Les effets de réseau sont mesurés par le paramètre associé au nombre d'utilisateurs, $\hat{\beta}_1$, et les effets de communautés par $\hat{\beta}_2$. Dans la littérature empirique sur les effets de réseau, le nombre d'utilisateurs est souvent introduit sous forme logarithmique. Une telle spécification revient à faire l'hypothèse implicite d'un effet marginal décroissant de la base utilisateurs sur la diffusion du service. Dans notre étude, nous avons fait le choix d'introduire le nombre d'utilisateurs sans transformation logarithmique, considérant que dans la plupart des villes, le nombre d'utilisateurs inscrits sur la plateforme iDVROOM rapporté à la population reste encore limité.

Le modèle est estimé sur les 478 communes les plus actives en nombre d'utilisateurs, au mois de janvier 2018. Au sein de cet échantillon de communes, 202 comptaient en janvier 2018 au moins une communauté, le nombre de communautés médian étant égal à 2. La ville qui comptait le plus de communautés était Paris, avec 104 communautés créées, Saint-Nazaire arrivait en deuxième avec 27 communautés.

Le tableau suivant présente les résultats des estimations. Deux modèles sont estimés, la première colonne correspond à une version simplifiée de l'équation 2.1 ne comprenant que le nombre d'utilisateurs et de communautés comme variables explicatives (et les effets fixes), alors que la deuxième colonne intègre les variations de trajets courts, intermédiaires et longs à la période précédente (équation 2.1).

Tableau 2.3: Les déterminants de l'évolution des inscriptions sur la plateforme iDVROOM par ville

Variables	Δn		Δn	
	coef	écart-type	coef	écart-type
Nombre d'utilisateurs ($t - 2$)	0.0923***	[0.00504]	0.0864***	[0.00639]
Nombre de communautés ($t - 1$)	-0.543*	[0.315]	-0.602*	[0.337]
Δ trajet court ($t - 1$)			0.00537***	[0.00184]
Δ trajet interm ($t - 1$)			0.00302	[0.00198]
Δ trajet long ($t - 1$)			-0.00259	[0.00182]
Effets fixes villes		Oui		Oui
Indicatrices période		Oui		Oui
Observations		17 686		17 686
R-carré		0.76		0.77
Nombre de villes		478		478

Note : Ce tableau présente les résultats des estimations en données de panel selon la méthode GMM avec effets fixes. L'échantillon est composé des 478 communes qui comptaient le plus d'utilisateurs au mois de janvier 2018. La période couverte est de février 2015 à janvier 2018. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets et calculés en tenant compte des « clusters » par département. Les étoiles correspondent aux niveaux de significativité: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Les résultats montrent un effet significatif et positif du nombre d'utilisateurs (c'est à dire de la base d'inscrits) dans une ville sur le nombre de nouveaux inscrits dans cette même ville. Dix utilisateurs de plus dans une ville se traduisent en moyenne (toutes choses égales par ailleurs) par 0,92 inscriptions supplémentaires chaque mois, soit presque un nouvel utilisateur de plus. Ces valeurs témoignent de l'ampleur des effets de réseau au niveau de chaque commune. Une hausse du nombre de trajets courts publiés le mois précédent dans une ville (une mesure de la croissance de l'activité sur le segment des trajets de moins de 50

km) a aussi un effet significatif sur la dynamique d’inscription, même si l’effet est très modeste. Avec 200 trajets de plus, la plateforme réussit à attirer seulement un utilisateur de plus le mois suivant.

Ces deux résultats suggèrent qu’il existe sur cette plateforme des externalités de deux types: (i) des externalités de participation (un nombre plus élevé d’utilisateurs sur la plateforme augmente l’utilité pour chaque utilisateur et facilite son adoption par de nouveaux utilisateurs) ; et (ii) des externalités d’usage (plus la plateforme est utilisée et plus elle procure d’utilité à ses utilisateurs).

Impact sur le nombre de nouveaux trajets La variable expliquée est désormais le nombre de nouveaux trajets, $\Delta.trajets_{i,t}^d$ dans la commune i au mois t où d désigne la catégorie de trajets (avec $d = \{court, intermediaire, long\}$). Les variables explicatives utilisées sont le nombre de nouveaux trajets des deux autres catégories ($-d$) au départ de la même ville, le nombre total d’utilisateurs enregistrés dans la commune i mesuré au mois précédent ($n_{i,t-1}$), le nombre de communautés existantes le mois précédent ($C_{i,t-1}$), le nombre de communautés créées au mois t dans cette ville ($\Delta C_{i,t}$), des effets fixes pour les villes α_i et pour les périodes (γ_t). Formellement le modèle peut s’écrire de la façon suivante:

$$\Delta.trajets_{i,t}^d = \sum_{-d} \beta \times \Delta.trajets_{i,t-1}^{-d} + \beta_3 n_{i,t-1} + \beta_4 C_{i,t-1} + \beta_5 \Delta C_{i,t} + \alpha_i + \gamma_t + \epsilon_{i,t} \quad (2.2)$$

Les résultats du tableau 2.4 montrent un effet positif et significatif du nombre d’utilisateurs sur le nombre de trajets créés, quelle que soit la catégorie de trajets considérée (courts, intermédiaires, longs). En moyenne, la présence de 10 utilisateurs de plus dans une ville entraîne la création de 8 trajets courts supplémentaires au départ de cette ville. Cet effet est plus modeste pour les trajets entre 50 et 100 km, et pour les trajets supérieurs à 100 km. Dix inscrits de plus dans une

Tableau 2.4: Les déterminants de l'évolution des trajets courts, intermédiaires et longs sur la plateforme iDVROOM, par ville

Variables	y: Δ trajet court		y: Δ trajet interm		y: Δ trajet long	
	coef	écart-type	coef	écart-type	coef	écart-type
Nombre utilisateurs ($t - 1$)	0.837***	[0.128]	0.133***	[0.0305]	0.199***	[0.0423]
Création communauté	60.36***	[20.13]	24.47**	[9.413]	6.682	[6.420]
Somme communautés ($t - 1$)	25.34**	[10.90]	6.027**	[2.903]	2.160	[1.913]
Δ trajet court ($t - 1$)			0.0120**	[0.00502]	0.00450	[0.00459]
Δ trajet interm ($t - 1$)	0.152***	[0.0551]			0.0326	[0.0207]
Δ trajet long ($t - 1$)	0.0672	[0.0502]	-0.0140	[0.0135]		
Effet fixe ville		oui		oui		oui
Indicatrices mois		oui		oui		oui
Observations		57 461		31 339		12 099
R-carré		0.24		0.09		0.08
Nombre de communes		1 553		847		327

Note : Ce tableau présente les résultats des estimations sur données de panel selon la méthode GMM avec effets fixes. Les modèles sont estimés sur des données portant sur la période février 2015 - janvier 2018. L'échantillon trajet court est composé des 1553 communes qui comptaient le plus de trajets courts au mois de janvier 2018. L'échantillon trajet intermédiaire est composé des 847 communes qui comptaient le plus de trajets courts au mois de janvier 2018. L'échantillon trajet long est composé des 327 communes qui comptaient le plus de trajets courts au mois de janvier 2018. À chaque fois, la ville de Paris est retirée de l'échantillon afin de s'assurer que l'effet du nombre de communautés est robuste, en l'absence de la ville de Paris. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets et calculés en tenant compte des « clusters » par département. Les étoiles correspondent aux niveaux de significativité: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

ville conduisent seulement à la création de 2 trajets longs supplémentaires au départ de cette commune. L'apparition d'une nouvelle communauté s'accompagne de 60 trajets courts supplémentaires au cours du même mois. Cet effet est significatif mais de plus faible ampleur pour les trajets intermédiaires. Rapporté à la variation moyenne du nombre de trajets déposés chaque mois, le lancement d'une communauté augmente de 53,6% la création nette de trajets courts et de 55,6% la création nette de trajets intermédiaires. Les communautés ont aussi des effets durables sur la création de nouveaux trajets. Chaque communauté contribue à une création nette de 25 trajets courts par mois (+22%), et à une création nette de 6 trajets intermédiaires par mois (+13,6%).¹⁰ En revanche, les communautés n'ont pas d'effets significatifs sur la création nette de trajets longs. Ces résultats sont cohérents puisque les communautés ont pour objet d'organiser principalement le covoiturage domicile-travail (des trajets qui sont en général de moins de 100 km).

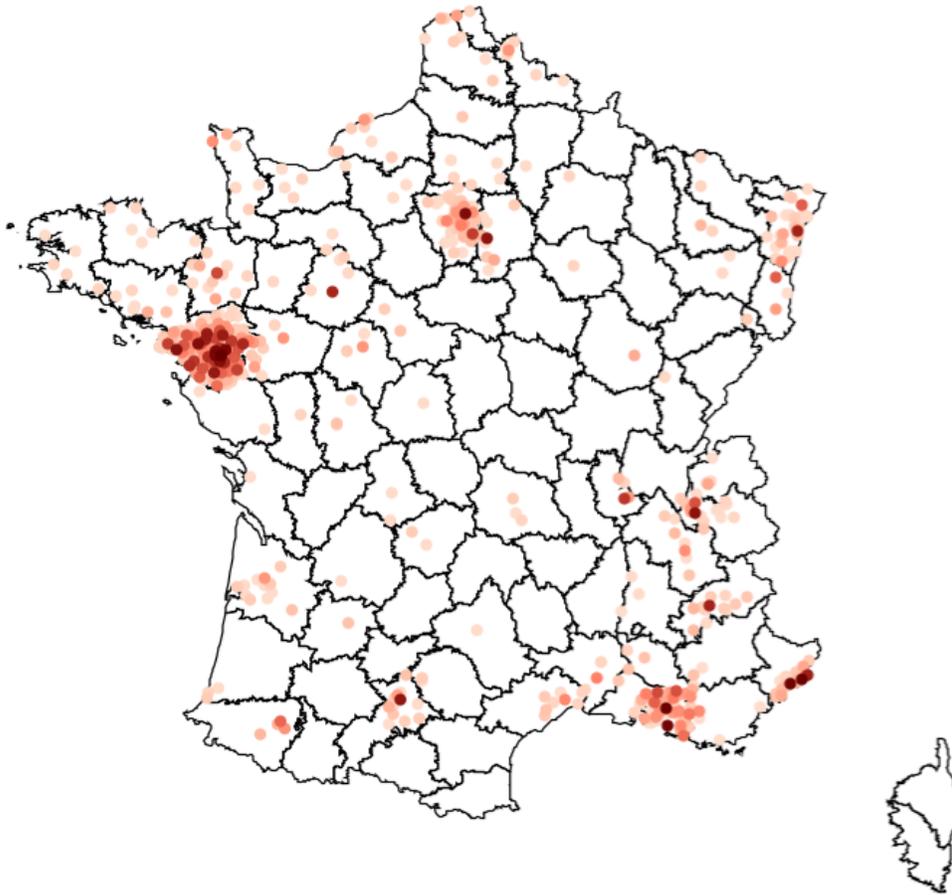
Enfin, les créations nettes de trajets courts le mois précédent dans une ville ont un effet positif sur les créations nettes de trajets intermédiaires le mois suivant. Cet effet d'entraînement se retrouve aussi dans le sens inverse (des trajets intermédiaires vers les trajets courts). En revanche, les trajets longs n'ont aucun effet sur les trajets de moins de 100 km et inversement. Ces résultats indiquent qu'il existe des externalités d'usage (des complémentarités) dans le covoiturage entre trajets courts et trajets intermédiaires (la croissance de l'un renforçant la croissance de l'autre). Le développement du covoiturage sur distance longue semble par contre suivre des trajectoires distinctes.

10. La variation moyenne du nombre de trajets courts est de 112. La variation moyenne du nombre de trajets intermédiaires est de 44.

5 Comment le développement d'iDVROOM dans une ville influence-t-il son développement dans les villes voisines ?

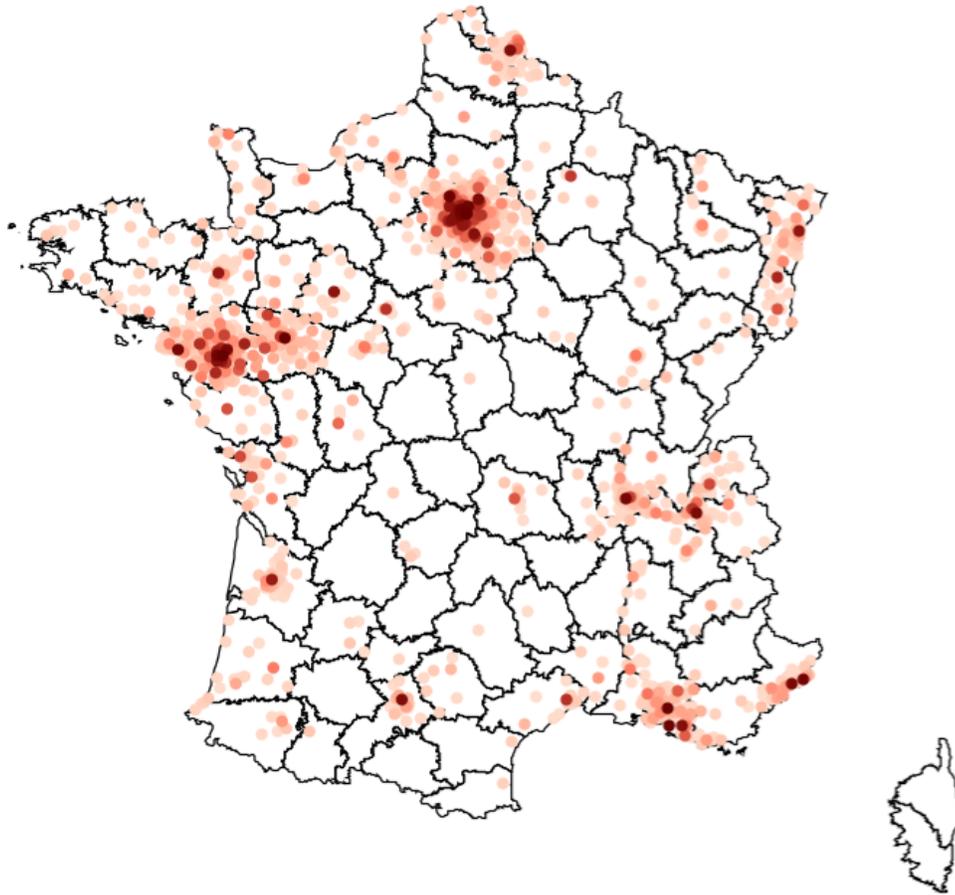
L'objet de cette dernière section est d'analyser si le développement de la plateforme iDVROOM se fait par contagion entre communes voisines. Plus précisément, nous étudions comment l'activité de covoiturage iDVROOM dans une ville influence la croissance de l'offre de trajets sur iDVROOM dans les villes proches. Nous commençons par présenter quelques cartes pour localiser les villes dans lesquelles la plateforme est active en 2014 et en 2017.

L'implantation d'iDVROOM entre 2014 et 2017 Les cartes 2.5 et 2.6 représentent à trois ans d'intervalle (janvier 2014 et janvier 2017) la localisation des communes les plus actives sur l'offre de trajets courts (plus de 500 trajets au départ de la commune). Les nouvelles villes actives en 2017 sont généralement proches de villes qui étaient actives en 2014. C'est très visible pour les métropoles de Marseille, Nantes et Lyon ou pour la Région parisienne. Le développement semble se faire par contagion spatiale autour des grandes villes qui entraînent non seulement les communes proches, mais aussi des communes plus éloignées : par exemple Angers et la Roche sur Yon qui sont à plus de 50 km de Nantes.



Note : Cette carte présente l'emplacement des 551 villes comptant un nombre de trajets courts créés au cours du mois de janvier 2014 supérieur à un seuil s (pour des raisons de confidentialité, le seuil n'est pas précisé). Le code couleur est basé sur le nombre de trajets courts, les points les plus foncés correspondant aux villes comptant le plus de trajets.

Figure 2.5: Communes où la plateforme est la plus active en nombre de trajets courts - janvier 2014



Note : Cette carte présente l'emplacement des 1377 villes comptant un nombre de trajets courts créés au cours du mois de janvier 2017 supérieur au seuil s défini précédemment. Le code couleur est basé sur le nombre de trajets courts, les points les plus foncés correspondant aux villes comptant le plus de trajets.

Figure 2.6: Communes où la plateforme est la plus active en nombre de trajets courts - janvier 2017

Effets spatiaux entre communes voisines Nous cherchons à mesurer de manière distincte les effets de réseau propres à chaque commune, et les effets de réseau liés aux communes proches (que l'on définit comme des effets spatiaux). La mesure des effets spatiaux entre communes se fait à partir d'un modèle spatial autorégressif dans lequel la variable expliquée (le nombre de nouveaux trajets de distance d dans une commune i au mois t) dépend aussi du nombre de nouveaux trajets dans les communes voisines à la même période. Pour cela, nous estimons pour chaque catégorie de trajets: $d = \{court, int, long\}$ le modèle suivant :

$$\Delta trajet_{i,t}^d = \rho \times W_i \times \Delta trajet_t^d + \sum_{-d} \lambda \times \Delta.trajets_{i,t-1}^{\bar{d}} + \beta_1 \times n_{i,t-1} + \beta_2 \times C_{i,t-1} + \beta_3 \times \Delta C_{i,t} + \alpha_i + \gamma_t + \epsilon_{i,t} \quad (2.3)$$

La matrice de poids W est construite à partir du calcul des distances entre deux villes. Lorsque la distance entre les villes i et j est inférieure à un certain nombre de kilomètres (un seuil) l'élément w_{ij} prend la valeur 1, et 0 sinon. La matrice est ensuite normalisée. Le seuil retenu pour définir les matrices W des distances est de 50 km. Nous avons fait le choix d'intégrer les effets spatiaux sous la forme d'une variable expliquée plutôt qu'en spécifiant un processus spatial autorégressif sur les erreurs ¹¹. Le tableau 2.5 présente les résultats des estimations pour les trajets courts, intermédiaires et longs.

11. Spécifier un processus spatial autorégressif dans lequel les effets spatiaux sont intégrés dans les erreurs revient à faire l'hypothèse qu'un choc aléatoire dans une commune i affecte, non seulement la valeur y de cette ville, mais aussi les valeurs y dans les autres villes, en fonction de la proximité géographique entre ces villes. Nous supposons de notre côté que les chocs spécifiques à une ville i ne devraient impacter l'activité de la plateforme iDVROOM dans les villes voisines que par des effets spatiaux.

Tableau 2.5: Les déterminants de l'évolution des trajets courts, intermédiaires et longs sur iDVROOM par commune avec effets spatiaux

Variables	y: Δ trajet court		y: Δ trajet interm		y: Δ trajet long	
	coef	écart-type	coef	écart-type	coef	écart-type
nombre utilisateurs ($t - 1$)	0.939***	[0.0586]	0.0723**	[0.0348]	-0.119	[0.0871]
création communauté	14.09	[11.81]	9.649*	[5.021]	11.21***	[1.811]
somme communautés ($t - 1$)	16.98***	[4.371]	5.798***	[1.572]	14.91***	[4.209]
Δ trajet court ($t - 1$)			0.0139**	[0.00557]	0.0145	[0.0103]
Δ trajet interm ($t - 1$)	0.179***	[0.0652]			0.0513*	[0.0282]
Δ trajet long ($t - 1$)	-0.0781	[0.0995]	-0.00404	[0.00797]		
Spatial: ρ	0.212***	[0.0209]	0.125***	[0.0205]	-0.00783	[0.00984]
Variance: sigma2_e	142,951***	[21,662]	36,509***	[3,431]	86,726**	[34,856]
Indicatrices périodes	oui		oui		oui	
Effets fixes communes	oui		oui		oui	
Observations	39 507		22 386		10 881	
R-carré	0.40		0.13		0.18	
Nombre de communes	1 013		574		279	

Note : Ce tableau présente les résultats des estimations des modèles correspondant à l'équation 2.3. Les modèles sont estimés sur des données portant sur la période février 2015 - janvier 2018. L'échantillon trajet court est composé des 1013 communes qui comptaient le plus de trajets courts au mois de janvier 2017. L'échantillon trajet intermédiaire est composé des 574 communes qui comptaient le plus de trajets intermédiaires au mois de janvier 2017. L'échantillon trajet long est composé des 279 communes qui comptaient le plus de trajets longs au mois de janvier 2017. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets et calculés en tenant compte des « clusters » par département. Les étoiles correspondent aux niveaux de significativité: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Dans les modèles avec effets spatiaux, le paramètre ρ correspond à l'effet moyen d'une augmentation de la variation de trajets dans les villes « voisines » d'une

ville i . Avec notre définition de la matrice de distances W , chaque ville située à une distance inférieure à 50 km contribue de la même façon à cet effet. Un coefficient ρ estimé à 0,21 signifie qu'une création nette de 50 trajets courts dans toutes les villes voisines entraîne une création additionnelle de 10,5 trajets courts dans la commune concernée.¹² On peut noter que la valeur de 50 retenue pour illustrer l'ampleur des effets spatiaux est assez raisonnable, car sur l'ensemble des communes et des périodes, la moyenne de $\Delta_{trajet\ courts}$ est égale à 151. Pour les trajets intermédiaires (entre 50 et 100 km), le coefficient ρ estimé est de 0,12. Si le nombre de trajets intermédiaires dans chacune des villes « voisines » augmente en moyenne de 50, on peut s'attendre à 6 créations nettes de trajets supplémentaires dans la ville en question. Cet effet est moins élevé, en valeur absolue, mais plus important si l'on considère la variation moyenne de trajets intermédiaires. Ceci suggère que les effets spatiaux sont plus forts pour les trajets intermédiaires que pour les trajets courts.

Les autres résultats confirment ceux de la section 4. Le nombre de communautés créées a un effet sur la création de trajets courts, même si l'effet est de moindre ampleur. En moyenne l'ajout d'une communauté entraîne la création de 17 trajets courts supplémentaires et de 6 trajets intermédiaires. Pour les trajets longs, le nombre de communautés a un effet significatif sur la variation de trajets, contrairement à ce qu'indiquaient les résultats de la régression avec modèle autorégressif sans effets spatiaux (tableau 2.4); mais cet effet semble dû à la présence de Paris dans l'échantillon.

Ces résultats confirment l'existence d'effets de réseau propres à chaque ville, qui sont légèrement plus élevés que ceux constatés dans le tableau 2.4, pour les trajets courts, et plus faibles pour les trajets intermédiaires.

Enfin, on observe des effets de saisonnalité avec des créations de trajets longs plus élevées lors des vacances d'été (juin, juillet et août), et le mois de décembre. Pour les trajets courts, le mois de septembre se caractérise par plus de création de trajets. Ce résultat est logique, car septembre correspond à un mois où de nom-

12. L'ampleur de cet effet est le résultat de la multiplication $\rho \times W \times \Delta_{trajet}$ soit $\rho \times 50$

breux étudiants ou salariés changent de lieux de résidence et adaptent leur mode de transport. Les estimations incluant des indicatrices par mois et par année sont présentées dans le tableau 2.6 en Annexe.

Nous avons également examiné si les variations de trajets dans une commune dépendaient du nombre d'utilisateurs inscrits ou du nombre de communautés dans les communes voisines.¹³ Les estimations ne mettent pas en évidence d'effets significatifs des inscrits ou des communautés dans les villes voisines sur la création de trajets dans une ville.

6 Conclusion

Cette étude s'est attachée à modéliser la dynamique de diffusion de la plateforme de covoiturage iDVROOM et à évaluer la contribution respective des effets de réseau, des effets de communautés et des effets spatiaux dans la croissance de la plateforme. Les estimations montrent que ces trois effets jouent positivement et significativement sur la croissance de l'offre de trajets, et plus fortement sur les trajets de moins de 100 km (trajets courts ou intermédiaires). Si la création de communautés dans une ville n'a pas d'effet durable sur les inscriptions (c'est à dire sur le nombre de nouveaux inscrits par mois), elle est en revanche très efficace pour stimuler les offres de trajets inférieurs à 100 km.

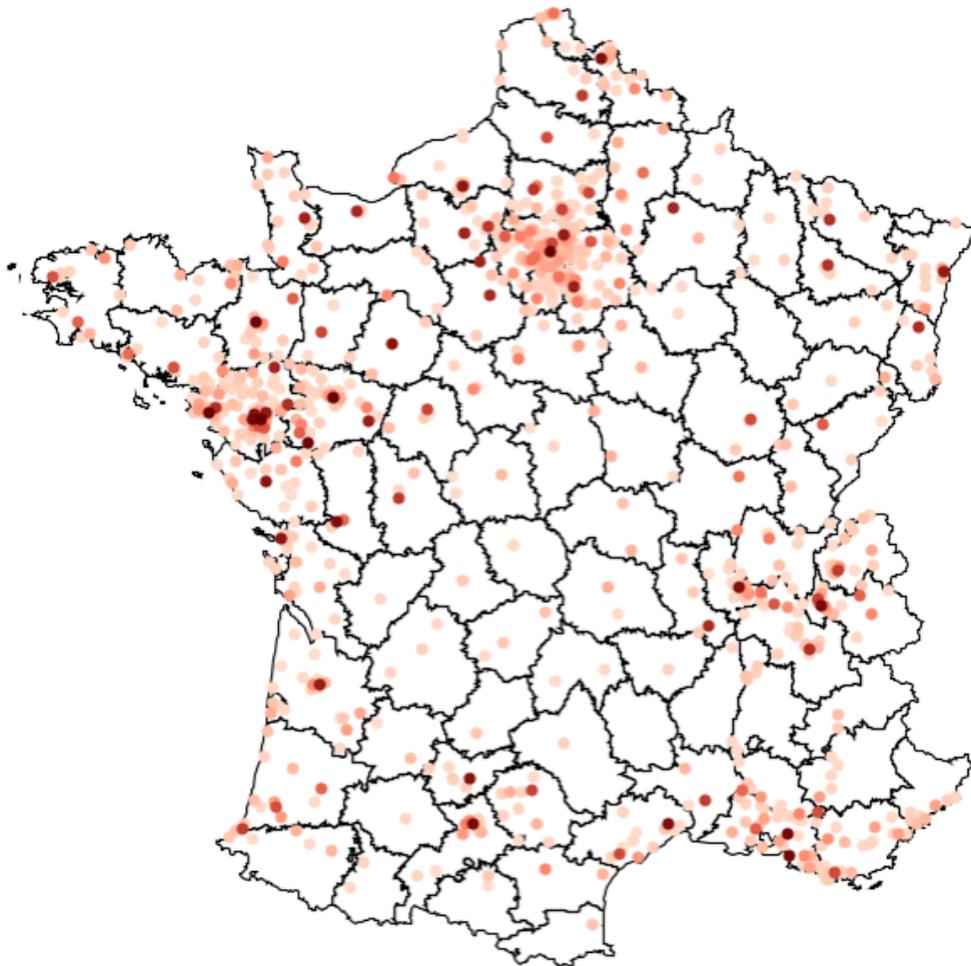
Ces résultats permettent de mieux comprendre le développement de la plateforme iDVROOM sur le territoire français, et quels sont les leviers pour accélérer le développement de ce type de plateforme. Ces enseignements sont certainement valables pour les autres plateformes de covoiturage, mais aussi transposables à des plateformes de pair à pair dans d'autres secteurs d'activités (hébergement, services à la personne, livraison...). Nos résultats suggèrent par exemple de concentrer les efforts de communication ou les campagnes marketing sur les

13. À l'aide de modèles Durbin spatiaux (des modèles spatiaux autorégressifs avec variable exogène décalée)

aires urbaines comprenant de nombreuses communes de taille significative afin de bénéficier des effets de contagion entre communes voisines. Par ailleurs, étant donné l'importance des effets de réseau propres à chaque ville, il est important de commencer par s'implanter dans quelques grandes villes, et ne pas disperser ses forces en voulant entrer sur toutes les villes en même temps.

Bien évidemment, cette étude présente quelques limites. Nos estimations auraient été plus précises si nous avions disposé de données concernant les investissements en communication réalisés par la plateforme par commune, ou encore, de données sur l'offre de transports en commun à l'intérieur des communes et entre communes au sein desquelles iDVROOM est implantée. Nous ne disposons pas non plus des données sur la concurrence et notamment sur l'activité du leader Blablacar. Malgré ces limites, cette étude empirique est une des premières à analyser les effets du nombre d'inscrits et de leur localisation, ainsi que de la création de communautés au sein d'une plateforme biface sur son développement. Cette étude peut également être utile pour les décideurs publics qui cherchent à encourager le covoiturage et qui peuvent s'appuyer sur les résultats pour donner plus d'efficacité leur action publique (par exemple dans leurs choix de localisation des aires de covoiturage).

Annexe



Note : Cette carte présente l'emplacement des 848 villes comptant plus de 500 trajets intermédiaires publiés au cours de janvier 2018. Le code couleur est basé sur le nombre de trajets intermédiaires, les points les plus foncés correspondant aux villes comptant le plus de trajets.

Figure 2.7: Localisation des villes dans lesquelles la plateforme iDVROOM est la plus active en nombre de trajets intermédiaires (janvier 2018)



Note : Cette carte présente l'emplacement des 328 villes comptant plus de 500 trajets longs publiés au cours du mois de janvier 2018. Le code couleur est basé sur le nombre de trajets longs, les points les plus foncés correspondant aux villes comptant le plus de trajets.

Figure 2.8: Localisation des villes dans lesquelles la plateforme iDVROOM est la plus active en nombre de trajets longs (janvier 2018)

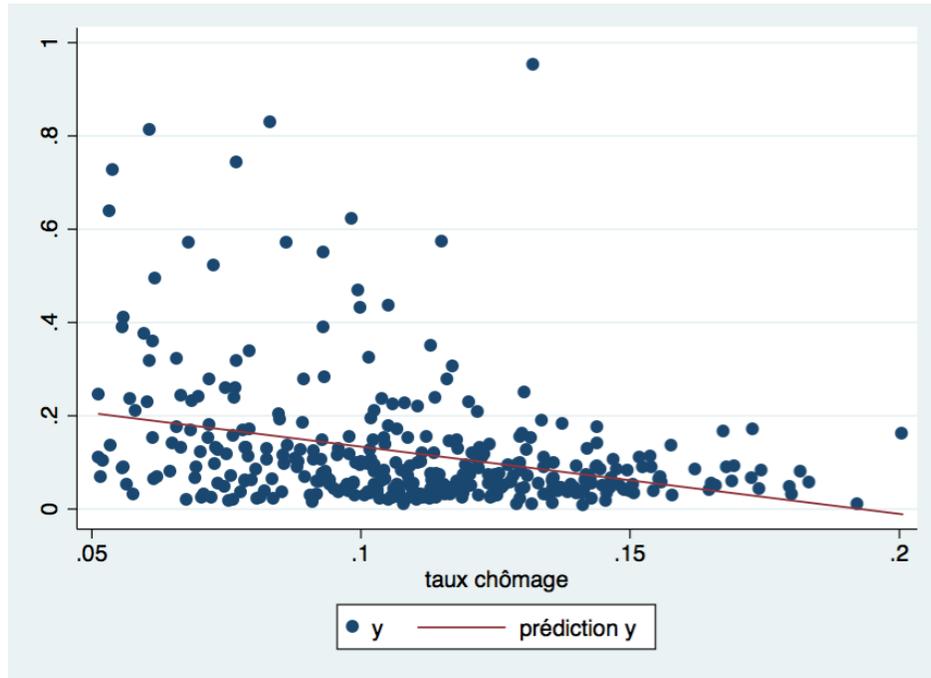


Figure 2.9: Relation entre le ratio trajets/habitant et le taux de chômage

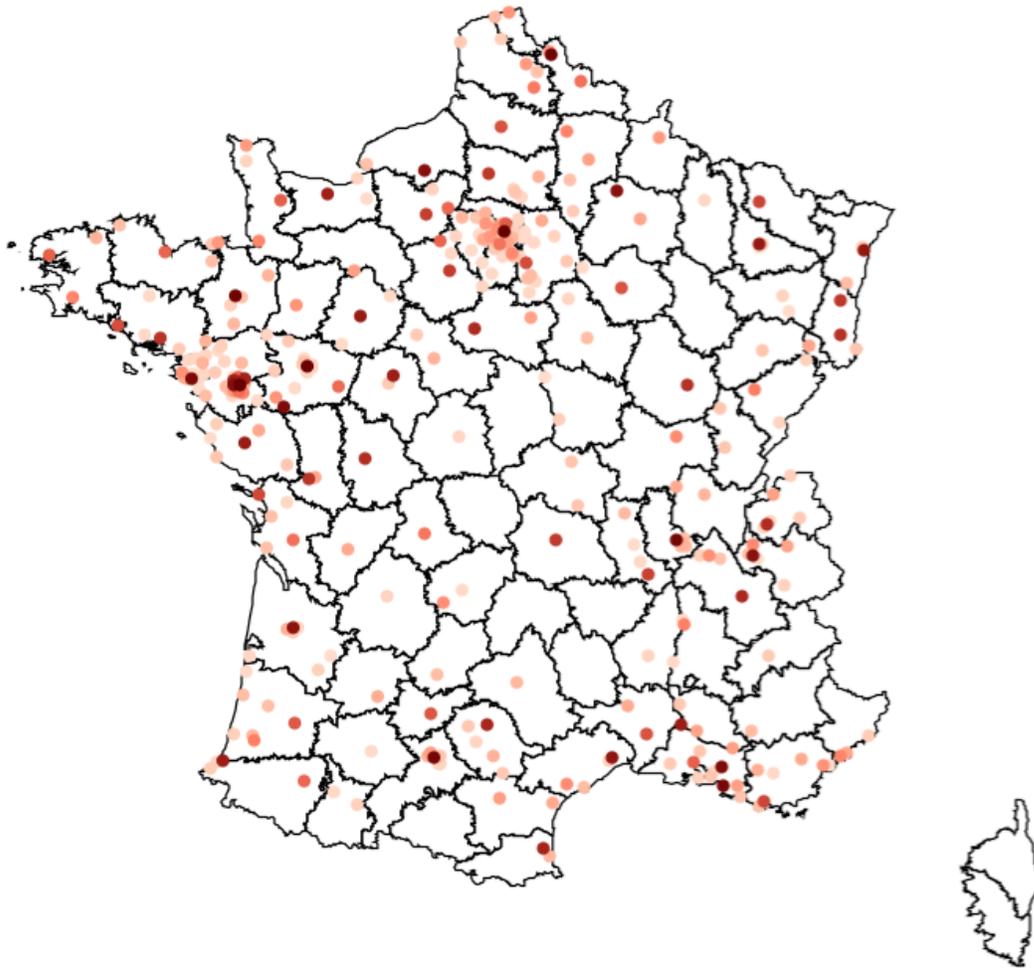


Figure 2.10: Emplacement des villes retenues pour l'analyse des caractéristiques des villes les plus actives (trajets >50km)

Tableau 2.6: Les déterminants de l'évolution des trajets courts, intermédiaires et longs sur la plateforme iDVROOM, incluant des effets mois et année

Variables	y: Δ trajet court		y: Δ trajet interm		y: Δ trajet long	
	coef	écart-type	coef	écart-type	coef	écart-type
Δ trajet court ($t - 1$)			0.0141**	[0.00592]	0.0139	[0.00978]
Δ trajet interm ($t - 1$)	0.191***	[0.0656]			0.0530*	[0.0281]
Δ trajet long ($t - 1$)	-0.0729	[0.0987]	-0.00250	[0.00814]		
Nombre utilisateurs ($t - 2$)	1.017***	[0.0735]	0.0778**	[0.0359]	-0.146	[0.0975]
Création communauté	13.19	[12.06]	9.842**	[4.993]	11.42***	[1.803]
Somme communautés ($t - 1$)	16.67***	[4.700]	5.785***	[1.533]	15.83***	[4.419]
Février	-27.19***	[7.760]	-23.39***	[4.788]	9.601	[9.835]
Mars	-4.669	[8.054]	-15.49**	[6.315]	46.42***	[15.19]
Avril	-16.91	[11.66]	-7.921	[5.912]	33.65**	[14.83]
Mai	56.23***	[12.35]	12.65**	[6.306]	56.65***	[15.91]
Juin	26.44**	[13.33]	0.670	[5.365]	56.53***	[16.46]
Juillet	2.264	[16.90]	-12.97**	[5.988]	91.56***	[28.74]
Août	10.48	[8.411]	5.628	[4.738]	66.08***	[21.71]
Septembre	125.4***	[19.38]	39.24***	[9.422]	72.58***	[20.14]
Octobre	23.24***	[8.001]	9.747	[7.438]	44.54***	[14.68]
Novembre	-0.957	[7.499]	-6.457	[4.567]	29.29**	[13.46]
Décembre	-35.04***	[8.227]	-16.13***	[6.109]	112.2***	[28.27]
effets fixes années		oui		oui		oui
effets fixes villes		oui		oui		oui
Spatial: ρ	0.293***	[0.0163]	0.152***	[0.0192]	0.0203**	[0.00886]
Variance: sigma2_e	144,263***	[21,922]	36,725***	[3,452]	87,795**	[35,223]
Observations		39 507		22 386		10 881
R-carré		0.393		0.122		0.174
Nombre de villes		1 013		574		279

Note : Ce tableau présente les résultats des estimations de l'équation 2.3 incluant des indicatrices années et mois. Les modèles sont estimés sur la période février 2015 - janvier 2018. L'échantillon trajet court est composé des 1013 communes qui comptaient le plus de trajets courts au mois de janvier 2017. L'échantillon trajet intermédiaire est composé des 574 communes qui comptaient le plus de trajets intermédiaires au mois de janvier 2017. L'échantillon trajet long est composé des 279 communes qui comptaient le plus de trajets longs au mois de janvier 2017. Les écarts types robustes sont présentés entre crochets et calculés en tenant compte des « clusters » par département. Les étoiles correspondent aux niveaux de significativité: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Chapitre 3

Airbnb à Paris: quel impact sur l'industrie hôtelière ? ¹

1 Introduction

Dans les chapitres précédents nous avons vu quelle importance les plateformes collaboratives ont pris en France ([chapitre 1](#)), et la façon dont leur usage se diffuse à travers le territoire ([chapitre 2](#)). Dans le secteur du transport, comme dans celui de l'hébergement, les changements dans les modes de consommation ont des conséquences pour les acteurs traditionnels.

En ce qui concerne l'hébergement de courte durée, l'arrivée de plateformes collaboratives a en quelques années transformé le marché dans un grand nombre de villes. Le succès d'Airbnb dont la valorisation dépasse 30 milliards de dollars, et la forte croissance du nombre d'utilisateurs témoignent de l'engouement des voyageurs pour ce type de plateformes.

Cette étude se concentre sur l'impact d'Airbnb sur le secteur hôtelier. Notre hypothèse est que pour une partie importante de la population, Airbnb est devenue une alternative sérieuse aux hôtels, et que par conséquent les opérateurs

1. *Co-écrit avec Ewen Gallic (AMSE)*

historiques sont obligés de tenir compte de la présence d'hôtes Airbnb lorsqu'ils prennent des décisions en matière de tarification.

Le secteur hôtelier dénonce régulièrement la pression concurrentielle exercée par les particuliers offreurs des plateformes d'hébergement de courte durée, qualifiant souvent cette concurrence de « déloyale » en raison d'une réglementation ou d'une fiscalité asymétrique. Les acteurs historiques de ce secteur font ainsi pression en faveur d'une réglementation et d'une taxation des plateformes d'hébergement entre particuliers. À titre d'exemple, en janvier 2017, 800 professionnels de l'hôtellerie et du tourisme en France ont déposé une plainte pour dénoncer les pratiques de plateformes de location de courte durée. De leur côté, les plateformes prétendent non seulement permettre aux consommateurs traditionnellement exclus du marché de bénéficier de leur service, en raison de prix plus bas, mais également de proposer une meilleure utilisation d'actifs sous-utilisés. De surcroît, elles affirment que leur clientèle n'est pas la même que celle des hôtels, car recherchant une expérience différente, plus authentique, et nient avoir un impact négatif sur l'activité du secteur hôtelier.

Du côté de la littérature académique, la question fait également débat. Une partie de la littérature s'intéresse à la nécessité et aux moyens d'encadrer l'activité de plateformes de logement de court terme. [Edelman et Geradin \(2015\)](#) abordent la réglementation des plateformes. Ils soulignent la nécessité d'identifier les raisons qui pourraient conduire à des défaillances du marché et justifier une intervention réglementaire dans le cas des plateformes de location de court terme : externalités, asymétries d'information et biais cognitifs. Pour réglementer les activités de location à court terme dans une ville, [Miller \(2014\)](#) propose un système dans lequel chaque unité d'habitation obtiendrait un *droit de partage transférable et échangeable* qui permettrait au propriétaire de s'engager dans une location à court terme pour une période de temps donnée. La démarche de ce chapitre est également proche de celle de [Zervas et al. \(2017\)](#) et [Farronato et Fradkin \(2018\)](#), qui mesurent l'impact de l'activité d'Airbnb sur les hôtels.

Ce chapitre contribue à ce débat en apportant des éléments empiriques concernant la ville de Paris. L'étude met en parallèle la localisation et les prix proposés

par près de 60 000 offreurs présents sur Airbnb et par 1 554 hôtels traditionnels. L'analyse se base sur des régressions appartenant au champ de l'économétrie spatiale.

Nos résultats indiquent que la présence d'offreurs Airbnb exerce sur les hôtels une pression concurrentielle significative, bien que modérée. Cette pression concurrentielle diffère selon le classement (en nombre d'étoiles) de l'hôtel, les hôtels deux étoiles étant les plus touchés par cette concurrence.

La section 2 présente la littérature relative aux questions de ce chapitre, la section 3 introduit les données utilisées, les sections 4 et 5 exposent la méthodologie et la stratégie d'identification retenue, la section 6 présente les résultats obtenus, la section 5 reprend les principaux résultats et conclut.

2 Littérature

Concurrence entre plateformes et industries traditionnelles La concurrence entre plateformes et industries traditionnelles a fait l'objet de peu de travaux théoriques en économie. [Einav et al. \(2015\)](#) étudient la concurrence entre les offreurs particuliers, actifs sur une plateforme, et une industrie traditionnelle. Dans leur modèle, les particuliers offreurs ont des coûts marginaux plus élevés et ne sont actifs que lorsque la demande dépasse les capacités installées des professionnels. Les auteurs constatent que la production par les pairs est stimulée lorsque la demande fluctue. Ils notent aussi que lorsqu'il y a une variabilité de la demande, il est efficace d'avoir des particuliers qui opèrent une partie du temps. Enfin, ils rapportent que lorsqu'une plateforme entre sur le marché, les vendeurs particuliers peuvent bénéficier de coûts publicitaires plus faibles et gagner des parts de marché aux dépens des vendeurs professionnels spécialisés. Citons aussi [Gal-Or \(2018\)](#) qui étudie l'effet de la concurrence exercée par des hôtes sur l'industrie hôtelière.

Du côté de la littérature empirique, on trouve plusieurs travaux visant à mesurer l'impact de la concurrence d'une plateforme sur une industrie. [Seamans et Zhu](#)

(2014) étudient l'effet de l'entrée de Craigslist, un site web de petites annonces, sur la presse locale aux États-Unis. Les auteurs trouvent une baisse de 20,7% des tarifs des petites annonces, et une augmentation de 3,3% des prix des abonnements aux revues. Kroft et Pope (2014) trouvent que l'entrée de Craigslist a causé une baisse de 7% du nombre d'annonces d'emplois dans la presse papier. Aguiar et Waldfogel (2018) étudient l'effet de Spotify sur les revenus de l'industrie musicale et trouvent que l'arrivée du streaming a été neutre en terme d'impact sur les revenus de l'industrie, les revenus moindres dûs à des ventes de disques plus faibles étant compensées par les revenus du streaming.

Zervas et al. (2017), étudient l'impact d'Airbnb sur l'industrie hôtelière. Ils constatent un impact causal de l'activité d'Airbnb sur la baisse des recettes hôtelières. Ils notent que l'impact n'est pas uniformément réparti, les hôtels à bas prix étant les plus touchés. Ils constatent que dans les zones où Airbnb s'est le plus développé, les revenus des hôtels de faible qualité ont diminué d'environ 8 – 10% sur la période 2010-2015. Gutiérrez et al. (2017) comparent la concentration de l'offre Airbnb à celle d'hôtels, par quartier, dans la ville de Barcelone, et cherchent à les expliquer par la distance au centre, la distance à la plage, les aménités, ainsi qu'une mesure du potentiel touristique d'un quartier (le nombre de photographies prises par des touristes). Les auteurs trouvent que la localisation de l'offre Airbnb n'est pas expliquée par les mêmes variables que celle des hôtels, suggérant une segmentation spatiale/de clientèle de ces deux marchés. Guttentag et Smith (2017) exploitent un échantillon d'utilisateurs Airbnb et trouvent que la plateforme est utilisée comme un substitut aux hôtels, mais principalement pour des hôtels de qualité moyenne. Farronato et Fradkin (2018) estiment l'impact de l'offre Airbnb sur un panel de villes aux États-Unis, à l'aide d'un modèle structurel, et trouvent que l'élasticité de l'offre Airbnb est plus élevée que celle des hôtels. Leurs résultats indiquent que la présence d'Airbnb n'a qu'un effet faible sur les revenus des hôtels.

L'impact d'Airbnb sur les loyers et localisation géographique de l'offre Le développement rapide de l'activité d'Airbnb pose également des questions en

matière d'organisation des quartiers, de gestion de l'activité touristique. Dans ce domaine, Airbnb fait face aux critiques de la part de responsables politiques de plusieurs grandes villes ainsi que des habitants des quartiers concernés. La plateforme est accusée dans un certain nombre de grandes villes d'accélérer l'embourgeoisement (ou gentrification) de certains quartiers par l'augmentation des loyers des logements offerts sur le marché de la location de long terme. Du côté de la littérature académique, plusieurs auteurs se sont intéressés à ces questions. Bien que le risque d'observer une augmentation des loyers pour les résidents suite à une raréfaction de l'offre de logement au profit de la location court terme ait été souligné depuis déjà plusieurs années ([Malhotra et Alstyne, 2014](#)), les premiers travaux empiriques convaincants à ce sujet sont très récents.

[Sheppard et al. \(2016\)](#) trouvent que la présence d'Airbnb augmente les prix de vente des biens immobiliers, dans la ville de New York. La méthode consiste à mettre en relation les prix individuels et la densité d'offres Airbnb dans un rayon autour de chaque propriété. À Boston, Airbnb a pu affecter la valeur des biens immobiliers offerts à la vente ([Horn et Merante, 2017](#)). [Segú \(2018\)](#) met en évidence un effet positif de la présence d'Airbnb sur les loyers, à Barcelone. Ses résultats suggèrent que le développement de l'activité d'Airbnb explique 4% de l'augmentation des loyers.

[Wachsmuth et Weisler \(2017\)](#) étudient la dynamique des loyers à New York et la relient à la présence d'Airbnb, pour se concentrer sur les risques de gentrification. [Quattrone et al. \(2016\)](#) examinent les caractéristiques socio-économiques des quartiers londoniens qui tirent profit de la présence d'Airbnb. Les auteurs constatent que l'offre et la demande ont changé au cours du temps. Ils soutiennent que les réglementations traditionnelles n'ont pas su faire face à la dynamique de la demande et de l'offre. Ils défendent l'idée d'une "régulation dynamique", c'est-à-dire une régulation qui s'appuie sur de grands ensembles de données pour s'adapter à l'évolution en temps réel de la demande. [Coles et al. \(2017\)](#) mettent en relation les caractéristiques sociodémographiques des quartiers et l'intensité de l'offre Airbnb, dans la ville de New York.

Tarification des hôtels Ce chapitre contribue également à la littérature relative à la tarification des hôtels. [Abrate et al. \(2012\)](#) expliquent la tarification des hôtels, ainsi que la dynamique des prix. [Lee et Jang \(2012\)](#) étudient l'effet du choix de localisation au centre d'une ville sur le prix des hôtels, à l'aide d'un modèle d'économétrie spatiale. Ils trouvent que dans les périodes où la demande est forte, les hôtels situés au centre fixent un prix plus élevé, mais dans les périodes où la demande est faible les hôtels localisés au centre fixent des prix plus faibles à cause du niveau de concurrence élevé.

Avec l'arrivée des comparateurs, comme Booking.com, l'industrie hôtelière a connu des modifications, soulevant de nouvelles questions dont la littérature économique s'est emparée. [Hunold et al. \(2018\)](#) et [Mantovani et al. \(2017\)](#) évaluent l'effet de la suppression de la clause de parité tarifaire.

Tarification des particuliers offreurs au sein d'une plateforme Enfin ce chapitre emprunte à la littérature empirique relative à la tarification au sein de la plateforme Airbnb. [Gutt et Herrmann \(2015\)](#) trouvent qu'en moyenne, un hôte Airbnb augmente son prix au moment où la qualité (mesurée par le nombre d'étoiles) devient observable. [Li et al. \(2015\)](#) estiment que les revenus obtenus au sein d'Airbnb par les hôtes professionnels, définis comme les hôtes proposant plusieurs logements, sont plus élevés que ceux obtenus par les non professionnels. [Laouénan et Rathelot \(2017\)](#) étudient l'évolution du prix d'une location sur Airbnb en fonction du nombre de commentaires. Elles trouvent que les locations de qualité élevée ont tendance à voir leur prix augmenter avec le nombre de commentaires, l'information sur la qualité devenant disponible pour les consommateurs. [Wang et Nicolau \(2017\)](#) expliquent les déterminants du prix d'une location sur Airbnb en fonction des caractéristiques de l'offreur et de l'offre, pour 33 villes.

Et plus généralement ce chapitre emprunte à la littérature relative à la tarification des particuliers au sein de plateformes de partage ([Farajallah et al., 2016](#)) et places de marché ([Jolivet et al., 2016](#); [Cabral et Hortaçsu, 2010](#)).

3 Données et statistiques descriptives

Cette étude exploite des données de trois catégories différentes: (i) des données sur la localisation et le prix des logements Airbnb dans la ville de Paris; (ii) des données sur les prix, caractéristiques et la localisation des hôtels parisiens; (iii) des données sur les caractéristiques des quartiers à Paris.

3.1 Airbnb

Les données Airbnb proviennent du site Inside Airbnb², une source désormais bien connue du monde académique. Inside Airbnb collecte des informations publiquement observables sur la plateforme Airbnb et les met ensuite à disposition librement. La base renseigne la localisation géographique des offreurs particuliers, les prix pratiqués, le nombre de commentaires laissés par des clients, ainsi que toutes les caractéristiques des logements renseignées par les offreurs. Notons tout de même qu'afin de garantir la sécurité des offreurs, les coordonnées des logements sont données avec une précision de 500m. Les données sont disponibles pour plusieurs grandes villes à travers le monde, dont Paris. Celles utilisées dans cette étude ont été récoltées au début du mois de mars 2018. On y retrouve un total de 59 945 logements, répartis sur les 20 arrondissements parisiens. Leur distribution spatiale est renseignée par la carte de la figure 3.1.

2. <http://insideairbnb.com/about.html>



Source : Inside Airbnb.

Note : Chaque point représente un emplacement d'hôte Airbnb. Les zones définies correspondent à la densité estimée (noyau) des logements Airbnb, allant du plus clair au plus foncé pour les densités faibles à élevées. L'estimation de la densité est effectuée à l'aide d'une correction du biais de bordure comme dans [Charpentier et Gallic \(2016\)](#).

Figure 3.1: Emplacement des logements Airbnb (6 mars 2018).

On peut noter que certains quartiers proposent une offre de logements nettement supérieure à celle d'autres quartiers. En particulier, au centre, près des Halles, ou un peu plus au nord, près du Sacré-Cœur. Plus on s'éloigne des arrondissements centraux, plus l'offre est faible. Le nombre d'appartements à louer sur Airbnb diminue fortement dans les arrondissements périphériques. De plus amples détails sur les caractéristiques des hébergements Airbnb sont fournis dans le tableau [3.4](#) en annexe.

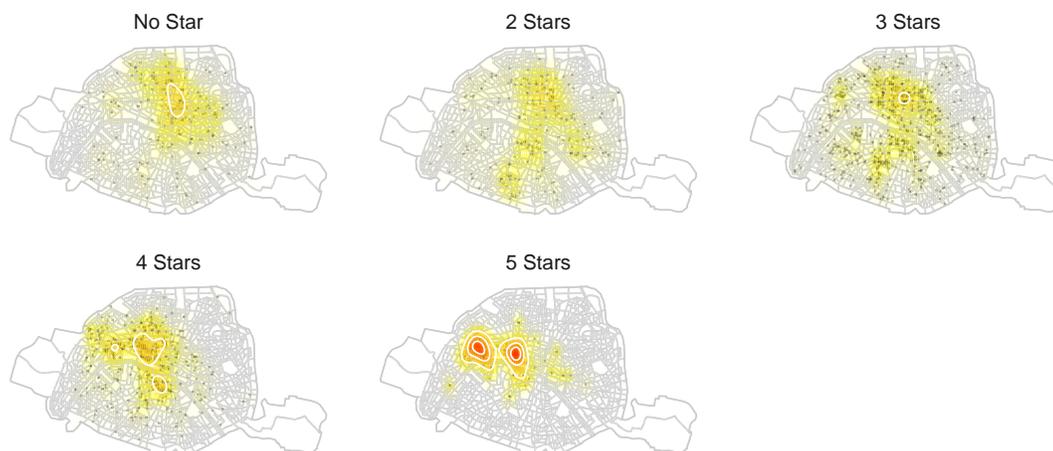
3.2 Hôtels

Les données sur les hôtels actifs à Paris proviennent du site de comparateur d'hôtels Booking.com³. Elles renseignent la localisation, les prix et caractéristiques de 1 554 hôtels parisiens. Elles ont été collectées à l'aide de techniques de *scrapping*. Les prix ont été collectés le 4 juin 2018, pour chaque nuitée du 5 juin 2018 au 5 juillet 2018. Il s'agit d'un mois durant lequel l'activité concernant les nuitées d'affaires se situe un peu au-dessus de sa moyenne annuelle, juste avant le creux de juillet et d'août⁴.

L'extraction a été faite pour plusieurs dates de séjour et pour le même type d'hébergements – des chambres pour deux personnes – afin d'obtenir un échantillon d'hôtels parisiens aussi complet que possible, et considérer un service homogène.

3. <https://www.booking.com/index.fr.html>

4. Source: rapport Paris Office du tourisme et des Congrès



Source : Booking.com.

Note : Chaque carte montre la localisation et la concentration des hôtels présents sur Booking.com en juin 2018, pour une qualité d'hôtel définie par son nombre d'étoiles. De gauche à droite: les hôtels non classés, les hôtels 2 étoiles, les hôtels 3 étoiles, les hôtels 4 étoiles, les hôtels 5 étoiles. Les zones colorées correspondent à la densité estimée (par noyau) des hôtels, allant du jaune au rouge pour les densités faibles à élevées, respectivement.

Figure 3.2: Emplacement des hôtels sur Booking.com en juin 2018, par nombre d'étoiles.

On peut noter que la répartition spatiale de l'offre d'hôtels dépend de leur qualité. Alors que les hôtels 2 et 3 étoiles ont une couverture étendue de la ville de Paris, les hôtels 4 étoiles sont nettement moins présents à l'Est et au Nord de Paris, et sont surtout concentrés dans le centre de Paris. Les hôtels 5 étoiles sont quant à eux clairement concentrés le long de l'avenue des Champs-Élysées et autour de la place Charles-de-Gaulle (place de l'Étoile). Les hôtels non classés sont localisés autour de Montmartre et dans les arrondissements 2, 3 et 4, ce qui correspond aux endroits où l'offre Airbnb est particulièrement dense. De plus amples détails sur les caractéristiques des hôtels sont fournis dans le tableau 3.5 présenté en Annexe.

3.3 Caractéristiques des quartiers

Les données concernant les caractéristiques des quartiers proviennent du site Open data Paris⁵ et de l'INSEE. Elles peuvent être décomposées en trois catégories: (i) la densité de commerces pour 221 secteurs d'activité et la densité de lieux de culture (théâtres, cinéma, salles de concert); (ii) les arrêts de métro, bus, et tramway; (iii) les données concernant le revenu de la population, par iris. Ces données proviennent de la base INSEE "Revenus, pauvreté et niveau de vie en 2014 (IRIS)"⁶.

L'analyse de la corrélation entre la densité de l'offre d'hôtels ou Airbnb dans un quartier et les caractéristiques de ce dernier permet d'établir une relation positive entre le degré d'animation d'un quartier et l'offre d'hébergement.

5. <https://opendata.paris.fr/explore/dataset/commercesparis/>

6. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/3288151>

Variable	Nombre établissements Booking					Nombre Airbnb
	Pas d'étoile	2 étoiles	3 étoiles	4 étoiles	5 étoiles	
<i>Aménités</i>						
Achats_Déco	0.1963	0.1328	0.2652	0.2069	0.2465	0.3125
Achats_Luxe	0.3555	0.2832	0.5395	0.5378	0.1936	-0.1493
Achats_Souvenirs	0.3095	0.0924	0.1236	0.193	0.078	0.3846
Achats_Textile	0.4435	0.3467	0.38	0.3739	0.3252	0.2955
Alimentation	0.2152	0.1756	0.0642	-0.1146	0.0908	0.6053
Alimentation_détail	0.2927	0.3677	0.2429	0.0628	0.1916	0.6375
Bien_être	0.5473	0.5542	0.4831	0.4217	0.3617	0.5698
Culture	0.2177	0.104	0.26	0.1933	0.1715	0.1406
Grand_magasin	-0.0632	0.0465	-0.0717	0.1198	-0.1028	-0.1423
Loisirs	0.5396	0.3609	0.4671	0.3979	0.2284	0.4763
Métro	0.0702	0.2106	0.0495	-0.007	-0.057	0.2267
Restauration	0.6298	0.5881	0.582	0.5165	0.2602	0.5704
Restauration_rapide	0.6412	0.5866	0.5281	0.4382	0.2317	0.5883
Services	0.3787	0.3759	0.2748	0.1148	0.1391	0.6836
Supérette	0.2288	0.3251	0.1891	-0.0017	-0.0148	0.5093
Supermarché	0.2304	0.1994	0.0566	-0.0736	0.0066	0.6459
Vie_Quartier	0.5126	0.1672	0.2372	0.1413	0.2386	0.7106
<i>Entreprises et Associations</i>						
Grande	0.4623	0.3175	0.3933	0.3072	0.3105	0.3792
Intermédiaire	0.4191	0.2847	0.2705	0.2715	0.2778	0.4416
Petite ou Moyenne	0.5174	0.4282	0.4489	0.3133	0.2459	0.4515

Note : La significativité des coefficients de corrélations est estimée à l'aide du test de Pearson. Les coefficients sont inscrits en gras lorsqu'ils sont significativement différents de zéro au seuil de 5%.

Tableau 3.1: Corrélations entre le nombre de logements (Hôtels ou Airbnb) dénombrés par quartier avec les caractéristiques des environs (dans un rayon de 500m).

L'analyse du tableau 3.1 fait apparaître quelques différences notables dans la localisation géographique des hôtels et de l'offre Airbnb. Alors que la présence d'hôtels est corrélée avec la présence de commerce de luxe, cela n'est pas le cas pour Airbnb. La présence de l'offre Airbnb est corrélée avec l'offre de commerces "alimentation" et "alimentation détail" alors que ce n'est pas le cas pour les hôtels. Les quartiers bien desservis en transports en commun connaissent également une offre Airbnb plus dense, alors que cette corrélation n'est pas observée pour la densité de l'offre hôtelière. Enfin, les quartiers les plus vivants en ce qui concerne le nombre de bars sont aussi ceux où l'offre Airbnb est la plus dense.

4 Identification et méthodologie

La théorie économique nous enseigne que le prix dépend négativement du nombre de concurrents entrés sur un marché (Salop, 1979; Economides, 1989). Il y a donc des raisons de penser que la présence d'offres Airbnb à proximité d'un hôtel est susceptible d'exercer une pression concurrentielle sur ce dernier. Si cette pression concurrentielle est significative, un hôtel situé dans une zone où la densité d'offres Airbnb est forte devrait être contraint de diminuer son prix. Cette section présente la méthodologie et la stratégie empirique utilisée pour mesurer l'effet de la concurrence des offres Airbnb sur les hôtels parisiens.

4.1 Identification et méthodologie

Cette étude propose de mesurer l'effet de la présence d'offres Airbnb sur les stratégies de tarification des hôtels. L'étude développe un modèle économétrique sur données en coupe mettant en lien les prix des différents hôtels avec la densité de l'offre Airbnb autour de chaque hôtel. Plus précisément, la modélisation retenue considère que le prix d'un hôtel i de l'échantillon est expliqué par ses caractéristiques, sa situation géographique, la présence de concurrents à proximité, et la présence d'hôtes Airbnb dans les environs. La stratégie d'identification repose sur l'hypothèse qu'une fois prise en compte l'attractivité de la localisation géographique d'un hôtel, à caractéristiques égales, les différences en prix s'expliquent par la concurrence exercée par les offres Airbnb.

La régression principale, estimée pour chaque catégorie c d'hôtel (c'est-à-dire son nombre d'étoiles), prend la forme suivante:

$$\ln(p_{i,t}^c) = \alpha + \beta_1' X_i + \beta_2' C_i + \beta_3' L_i + \beta_4' T_t + \varepsilon_{i,t} \quad (3.1)$$

où les indices i et t désignent l'hôtel et la date pour laquelle le prix est proposé, respectivement. La variable dépendante $p_{i,t}^c$ est le prix défini par l'hôtel i de caté-

gorie c pour la date t . Le vecteur X_i inclut les caractéristiques observables de chaque hôtel: le nombre de commentaires laissés par les clients sur Booking.com, la note moyenne obtenue sur cette plateforme, le type de chambre. Le vecteur C_i contient les variables relatives à l'environnement concurrentiel auquel fait face chaque hôtel, à savoir le nombre d'hôtels dans un rayon de 500m, la distance et le prix moyens des 10 hôtels les plus proches, et enfin le nombre d'hôtes Airbnb dans un rayon de 500m (en distinguant les logements entiers des logements partagés). Le vecteur L_i inclut les variables représentatives de la localisation géographique: des mesures de la richesse moyenne des habitants, la valeur de l'emplacement sur le plan des aménités urbaines, la présence de zones d'emploi aux alentours. Le vecteur T_t inclut les variables indicatrices du jour de la semaine pour lequel le prix de la chambre est proposé, du lundi au dimanche. Le modèle comprend également une interaction entre une indicatrice week-end (qui correspond au vendredi et au samedi) et le nombre de logements Airbnb dans un rayon de 500m.

Le prix d'un hôtel et la densité de l'offre Airbnb dépendent tous deux de la situation géographique. Aussi, pour identifier l'effet pur de la densité de l'offre Airbnb sur le prix des hôtels, il est crucial de distinguer l'effet de l'attractivité de la localisation. En l'absence de mesure de l'attractivité d'un emplacement, l'effet de la densité de l'offre Airbnb pourrait se confondre avec celui de l'attractivité d'une localisation géographique, et le modèle échouerait à isoler l'effet de la pression concurrentielle associée à une densification de l'offre Airbnb. La méthode retenue pour pallier ce problème consiste à utiliser l'information disponible portant sur le nombre d'équipements urbains, le nombre d'établissements publics ou privés à proximité, ainsi que les caractéristiques sociodémographiques d'une localisation.

5 La valeur des aménités en une position géographique

L'attractivité d'une localisation géographique dans Paris dépend nécessairement du nombre et de la diversité des équipements urbains, "*amenities*" en anglais, présents aux alentours. Il est possible de construire une mesure de cette attractivité à partir de bases de données répertoriant l'ensemble des commerces présents sur le territoire de la ville de Paris, la localisation des lieux culturels et de loisirs (par exemple, théâtres, salles de concert, cinémas) et l'offre de transport (les arrêts de métro, bus et tramway).

La richesse de la base de données décrivant les aménités disponibles dans Paris pose une question méthodologique. Les aménités urbaines ou commerces, individuellement géolocalisés, sont classés en plus de 200 catégories, posant un problème de dimension. Il devient alors nécessaire de se poser la question de la sélection des variables. En effet, il apparaît déraisonnable d'introduire pour chaque observation (c'est-à-dire chaque hôtel) autant de variables qu'il y a de catégories d'équipements urbains. Les corrélations entre ces variables conduiraient à sous-estimer l'effet de la présence de chaque type d'aménités. Dès lors, parmi ces dernières, quelles sont celles qui devraient être retenues ? Une première réponse à ce problème serait de construire un score "aménités" qui tiendrait compte de toutes ces catégories. Mais doit-on accorder la même importance à chaque catégorie ou bien leur attribuer différentes pondérations ? Si l'on opte pour cette dernière proposition, comment déterminer la valeur des poids ?

La solution proposée dans cette étude vise à construire une mesure objective de la valeur des équipements urbains, en laissant le moins de place possible aux décisions subjectives. L'indicateur hédonique de l'attractivité d'une localisation retenu dans cette étude permet d'attribuer une valeur monétaire à la présence d'aménités, en chaque point de Paris. La méthode s'inspire de la littérature en économie urbaine ([Gaigne et al., 2017](#); [Lee et Lin, 2017](#)). Le reste de cette section présente précisément la démarche adoptée.

Les équipements urbains capturent à la fois l'attractivité et l'accessibilité d'un lieu. L'attractivité d'une localisation géographique aux yeux d'un touriste est susceptible d'être une fonction de la présence de commerces de proximité, de restaurants, de bars, de théâtres et salles de concert... tout ce qui fait qu'un quartier est vivant. Ces points d'intérêts sont appelés "aménités de consommation"⁷. De même, une localisation géographique est attractive si elle est facilement accessible par les transports en commun, et s'il est facile de rejoindre n'importe quel autre endroit de Paris à partir de ce point. En revanche, un quartier est susceptible d'être moins attractif si ses habitants ont de faibles revenus.

Indicateur hédonique de la valeur des aménités La méthode proposée ici est empruntée aux travaux de [Gaigne et al. \(2017\)](#) et consiste à construire un indicateur d'attractivité qui prend en compte, pour chaque localisation x , le nombre d'aménités de consommation (regroupées par catégories, présentées plus loin) accessibles dans un rayon de 500m, ainsi que le nombre d'arrêts de métro, bus et tramway dans un rayon de 500m.

La première étape nécessite de mesurer l'attractivité d'une localisation, ou sa valeur monétaire, aux yeux des touristes. Évidemment, il est exclu de mesurer cet indice d'attractivité en liant le prix des hôtels aux caractéristiques de la position géographique, puisqu'il s'agit précisément de la variable que nous cherchons à expliquer dans la suite de ce chapitre. Il est nécessaire d'obtenir une évaluation "indépendante", générée par un modèle reposant sur une valeur monétaire non affectée par le prix des hôtels. Une solution aurait été d'utiliser les valeurs d'un échantillon de propriétés parisiennes mises à la vente, ou la valeur des loyers, afin de mesurer la part de la valeur due à la présence d'aménités urbaines. Cepen-

7. "Découvrir Paris en parcourant ses quartiers est la principale motivation de séjour pour les visiteurs interrogés (60,9 %). Cette activité intéresse particulièrement les Russes, les Espagnols et les Français. 53,8 % des touristes citent la visite de musées et de monuments comme une raison de leur séjour parisien – les Américains, les Australiens et les Japonais sont particulièrement attirés par cette activité. Le shopping parisien fait rêver les Japonais, les Chinois et les Néerlandais. La gastronomie et la visite des parcs et jardins, spécificités françaises, interviennent fortement dans le choix de séjour des Américains et des Brésiliens." Source: Le tourisme à Paris Chiffres Clés, Paris Office du tourisme et des congrès

dant, il n'est pas certain que les aménités urbaines apportent la même valeur aux résidents locaux qu'aux touristes. Par exemple, les touristes peuvent valoriser la présence de bars à proximité de leur lieu de séjour, alors qu'une trop forte concentration de bars pourrait être associée à des externalités négatives de bruit pour des résidents locaux. Pour cette raison, le choix a été fait de mesurer la valeur des aménités à partir des prix des locations Airbnb. L'idée est de récupérer la part du prix qui est due à la présence d'aménités, en l'estimant à l'aide de la régression suivante :

$$\ln(p_i^{\text{Airbnb}}) = \delta + \eta'_1 R_i + \eta'_2 H_i + \eta'_3 A_i + \eta'_4 S_i + \zeta_i, \quad (3.2)$$

où p_i^{Airbnb} représente le prix d'une nuité dans un logement Airbnb i . Les vecteurs R_i et H_i contiennent les variables propres aux caractéristiques du logement et de l'hôte, respectivement⁸. Le vecteur A_i est composé de variables contenant les aménités de consommation, regroupées par catégories⁹, accessibles dans un rayon de 500m autour d'un logement, ainsi que le nombre d'arrêts de métro, bus ou tramway. Par ailleurs, S_i est un vecteur de variables contenant les caractéristiques de la localisation (richesse du quartier, nombre d'établissements privés et publics dans un rayon de 500m).

Les valeurs des paramètres estimés $\hat{\eta}_3$ sont ensuite récupérées pour prédire la valeur des aménités de n'importe quelle localisation géographique x :

$$\tilde{a}(x) = \hat{\eta}_3 A(x), \quad (3.3)$$

où $\tilde{a}(x)$ est l'indicateur de la valeur hédonique des aménités calculé pour la localisation x . Un indice prenant des valeurs comprises entre 0 et 100 est ensuite

8. Voir en annexe pour davantage de détails sur les variables utilisées.

9. La liste des aménités de consommation ainsi que les regroupements effectués sont présentés dans le tableau 3.6.

construit à partir de ces valeurs, en procédant de la manière suivante :

$$\mathcal{A}(x) = \frac{\tilde{a}(x) + |\min(\tilde{a}(x))|}{\max[\tilde{a}(x) + |\min(\tilde{a}(x))|]} \times 100, \quad (3.4)$$

où $\mathcal{A}(x)$ représente l'indice d'aménité de la localisation x .

Cette régression repose sur l'hypothèse de l'exogénéité des variables explicatives. S'il est vrai qu'à moyen et long terme, la localisation des aménités de consommation est en partie déterminée par la fréquentation touristique d'un lieu qui détermine elle-même le prix d'une location Airbnb, ici la présence d'aménités à la période t est considérée comme exogène. Cette hypothèse semble raisonnable, étant donné le coût faible pour un hôte à modifier un prix sur Airbnb. Nous faisons l'hypothèse que les prix sont actualisés assez souvent pour avoir intégré la présence d'équipements urbains.

Étant donnée la dispersion spatiale de l'offre Airbnb dans Paris, il est possible de calculer l'indicateur de la valeur hédonique des aménités en tout point, avec une bonne précision (nous disposons de plus de vingt-mille localisations d'offres Airbnb, actives au cours des derniers mois, réparties sur l'ensemble de la ville de Paris). Pour ce faire, une grille de 100×100 points est créée, afin de quadriller toute la ville. Pour chaque zone de cette grille, l'indicateur de la valeur des aménités correspond à la moyenne de l'indicateur de la valeur des aménités des k plus proches observations (ici $k = 10$), pondérée par l'inverse des distances des observations au point. L'avantage d'utiliser une moyenne sur plusieurs points est de lisser les observations extrêmes. À partir de cette grille, il sera possible de déduire la valeur des aménités pour chaque localisation d'hôtel.

Valeur des aménités et d'une localisation géographique L'équation 3.2 est estimée pour l'ensemble des offres Airbnb actives au cours des 3 derniers mois, soit 20 587 observations. Le choix d'inclusion/exclusion de variables d'aménités de consommation dans la régression est effectué en ayant recours à un algorithme

stepwise prenant la décision d'inclure ou non chaque variable au regard du critère AIC.

Afin de tenir compte de la corrélation spatiale dans les prix définis par les hôtes Airbnb, une variante à l'équation 3.2 est estimée en tenant compte des proximités entre les locations proposées. Le modèle spécifie pour les erreurs une structure qui permet une corrélation des erreurs entre les hôtes les plus proches. Pour définir la matrice W , les hôtes situés dans un rayon de 500 mètres sont considérés comme voisins. Il s'agit d'un modèle d'erreurs spatiales (SEM)¹⁰.

Le tableau 3.2 présente les coefficients estimés. Les résultats sont conformes à la littérature empirique relative à la tarification des hôtes Airbnb et, plus généralement, à la littérature empirique relative à la tarification des offreurs au sein de places de marché ou plateformes numériques. Les résultats indiquent que toutes choses égales par ailleurs, un loft se loue 18,5% plus cher qu'un appartement. À l'inverse une chambre privée se loue moins cher (-25%) et une chambre partagée encore moins cher (-50%). Un logement se loue 21% plus cher pour chaque personne supplémentaire qu'il peut accueillir. Un hôte ayant atteint le statut de "super hôte" fixe en moyenne un prix 11% plus élevé. Un hôte ayant obtenu des notes plus élevées peut fixer un prix plus élevé.

Une première remarque à la lecture des coefficients associés à la présence d'aménités est que l'on ne retrouve pas les résultats de la section 3.3. Ceci suggère que les prix et densités de l'offre Airbnb ne sont pas affectés de la même façon par la présence d'aménités. L'interprétation des signes des coefficients est ici moins directe, et les mécanismes économiques ou sociologiques à l'œuvre plus incertains. Nous nous gardons ici d'émettre un jugement sur le caractère attendu ou non des sens des effets observés. Notons tout de même que la présence d'arrêts de transports en commun et de restaurants aux alentours d'un logement Airbnb permet, toutes choses égales par ailleurs, de fixer un prix plus élevé. Plus générale-

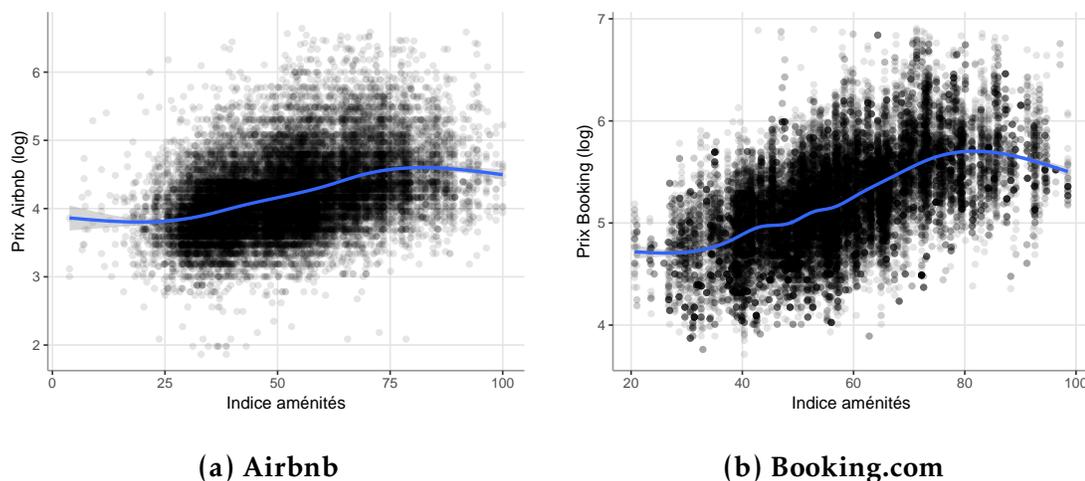
10. L'équation de la régression du modèle SEM est la suivante : $\ln(p_i^{Airbnb}) = (X\beta)_i + u_i$, avec $u_i = \lambda W_i e_i + \varepsilon_i$, X la matrice contenant les covariables présentées dans l'Equation 3.2 et W une matrice de poids spatiaux.

	MCO	SAR
	Coefficient (Écart-type)	Coefficient (Écart-type)
Constante	3.457 (0.266)***	3.570 (0.267)***
<i>Caractéristiques logements</i>		
Licence	0.070 (0.005)***	0.072 (0.005)***
Type logement (Condo)	0.003 (0.026)	0.018 (0.025)
Type logement (Guest House)	0.051 (0.030)	0.040 (0.029)
Type logement (Maison)	0.123 (0.024)***	0.151 (0.024)***
Type logement (Lof)	0.169 (0.017)***	0.170 (0.017)***
Type chambre (Privée)	-0.284 (0.008)***	-0.270 (0.008)***
Type chambre (Partagée)	-0.700 (0.028)***	-0.680 (0.027)***
Capacité d'accueil	0.197 (0.002)***	0.196 (0.002)***
Nb. voyageurs inclus dans le prix (= 2)	-0.060 (0.006)***	-0.055 (0.006)***
Nb. voyageurs inclus dans le prix (>= 3)	0.053 (0.009)***	0.057 (0.009)***
Réservation instantanée	0.014 (0.005)**	0.010 (0.005)*
Nb. nuits min.	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
Type lit (Canapé)	-0.133 (0.009)***	-0.132 (0.009)***
<i>Caractéristiques hôtes</i>		
Identité vérifiée	0.001 (0.005)	0.000 (0.005)
Badge "Super hôte"	0.111 (0.007)***	0.109 (0.007)***
Nb. commentaires (log)	-0.019 (0.002)***	-0.023 (0.002)***
Note = 9	0.038 (0.009)***	0.042 (0.008)***
Note = 10	0.067 (0.009)***	0.067 (0.008)***
Ancienneté hôte (en mois)	0.002 (0.000)***	0.002 (0.000)***
<i>Aménités</i>		
Achats souvenirs (log)	0.017 (0.002)***	0.006 (0.003)
Achats textile (log)	0.066 (0.005)***	0.020 (0.009)*
Alimentation (log)	-0.037 (0.004)***	-0.009 (0.006)
Bien-être (log)	0.023 (0.006)***	-0.021 (0.013)
Culture (log)	0.061 (0.004)***	0.013 (0.009)
Grand magasin (log)	-0.014 (0.004)***	-0.002 (0.006)
Loisirs (log)	-0.012 (0.004)**	0.001 (0.008)
Métro (log)	0.046 (0.008)***	0.024 (0.013)
Restauration (log)	0.086 (0.009)***	0.057 (0.017)**
Restauration rapide (log)	-0.073 (0.012)***	-0.028 (0.021)
Supermarché (log)	-0.146 (0.008)***	-0.046 (0.014)**
Vie quartier (log)	-0.039 (0.005)***	-0.018 (0.010)
<i>Situation géographique</i>		
Revenu médian (log)	-0.013 (0.025)	-0.022 (0.025)
Indice Gini	-0.000 (0.048)	-0.020 (0.047)
Part prestation logement	-0.009 (0.009)	-0.010 (0.008)
Nb. petites structures <500m (log)	0.002 (0.008)	0.022 (0.015)
Nb. structures intermédiaires <500m (log)	0.001 (0.005)	0.004 (0.007)
Nb. grandes structures <500m (log)	0.035 (0.005)***	0.002 (0.008)
λ		0.936 (0.018)***
R ²	0.622	0.639
Adj. R ²	0.639	
Num. obs.	21 923	21 923
RMSE	0.344	0.334

Note : La variable d'intérêt est le log du prix des logements Airbnb pour la régression par MCO (colonne 2) et par SEM (colonne 3). La valeur du R² pour la régression spatiale SEM correspond à celle du Nagelkerke pseudo-R². *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$.

Tableau 3.2: Résultats des régressions du prix des logements Airbnb.

ment, les aménités, une fois synthétisées par notre indicateur, révèlent l'existence d'une corrélation positive avec les prix des logements Airbnb (figure 3.3a). Cette relation s'observe également pour les prix des hôtels référencés sur Booking.com (figure 3.3b).



Note : Les lignes bleues représentent un lissage de la relation entre prix et aménités, effectué à l'aide d'un modèle GAM.

Figure 3.3: Prix des logements airbnb (gauche) et des hôtels Booking.com (droite) en fonction de l'indicateur d'aménités.

La carte de Paris présentant la valeur estimée des aménités en chaque zone de la grille est disponible en Annexe, figure 3.4.

6 L'impact d'Airbnb sur l'industrie hôtelière

Les résultats de l'estimation de l'équation 3.1 sont présentés dans le tableau 3.3. Nous laissons de côté les hôtels 5 étoiles pour lesquels nous disposons d'un nombre plus faible d'observations, et les hôtels non classés qui sont fortement hétérogènes en terme d'organisation et de fonctionnement. Les résultats indiquent que le nom-

bre de logements Airbnb partagés autour d'un hôtel a toujours un effet négatif sur le prix, bien que cet effet ne soit pas significatif pour les hôtels deux étoiles. Pour les hôtels trois étoiles le coefficient est estimé à $-0,093$, indiquant qu'une augmentation de 10% du nombre de logements partagés autour d'un hôtel est associée à une baisse de $-0,88\%$ du prix de cet hôtel, en semaine¹¹. Pour connaître l'effet de cette variable en week-end, il faut tenir compte de l'interaction de cette variable avec l'indicatrice *week-end*. En week-end une augmentation de 10% du nombre de logements partagés autour d'un hôtel est associée à une baisse de $1,34\%$ du prix de cet hôtel¹². En semaine, une augmentation de 10% du nombre de logements entiers autour d'un hôtel 2 étoiles est associée à une baisse de $0,35\%$ du prix. Cet effet est annulé le week-end. Concernant les hôtels 3 et 4 étoiles, la présence de logements Airbnb entiers autour d'un hôtel ne semble pas avoir d'effet négatif sur le prix des hôtels.

Concernant la concurrence entre hôtels, les résultats indiquent qu'à l'exception des établissements 4 étoiles, une augmentation du nombre d'hôtels aux alentours n'a pas d'effet significatif sur le prix d'un hôtel.

De façon générale les coefficients estimés pour les variables de contrôle ont les signes et l'ampleur attendues. Une nuit dans une chambre d'hôtel de type "appartement" (appart'hôtel) vaut entre 20 et 42% plus cher que dans une chambre d'hôtel classique. Et une nuit dans une suite entre 30 et 60% plus cher. Toutes choses égales par ailleurs, une augmentation d'un point de la note reçue sur Booking.com par un hôtel permet à celui-ci d'augmenter son prix de 7 à 16%. La présence d'aménités urbaines à proximité d'un hôtel permet à celui-ci d'augmenter ses prix (une augmentation d'un point de l'indice d'aménité entraîne une variation de $0,9\%$ du prix de la chambre d'hôtel, pour un 2 étoiles, $0,6\%$ pour

11. En effet, le coefficient associé à la variable *Nb. Airbnb <500m Partagés (log)* valant $-0,093$, l'effet d'une augmentation *ceteris paribus* de 10% du nombre de logements Airbnb partagés dans un rayon de 500m vaut $(1,1^{-0,093} - 1) \times 100 \approx -0,88\%$.

12. En s'appuyant sur les valeurs des coefficients des variables *Nb. Airbnb <500m Partagés (log)* et *Week-end × Nb. Airbnb <500m Partagés (log)*, on calcule en effet $(1,1^{-0,093-0,049} - 1) \times 100 \approx -1,34$.

un 4 étoiles). De même une nuit dans un hôtel 4 étoiles situé à proximité de lieux d'emplois coûte plus cher.

Tableau 3.3: Résultats régressions prix des hotels

	2 étoiles	3 étoiles	4 étoiles
Constante	3.505 (0.324)***	2.894 (0.111)***	3.561 (0.150)***
<i>Caractéristiques hôtels</i>			
Type de Chambre (Suite)	0.593 (0.057)***	0.336 (0.027)***	0.369 (0.015)***
Type Chambre (Appartement)	0.302 (0.134)*	0.197 (0.032)***	0.419 (0.024)***
Note utilisateurs	0.067 (0.005)***	0.159 (0.003)***	0.158 (0.005)***
Nombre commentaires (log)	0.020 (0.006)***	-0.016 (0.003)***	-0.024 (0.003)***
<i>Environnement concurrentiel</i>			
Distance moy. voisins Booking (log)	0.017 (0.014)	-0.010 (0.006)	0.010 (0.008)
Prix (log) plus proches voisins Booking	0.019 (0.004)***	0.004 (0.002)*	-0.006 (0.001)***
Nb. Airbnb <500m Entier (log)	-0.037 (0.014)**	0.047 (0.006)***	0.089 (0.009)***
Nb. Airbnb <500m Partagés (log)	-0.029 (0.016)	-0.093 (0.007)***	-0.112 (0.008)***
Nb. Hôtels Booking <500m (log)	0.007 (0.014)	0.007 (0.006)	-0.043 (0.008)***
Week-end × Nb. Airbnb <500m Entier (log)	0.044 (0.019)*	0.080 (0.009)***	0.096 (0.011)***
Week-end × Nb. Airbnb <500m Partagés (log)	0.023 (0.024)	-0.049 (0.011)***	-0.051 (0.011)***
<i>Situation géographique</i>			
Indice aménités	0.009 (0.000)***	0.007 (0.000)***	0.006 (0.000)***
Indice Gini	-0.122 (0.092)	-0.185 (0.037)***	0.063 (0.045)
Revenu médian (log)	0.015 (0.031)	0.050 (0.010)***	-0.015 (0.014)
Part prestation logement	-0.040 (0.008)***	0.015 (0.004)***	-0.025 (0.006)***
Nb. petites structures <500m (log)	0.001 (0.015)	0.004 (0.006)	0.040 (0.007)***
Nb. structures intermédiaires <500m (log)	0.001 (0.009)	0.021 (0.004)***	0.012 (0.006)*
Nb. grandes structures <500m (log)	0.010 (0.010)	0.001 (0.004)	0.019 (0.007)**
<i>Caractéristiques temporelles</i>			
Lundi	0.213 (0.014)***	0.298 (0.007)***	0.231 (0.009)***
Mardi	0.297 (0.016)***	0.388 (0.007)***	0.310 (0.009)***
Mercredi	0.288 (0.015)***	0.380 (0.007)***	0.304 (0.009)***
Jeudi	0.244 (0.014)***	0.314 (0.007)***	0.239 (0.009)***
Vendredi	-0.157 (0.071)*	-0.106 (0.035)**	-0.237 (0.044)***
Samedi	-0.143 (0.071)*	-0.081 (0.035)*	-0.220 (0.044)***
R ²	0.378	0.519	0.536
Adj. R ²	0.373	0.518	0.535
Num. obs.	3120	13588	8431
RMSE	0.227	0.221	0.220

Note : La variable d'intérêt est le log du prix des nuitées proposées. *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$.

7 Conclusion

Le succès des plateformes de location de courte durée et le développement croissant de ce mode de consommation suscite des inquiétudes de la part des responsables politiques, des citoyens et des hôteliers. Ce chapitre s'intéresse aux effets des plateformes de location de courte durée sur l'industrie hôtelière. En nous concentrant sur le cas d'Airbnb, nous trouvons que la présence de logements partagés exerce une pression concurrentielle sur les hôtels à Paris, conduisant ces derniers à définir des prix plus bas. Mais la présence de logements entiers a des effets moins clairs, et ne semble exercer qu'une faible pression concurrentielle sur les hôtels. Ces effets ne sont pas les mêmes selon la catégorie d'hôtel considérée. Les résultats indiquent que les hôtels 2 étoiles sont ceux qui souffrent le plus de la concurrence d'Airbnb.

Cette étude présente un certain nombre de limites. Si cette étude révèle qu'une densification de l'offre Airbnb peut conduire un hôtel à diminuer son prix, elle ne dit rien de l'ampleur de la baisse des prix des hôtels depuis l'entrée d'Airbnb sur le marché parisien. Les données ne permettent pas non plus de mesurer l'impact de la concurrence sur les revenus de l'industrie hôtelière ou d'éventuelles sorties du marché.

Cette étude a des implications directes pour les hôtels, en leur permettant de mieux comprendre les déterminants de la tarification, ainsi que la nature de la concurrence exercée par les hôtes Airbnb. Ce chapitre permet également de contribuer au débat sur l'encadrement et la régulation des plateformes d'hébergement de courte durée. La stratégie empirique employée dans cette étude a l'avantage d'être relativement facile à répliquer, permettant aux pouvoirs publics intéressés par l'impact d'Airbnb sur l'industrie hôtelière dans leur ville de répliquer cette étude sans avoir à collecter de données de panel sur plusieurs mois.

Par ailleurs, cette étude permet de comprendre plus précisément la valeur des aménités urbaines, pour les touristes. Et pourrait servir de base pour des plateformes d'hébergement souhaitant améliorer leurs recommandations en prix.

Parmi les extensions possibles, il serait intéressant de voir comment la concurrence exercée par Airbnb diffère selon l'emplacement géographique (centre contre périphérie). Il serait utile de connaître l'impact sur les revenus des hôtels, ainsi que de mesurer l'évolution temporelle de cette pression concurrentielle qui est peut être différente certains mois de l'année.

Annexe C

Données Booking.com et Airbnb

	Moyenne (Écart-type) ou Proportion
<i>Variable d'intérêt</i>	
Prix de la nuit (Euros)	79.17 (60.54)
<i>Caractéristiques logements</i>	
Licence	0.31 (0.46)
Type logement (Appartement) (réf.)	95.81%
Type logement (Condo)	0.80%
Type logement (Guest House)	0.62%
Type logement (Maison)	0.94%
Type logement (Loft)	1.83%
Type chambre (Logement entier) (réf.)	89.86%
Type chambre (Privée)	9.44%
Type chambre (Partagée)	0.70%
Capacité d'accueil	3.14 (1.58)
Nb. voyageurs inclus dans le prix (= 1) (réf.)	67.04%
Nb. voyageurs inclus dans le prix (= 2)	24.08%
Nb. voyageurs inclus dans le prix (>= 3)	8.89%
Réservation instantanée (non) (réf.)	62.45%
Réservation instantanée	37.55%
Nb. nuits min.	3.48 (11.73)
Type lit (Lit) (réf.)	92.61%
Type lit (Canapé)	7.39%
<i>Caractéristiques hôtes</i>	
Identité non-vérifiée (réf.)	48.76%
Identité vérifiée	51.24%
Badge "Super hôte" (Non) (réf.)	82.07%
Badge "Super hôte"	17.93%
Nb. commentaires (log)	2.82 (1.2)
Note]1,9[(réf.)	9.39%
Note = 9	45.72%
Note = 10	44.89%
Ancienneté hôte (en mois)	39.36 (21.09)
<i>Aménités</i>	
Achats souvenirs (log)	3 (2.17)
Achats textile (log)	6.38 (1.78)
Alimentation (log)	3.74 (1.38)
Bien-être (log)	5.56 (1.38)
Culture (log)	5.32 (1.78)
Grand magasin (log)	0.18 (0.67)
Loisirs (log)	4.37 (1.47)
Métro (log)	5.44 (0.96)
Restauration (log)	6.37 (1.38)
Restauration rapide (log)	6.53 (1.34)
Supermarché (log)	4.87 (1.12)
Vie quartier (log)	5.12 (1.75)
<i>Situation géographique</i>	
Revenu médian (log)	10.24 (0.29)
Indice Gini	0.38 (0.07)
Part prestation logement	0.93 (0.7)
Nb. petites structures <500m (log)	5.61 (0.67)
Nb. structures intermédiaires <500m (log)	1.09 (0.66)
Nb. grandes structures <500m (log)	1.34 (0.71)
Nombre obs.	21 923

Note : Ce tableau indique des statistiques descriptives pour chaque variable utilisée dans la régression du prix des logements Airbnb. Pour les variables numériques, la moyenne arithmétique est reportée, suivie de l'écart-type (entre parenthèses). Pour les variables catégorielles, le pourcentage d'observations de la catégorie est reporté. Lorsque la catégorie est utilisée comme référence dans la régression, son nom est suivi de la mention "(réf.)".

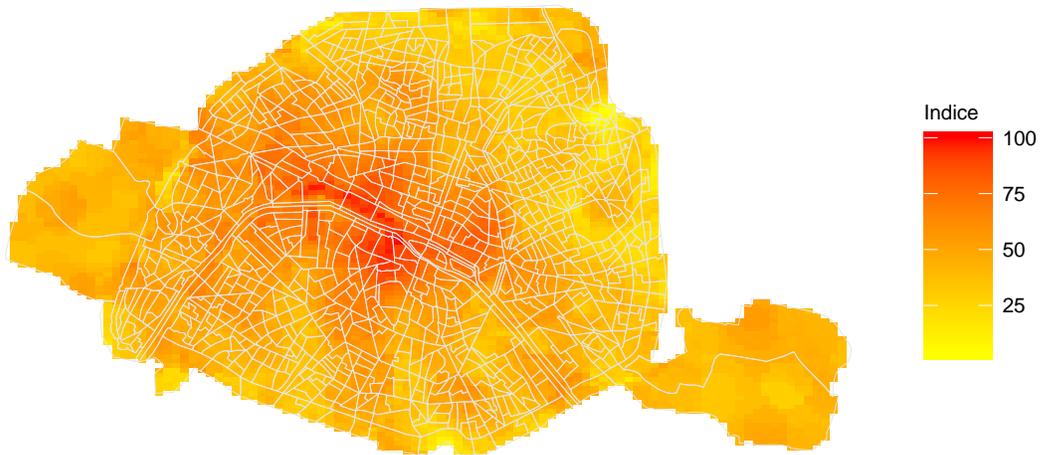
Tableau 3.4: Statistiques descriptives des données utilisées dans la régression du prix des logements Airbnb.

	Non étoilé	2 étoiles	3 étoiles	4 étoiles	5 étoiles
<i>Variable d'intérêt</i>					
Prix de la nuit (Euros)	137.24 (91.09)	120.93 (39.39)	172.91 (57.69)	267.47 (88.25)	495.57 (141.26)
<i>Caractéristiques hôtels</i>					
Type de Chambre (Double) (réf.)	95.36%	99.29%	99.08%	96.01%	92.87%
Type de Chambre (Suite)	2.53%	0.61%	0.55%	2.99%	5.02%
Type Chambre (Appartement)	2.10%	0.10%	0.37%	1.00%	2.10%
Note utilisateurs	7.22 (1.18)	7.17 (0.88)	8 (0.62)	8.45 (0.5)	8.65 (0.47)
Nombre commentaires (log)	6.46 (1.09)	6.72 (0.68)	6.6 (0.71)	6.29 (0.82)	5.81 (0.99)
<i>Environnement concurrentiel</i>					
Distance moy. hôtels voisins (log)	5.32 (0.63)	5.28 (0.66)	5.2 (0.63)	5.07 (0.58)	5.09 (0.34)
Prix (log) plus proches hôtels voisins	4.62 (1.35)	4.77 (1.06)	4.79 (1.31)	4.21 (2.13)	3.09 (2.64)
Nb. Airbnb <500m Entiers (log)	5.67 (0.84)	5.49 (0.7)	5.42 (0.66)	5.37 (0.71)	5.29 (0.57)
Nb. Airbnb <500m Partagés (log)	3.45 (0.7)	3.33 (0.54)	3.19 (0.55)	2.9 (0.72)	2.49 (0.79)
Nb. Hôtels Booking <500m (log)	3.2 (0.87)	3.21 (0.83)	3.34 (0.82)	3.58 (0.73)	3.77 (0.51)
<i>Situation géographique</i>					
Indice aménités	51.08 (14.32)	51.86 (12.97)	55.06 (13.82)	62.59 (13.8)	70.64 (10.28)
Indice Gini	0.4 (0.06)	0.4 (0.06)	0.42 (0.06)	0.42 (0.07)	0.42 (0.06)
Revenu médian (log)	10.32 (0.2)	10.34 (0.23)	10.37 (0.21)	10.39 (0.19)	10.38 (0.21)
Part prestation logement	0.76 (0.46)	0.78 (0.72)	0.67 (0.48)	0.63 (0.47)	0.63 (0.44)
Nb. petites structures <500m (log)	5.76 (0.72)	5.68 (0.57)	5.79 (0.68)	6.07 (0.72)	6.39 (0.56)
Nb. structures intermédiaires <500m (log)	1.17 (0.72)	1.33 (0.64)	1.4 (0.69)	1.6 (0.69)	1.69 (0.6)
Nb. grandes structures <500m (log)	1.37 (0.88)	1.43 (0.75)	1.63 (0.78)	1.94 (0.79)	2.23 (0.72)
<i>Caractéristiques temporelles</i>					
Dimanche (réf.)	19.59%	19.94%	17.07%	14.70%	13.51%
Lundi	13.74%	13.88%	13.48%	13.63%	13.24%
Mardi	11.31%	9.84%	11.22%	13.39%	14.87%
Mercredi	12.99%	10.96%	12.86%	15.03%	16.02%
Jeudi	15.02%	14.71%	15.81%	16.10%	16.70%
Vendredi	14.56%	16.09%	15.18%	13.78%	12.76%
Samedi	12.81%	14.58%	14.39%	13.38%	12.90%
Week-end (Non) (réf.)	72.64%	69.33%	70.44%	72.84%	74.34%
Week-end (Oui)	27.36%	30.67%	29.56%	27.16%	25.66%
Nombre obs.	2803	3120	13588	8431	1473

Note : Ce tableau indique des statistiques descriptives pour chaque variable utilisée dans la régression du prix des hôtels (équation 3.1). Chaque colonne représente un sous-échantillon fonction de la qualité des hôtels (nombre d'étoiles). Pour les variables numériques, la moyenne arithmétique est reportée, suivie de l'écart-type (entre parenthèses). Pour les variables catégorielles, le pourcentage d'observations de la catégorie dans le sous-échantillon est reporté. Lorsque la catégorie est utilisée comme référence dans la régression, son nom est suivi de la mention "(réf.)".

Tableau 3.5: Statistiques descriptives des données utilisées dans la régression du prix des hôtels.

Création de l'indice d'aménités



Note : L'indice d'aménités est estimé pour chaque point selon la méthode expliquée dans la section 5.

Figure 3.4: Indice d'aménités estimé pour chaque endroit à Paris.

Aménité	Composition
Achats déco	Antiquités, Bazar, Brocante - Dépôt-vente - Biens d'occasion
Achats luxe	Haute couture - Créateurs, Horlogerie - Bijouterie, Joaillerie, Montres, Philatélie, Tailleur sur mesure, Vente de monnaies et médailles
Achats souvenirs	Bimbeloterie - Articles souvenirs
Achats textile	Bijouterie fantaisie - Accessoire de mode, Chaussures Femme, Chaussures Homme, Chaussures Mixte, Friperie - Solderie - Dépôt-vente de vêtements, Prêt-à-porter Femme, Prêt-à-porter Homme, Prêt-à-porter Lingerie, Prêt-à-porter Mixte, Sport - Habillement et chaussures
Bien être	Institut de beauté - Activités thermales et thalasso, Onglerie, Parapharmacie, Parfumerie - Produits de beauté, Salon de bronzage - Solaire / UV, Salon de massage, Vente d'articles érotiques et sex-shop
Alimentation détail	Boulangerie - Boulangerie Pâtisserie, Charcuterie - Traiteur - Epicerie fine, Chocolaterie - Confiserie, Crèmerie - Fromagerie, Pâtisserie, Poissonnerie, Produits alimentaires bio et nature, Torréfacteur - Commerce détail thé et café
Alimentation	Vente de fruits et légumes, Vente de produits surgelés
Culture	Cabaret - Diner-Spectacle, Galerie d'art, Grand multispecialiste culturel, Librairie, Musée, Vente d'articles religieux, Vente de disques, cassettes, CD, DVD, Vente de livres anciens - Autographes
Grand magasin	Grand magasin
Loisirs	Autre lieu de spectacle, Cinéma, Discothèque et club privé, Jeux de hasard et d'argent, Salle de concert, Salle de sport spécialisée, Salle multisports, Salle ou club de jeux, Théâtre, Vente de jeux vidéo (+ salle de jeux vidéos), Vidéo Club (Location de cassettes, DVD)
Métro	Métro
Restauration	Autre restaurant du monde, Restaurant africain, Restaurant antillais, Restaurant asiatique, Restaurant central et sud américain, Restaurant européen, Restaurant indien, pakistanais et Moyen Orient, Restaurant maghrébin, Restaurant traditionnel français
Restauration rapide	Brasserie - Restauration continue avec tabac, Brasserie - Restauration continue sans tabac, Cafétéria, Glacier : vente à emporter et consommation sur place, Livraison à domicile plats alimentaires, Restauration rapide assise, Restauration rapide debout, Traiteur asiatique
Services	Blanchisserie - Pressing, Bureau de change, Bureau de poste, Café - Tabac, Coiffure, Cordonnerie - Réparation "minute" (clés, talons...), Développement rapide - Vente pellicule photo, Distributeur automatique de billets (non lié à une banque), Fleuriste, Kiosque à journaux, Laverie automatique, Libre service informatique - Cybercafé, Location de véhicules automobiles, Pharmacie, Photocopies, Tabac, Vente d'appareils photos, Vente de journaux
Supérette	Supérette classique, Supérette discount, Supérette spécialisée
Supermarché	Alimentation générale < 120m ² , Alimentation générale de luxe > 300m ² , Hypermarché, Monoprix, Supermarché classique, Supermarché discount, Supermarché spécialisé
Vie Quartier	Bar ou Café sans tabac, Salon de thé

Note : Ce tableau indique les regroupements de variables d'aménités effectués lors de l'estimation de l'indice d'attractivité de chaque localisation à Paris.

Tableau 3.6: Regroupement de variables d'aménités.

Chapter 4

Airbnb Versus Traditional Hotels: How to Regulate ?

1 Introduction

In the previous chapter we have seen that the entry of peer hosts by the mean of short-term accommodation platforms can have a negative effect on hotel prices.

In a number of cities around the world *Airbnb* has exhibited impressive growth trends and, for a significant part of the population, has become a serious alternative to traditional hotels. Incumbents are now forced to take into consideration the presence of the platform when making strategic decisions. Traditional firms heavily complain about the competitive pressure exerted by these new actors. They often qualify this competition as "unfair" because of asymmetric regulation or taxation, and lobby for the regulation and taxation of peer-to-peer marketplaces. In addition, the activity of peer-to-peer platforms may generate externalities on other markets, and, at least for the negative ones, it justifies the intervention of the legislator (Edelman et Geradin (2015)). Peer-to-peer accommodation marketplaces may reduce the stock of lodging available on long-term housing market and affect the price on this market (Malhotra et Alstyne (2014), Sheppard et al. (2016), Horn et Merante (2017), Segú (2018)). This negative ex-

ternality is the reason why a number of important cities take measures to limit *Airbnb's* activity, including New York, San Francisco, Berlin, London, Paris, Amsterdam. On the other hand, platforms highlight the benefits for consumers who were traditionally excluded from the market and now benefit from their service, at lower prices. In addition they claim that their service is beneficial from a social point of view as they allow a better use of excess capacities.

Since the seminal article by [Rochet et Tirole \(2003\)](#), the economic literature has studied the pricing of a monopoly platform. The literature has shown the importance of indirect network externalities for the definition of the price structure chosen by the monopolist. The literature also studies competition between platforms ([Rochet et Tirole \(2003\)](#), [Caillaud et Jullien \(2003\)](#), [Armstrong \(2006\)](#)). However, only a few articles study the competition between a platform and a traditional firm, and address the question of the regulation of peer-to-peer marketplaces.

The objective of this article is to model competition between a traditional integrated firm and a peer-to-peer platform that has to deal with indirect network effects. Our main finding is that the fee charged by the platform and the price charged by the traditional firm are strategic complements, as well as the price charged by peer sellers and the price charged by the traditional firm. We show that the fee charged by the platform and the price charged by peer sellers are strategic substitutes. The article compares the effects of four alternative types of regulation on the equilibrium outcomes. We show that whereas they all reduce the number of peer hosts active through the platform, and have qualitatively the same effect on equilibrium profits, they have differentiated effects on equilibrium prices.

This article contributes to the growing literature on online peer-to-peer platforms and their impact on traditional industries.

[Edelman et Geradin \(2015\)](#) discuss the regulation of platforms. They point out the necessity to end "protectionist" regulations, and identify market failures that could motivate regulatory intervention in the case of transportation and short-term accommodation platforms: externalities, information asymmetries and cog-

native biases. To regulate short-term accommodation activities within a city, [Miller \(2014\)](#) proposes a system where each dwelling unit would get redeemable *transferable sharing right* that would allow the owner to engage in a short-term rental for a given period of time. A market would allow owners that do not want to join the short-term market to resell their rights to other owners who would like to host more than what is permitted by their initial allocation. [Quattrone et al. \(2016\)](#) examine the socio-economic conditions of the areas that benefit from *Airbnb*. The authors find that demand and supply have changed over time. They argue that traditional regulations have not been able to adapt to the dynamics of demand and supply, and they defend the idea of "dynamic regulation", i.e. regulation that relies on large data sets to adapt to real-time changes in demand. [Coles et al. \(2017\)](#) connect the socio-demographic characteristics of neighbourhoods to the intensity of the *Airbnb* supply in New York City, and discuss the regulatory implications. Some authors, such as [Koopman et al. \(2014\)](#), argue that much of the top-down regulation is not needed in the case of the sharing economy. Regulations aims at protecting consumers by alleviating information asymmetries, but platforms are able to solve these asymmetries using reputation systems. The authors advocate the best alternative to restore fairness is "deregulating down".

The article is organized as follows. Section 2 describes the model. Section 3 analyses the impact of alternative forms of regulations. Section 4 concludes.

2 Theoretical Framework

2.1 Assumptions

We model competition between a firm, named after *traditional firm*, and a firm that operates as a platform. We model the traditional firm as a single firm to reflect the market power the incumbent has due to its historical position. The platform acts as an intermediary between buyers and peer sellers. The platform

charges a fixed fee for each transaction. Buyers and sellers do not have to pay access fees to join the platform.

We could think about competition between a large hotel chain, and a peer-to-peer accommodation platform. This model may be used in a more general framework, but to keep on with this example of accommodation, additional assumptions are required. In this framework we consider that each city constitutes a distinct geographic market. Those markets are independent, and we focus for the analysis on a market characterised by a given quality in a given geographic location.

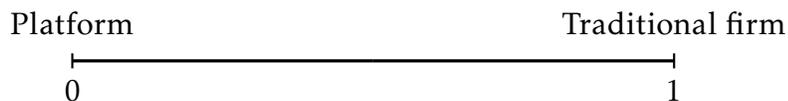
Supply Side We make the assumption that the traditional firm has its own infrastructure and incurs a marginal cost c to provide a unit of service. The quality of the service offered by the traditional firm is measured by the parameter δ and is exogenous. The traditional firm charges a price p_I for a unit of service. The subscript I stands for *incumbent*.

On the platform's side, there is a continuum of mass one of potential peer sellers (hosts). Each peer seller incurs a fixed cost f_i to enter the market. We assume that this fixed cost is uniformly distributed between zero and \bar{f} , $f \sim \mathcal{U}[0, \bar{f}]$. For simplicity we set $\bar{f} = 1$. This fixed cost f includes various costs: the cost to upgrade the quality of an apartment or a room in order to match the quality standards defined by the market, the investments to comply with safety standards, the time to open an account on the platform and to learn how to use the platform. This fixed cost also includes the time spent in acquiring information to set the optimal price given intra-platform competition (learning costs), the time spent in administrative procedures (declaration of annual earnings, for instance) or to understand the legal framework. These fixed costs are called *bringing-to-market costs* by [Horton et Zeckhauser \(2016\)](#). One may argue that, in addition to fixed costs, peer sellers also incur variable per transaction costs. For example, being present to deliver the keys to a host, to answer the messages sent by potential hosts on the platform. For simplicity these variable costs are set to zero.

When sellers enter the platform, they can charge a price p . If the demand faced by the platform is higher than the number of peer sellers, each seller is able to sell a unit (i.e. a night), and a seller i makes a profit $\pi_i = p - f_i$. If the demand faced by the platform is lower than the number of peer sellers, a seller has a probability $\frac{D_p}{n}$ to sell a unit, at a price p , and a seller i makes a profit $\pi_i = \frac{D_p}{n}p - f_i$. For the rest of the paper we assume that there are excess supply capacities on the platform ($D_p < n$). We assume that peer sellers choose a price p that maximises their profit. The price p is assumed homogeneous. Peer sellers enter the platform as long as their profit is positive.

The platform charges an additional fee, r , paid by consumers, for each transaction. We assume that the platform does not incur variable costs to match peer users of both sides.

Demand Side There is a continuum of consumers of mass one. They have the choice between buying either from the traditional firm or peer sellers through the platform. The preferences of consumers for the "traditional" service or "collaborative consumption" are heterogeneous. To reflect this heterogeneity, we consider that the platform and the traditional firm compete "à la Hotelling". Consumers are uniformly distributed between 0 and 1 on a "Hotelling line", where the traditional firm and the platform are located at the two extremes. As shown on the following picture.



This heterogeneity in consumers' preferences is motivated by empirical evidence. It is found that accommodation platforms do not target the same consumers as hotels; platforms target tourists whereas hotels target business travellers (Zervas et al. (2017), Guttentag et Smith (2017)). Even within each category of consumers, some consumers consider that buying on the platform represents

a risk, because they do not feel comfortable with this "peer-to-peer" consumption mode, where consumer relationships are digitalized. Some consumers will prefer the traditional service, because they place high value on the possibility to make a reservation by phone, interacting with a "real person". Thus, a first source of heterogeneity in preferences comes from the habits in digital technology usage. In addition, the traditional firm may offer lower diversity in choice, although it also means minimal uncertainty in quality. The traditional hotels also have the advantage to offer reduced transaction costs as there is no need to send private messages to a host to check the availability of a room. Another source of heterogeneity may be purely intrinsic, some individuals placing high value in "collaborative consumption" for some reason, or conversely low value in this "disruptive" model. In the Hotelling framework these preferences are measured by a linear disutility, proportional to the distance between the location of the chosen option and the consumer's location. The higher the value of t and the higher the disutility.

A consumer located in x has the choice between buying from the traditional firm, at price p_I , or buying from peer sellers, through the platform, at the final price $p + r$:

- In the first case a consumer gets a net utility $u_I = \delta - p_I - t(1 - x)$
- In the second case a consumer gets a net utility $u_p = \alpha n - (p + r) - tx$

The expression αn in the utility when buying through the platform reflects the fact that the number of peer sellers active on the platform has a positive impact on the valuation of the platform's service. Indeed, the higher the number of peer sellers, the higher the diversity of supply, the higher the probability to find a host in the desired location, and the more attractive the platform. In line with the literature on platforms, we call this effect *indirect network effect*. As the parameter α is the same for all consumers, we say that consumers are homogenous in the way they value the presence of sellers on the platform.

2.2 Equilibrium Strategies - Benchmark Model

Timing of the game

- **Stage 1:** The traditional firm chooses the price p_I that maximises its profit
- **Stage 2:** The platform sets the fee r that maximises its profit
- **Stage 3:** Peer sellers choose the price p that maximises their profit
- **Stage 4:** Consumers choose to buy either from peer sellers or from the traditional firm

We solve the game backward, starting from the consumption decision of consumers. Although one may argue that all strategic decisions are simultaneous, it makes sense to consider sequential decision-making. We let the traditional firm choose first to reflect an advantage of being the incumbent. Regarding the ordering of **stage 2** and **stage 3** it makes sense to consider that peers form an idea of the price they want to charge after that the fee is set by the platform. Finally, consumers make their consumption choice once they can observe and compare both options prices and values (**stage 4** is last).

When the model is solved backward starting from **stage 4**, we make the implicit assumption that before **stage 1** there is an additional entry stage, where each peer chooses whether to enter the market (to join the platform) or not. All strategic decisions (from stage 1 to stage 4) are then made by observing the number of peers active on the platform (n).

Stage 4 Equating the utilities that a consumer gets

- when buying on the platform: $u_p = \alpha \hat{n} - (p + r) - tx$
- when buying from the traditional firm: $u_I = \delta - p_I - t(1 - x)$

we find the position \tilde{x} of the consumer indifferent between buying from the platform and buying from the traditional firm:

$$\tilde{x} = \frac{p_I - p - r + \alpha \hat{n} - \delta + t}{2t} \quad (4.1)$$

Stage 3 A peer seller i active on the platform expects to make a profit π_i :

$$\pi_i = \frac{D_p}{\hat{n}} p - f_i$$

Where D_p is the demand faced by the platform. Using equation 4.1 we replace D_p by \tilde{x} .

A seller maximises its individual profit by choosing the price p such that $\frac{\partial \pi}{\partial p} = 0$:

$$p = \frac{1}{2}(p_I - r + \alpha \hat{n} - \delta + t) \quad (4.2)$$

Stage 2 The platform collects a fixed fee r on each transaction, paid by the buyers. The platform's profit, π_p , is:

$$\pi_p = r D_p$$

The platform maximises this profit with respect to r . It gives the first order condition:

$$\frac{\partial D_p}{\partial r} = \frac{p_I - 2r + \alpha \hat{n} - \delta + t}{4t} = 0$$

and we obtain the best response of the platform:

$$r(p_I, \alpha, \hat{n}, \delta, t) = \frac{1}{2}(-\delta + \alpha \hat{n} + p_I + t) \quad (4.3)$$

Stage 1 The profit of the traditional firm is $\pi_I = (p_I - c)D_I$. The traditional firm maximises its profit by choosing:

$$p_I(c, \alpha, \hat{n}, \delta, t) = \frac{1}{2}(c + \delta - \alpha \hat{n} + 7t) \quad (4.4)$$

Equilibrium Price and Fee

Using the equilibrium price p_I^* (equation 4.4) we obtain the competitive fee as a function of the number of peer sellers, $r(\hat{n})$:

$$r(\alpha, \hat{n}, \delta, c, t) = \frac{1}{4}(c + \alpha \hat{n} - \delta + 9t) \quad (4.5)$$

Using the equilibrium price p_I^* (equation 4.4) and the equilibrium platform fee r^* (equation 4.5) we obtain the equilibrium price chosen by peers as a function of the number of peer sellers, $p(\hat{n})$:

$$p(\alpha, \hat{n}, \delta, c, t) = \frac{1}{8}(c + \alpha \hat{n} - \delta + 9t) \quad (4.6)$$

Best Response Analysis

Using the best response of the platform (equation 4.3) we can obtain the derivatives with respect to the price chosen by the traditional firm (p_I).

$$\frac{\partial r}{\partial p_I} = \frac{1}{2}$$

This result indicates that the platform increases its fee when the traditional industry charges a higher price. The intuition behind this result is the following: an increase in the traditional industry's price makes the "collaborative" option more attractive to consumers and the platform is able to charge a higher fee.

Using the best response of a peer sellers (equation 4.2) we find that

$$\frac{\partial p}{\partial p_I} = \frac{1}{2} \quad \text{and} \quad \frac{\partial p}{\partial r} = -\frac{1}{2}$$

These results indicate that the peers increase their price when the traditional industry charges a higher price. However the peers decrease their price when the platform charges a higher fee. The intuition behind these results is the following: an increase in the traditional industry's price makes the "collaborative" option more attractive to consumers and the peers are able to charge a higher price, an increase in the fee charged by the platform makes the collaborative option less attractive and the peers respond by lowering their price.

Insight 1

- (i) *The fee charged by the platform depends positively on the price charged by the traditional firm.*
- (ii) *The price charged by peer sellers depends negatively on the fee charged by the platform.*
- (iii) *The price charged by peer sellers depends positively on the price charged by the traditional firm.*

Comparative Statics on Equilibrium Outcomes

Using the equilibrium price charged by the traditional firm (equation 4.4) we find that an increase in the expected number of peer sellers leads to a decrease in the traditional firm's price:

$$\frac{\partial p_I^*}{\partial \hat{n}} = -\frac{1}{2}\alpha$$

Using the equilibrium fee charged by the platform (equation 4.5) we find that an increase in the expected number of peer sellers leads to an increase in the platform's fee:

$$\frac{\partial r^*}{\partial \hat{n}} = \frac{1}{4}\alpha$$

Using the equilibrium price charged by the peers (equation 4.6) we find that an increase in the expected number of peer sellers leads to an increase in peers' price:

$$\frac{\partial p^*}{\partial \hat{n}} = \frac{1}{8}\alpha$$

If the first two results are intuitive, the intuition for the third one is not so simple. When a higher number of peers join the platform, the "collaborative" option becomes more attractive because of indirect network effects compared to the traditional industry's service, the traditional firm reacts by lowering its price. A higher number of peers increase the value of the platform's service and the platform is able to exert more market power, and increases its fee. Regarding the third result, an increase in the number of peers increases the value of the collaborative option, through indirect network effects, peers are then able to set a higher price. In this model an increase in the number of peer sellers increases intra-platform competition but also the willingness to pay of consumers.

Insight 2

(i) *The fee charged by the platform depends positively on the number of peer sellers that join the platform.*

(ii) *The price charged by the traditional firm depends negatively on the number of peer sellers that join the platform.*

Using equilibrium prices and fee (equations 4.4, 4.5 and 4.6) the equilibrium demand for the platform is given by the expression: $D_p^* = \frac{c + \alpha \hat{n} - \delta + 9t}{16t}$. It depends negatively on the traditional firm's quality of the service, and positively on the traditional firm's marginal cost and $\alpha \hat{n}$ which is the value of the platform due to indirect network effects.

Equilibrium Number of Peer Sellers (Entry Stage) At equilibrium the number of peer sellers n^* is equal to the expected number of peer sellers \hat{n} . Peer sellers join the platform as long as they expect positive profit, that is if $f_i < \frac{D_p}{n} p$. As fixed entry costs f_i follow a uniform distribution, we know that the probability $Pr(f_i < \frac{D_p}{n} p)$ is $\frac{D_p}{n} p$. So n^* is the solution of $n = \frac{D_p}{n} p$. This second order equation has two solutions for n , but only the following is positive and compatible with the condition $\delta < 9t$:

$$n^*(\alpha, \delta, c, t) = \frac{(\alpha + 8\sqrt{2}\sqrt{t})(c - \delta + 9t)}{128t - \alpha^2}$$

For sake of simplicity we set $t = 1$.

Proposition

(i) At equilibrium the number of peers that join the platform is:

$$n^*(\alpha, \delta, c) = \frac{(\alpha + 8\sqrt{2})(c - \delta + 9)}{128 - \alpha^2}$$

(ii) The equilibrium price charged by the traditional firm is:

$$p_I^* = \frac{1}{2} \left(c + \delta + 7 - \frac{\alpha(\alpha + 8\sqrt{2})(c - \delta + 9)}{128 - \alpha^2} \right)$$

(iii) The equilibrium fee charged by the platform is:

$$r^* = \frac{2(\sqrt{2}\alpha + 16)(c - \delta + 9)}{128 - \alpha^2}$$

(iii) The equilibrium price charged by peers is:

$$p^* = \frac{(\sqrt{2}\alpha + 16)(c - \delta + 9)}{128 - \alpha^2}$$

3 Alternative Regulations of the Market

There are several reasons why public authorities might want to regulate a peer-to-peer accommodation platform like *Airbnb*. The legislator's intervention may aim to restore fairness in competition between traditional hotels and peer hosts. The objective may also be to limit the upward pressure on rents resulting from a shift in housing supply from the long-term market to the short-term rental market. An intervention can also aim to stop the transformation of neighbourhoods so that they do not empty themselves of their inhabitants and become reserved for tourists. Whatever the legislator's motivations, whatever its form, an intervention that modifies the offer on a peer-to-peer rental platform also has an impact on the competitive equilibrium. It affects hotels' prices and revenues, as well as the platform and peer hosts' prices and revenues. The objective of this section is to understand how competitive equilibrium outcomes in our model are modified by a few alternative forms of regulation.

Some Examples of Regulation Around the World Several major cities around the world have chosen to regulate short-term rental platforms (like *Airbnb*). Below is a non-exhaustive list of cities that have taken measures to limit short-term rental platforms' activity:¹

- Starting from May 1, 2016, Berlin banned hosts from renting out their homes to short-term visitors unless they occupied at least 50% of the homes themselves. The fine for renting entire homes after the ban may be up to 100,000 euros.

1. see:

- [Coles et al. \(2017\)](#)
- "Impact of Airbnb regulation in Berlin, Barcelona, San Francisco and Santa Monica" - by Helen Hsi
- "Locations meublées de courte durée: quelle réponse publique?" - Atelier parisien d'urbanisme (APUR)

-
- New York City strongly restricts possibilities to rent entire homes through *Airbnb*. In buildings with three or more units, if the permanent resident is not present, rentals of fewer than 30 days are banned.
 - London allows residents to rent out their units in the short-term market for a maximum of 90 nights per year.
 - In January 2016 the French parliament has adopted legislation, the “loi numérique”. This legislation forces hosts to prove to *Airbnb* that they are the owners of their apartments, or that they have an authorisation from the owner. It also limits rentals to 120 nights per year. With the ELAN law (2018)², hosts have the obligation to declare or transmit the night counts to the administration of the city. In Paris users also have to pay a 0.80 euros tax per night.
 - In October 2014, San Francisco passed a law that legalised short-term rentals if they are offered by permanent residents, are registered with the city, pay a hotel tax, and carry 500,000 dollars in liability insurance. The city passed a law to instaure a 90 days per year cap for entire home. In 2016 citizens of San Francisco decided after a referendum to lower this cap to 60 days.
 - All holiday rentals in Barcelona require a tourist licence. Prior to July 2, 2015, the city had suspended licences for a subset of neighbourhoods in the city that were particularly congested with tourists.
 - Santa Monica has one of the lowest day cap, with a limit set at 30 days. On June 2015, the beachfront haven Santa Monica enforced strict *Airbnb* regulation, banning the short-term rental of entire homes. The council also restricted home-sharing to hosts that obtain a business licence and pay a 14% hotel tax.
 - In New Orleans, short-term rentals are banned in the French Quarter. For the rest of New Orleans city there is a 90 day cap that only applies to entire homes.
 - Japan recently passed a nationwide law imposing a 180 day cap on all short-term rental unit.

2. ELAN, un projet de loi pour l'évolution du logement, de l'aménagement et du numérique

From these examples it can be seen that, most of the time the regulation implemented is equivalent to directly limit the number of rentals available in the city, by imposing an upper limit on the number of days on which an accommodation can be offered for rent in a year. In a number of cities the regulation consists in taxing hosts or tourists, or requiring certification. To simplify, we define three categories of regulation (*i*, *ii*, *iii*) in these examples. We study one additional from the academic literature (*iv*) and we suggest a fifth one (*v*).

(i) Limit the number of rentals n directly Public authorities may choose to intervene directly on the quantity of rentals offered on the short-term rental platform. This intervention can take several forms. The regulator can prohibit supply in certain areas of the city, prohibit certain types of rentals (entire homes), impose an annual limit on the number of rental days (a day cap), grant licences to some hosts only. In the framework of this article all these regulations are equivalent to directly reducing the number of hosts n .

From the results of insight 2 it is clear that a decrease in the number of active hosts on the platform would have a positive impact on the price of the hotel industry ($\frac{\partial p_I}{\partial n} < 0$). The measure would have a negative impact on the price set by the hosts as well as on the fee set by the platform ($\frac{\partial p}{\partial n} > 0$ and $\frac{\partial r}{\partial n} > 0$). Moreover, a reduction in the number of hosts would have a negative effect on the demand for the platform, and therefore a positive effect on the demand for the hotel industry. Consequently, a reduction in the number of hosts would reduce the platform's profit ($\frac{\partial \pi_p}{\partial n} > 0$) and would benefit traditional industry ($\frac{\partial \pi_I}{\partial \hat{n}} < 0$). The effect on host's expected profit is a priori ambiguous ($\pi_i = \frac{(c-\delta+\alpha\hat{n}+9t)^2}{128\hat{n}t} - f_i$). On the one hand the decrease in the number of hosts decreases the demand for the platform because of lower attractiveness, on the other hand the probability to have a reservation ($\frac{D_p}{n}$) may increase. To sum up, the positive effect of a decrease in the number of sellers may dominate the negative effect ($\frac{\partial \pi_i}{\partial n} < 0$) if indirect network effects are low compared to differentiation costs.

(ii) **Increase in quality/safety requirement (f); or implementation of a lump sum tax paid by hosts** Such a form of regulation may serve two distinct objectives. It may be used to restore fairness in competition between peers and hotels, by increasing standards that peer hosts have to comply with, or by increasing taxes peers have to pay. It may also be to increase the city's tax revenues. Each peer seller incurs a fixed cost to enter the market, this fixed cost is uniformly distributed between zero and one $f_i \sim \mathcal{U}[0, 1]$. A peer enters the market if it is profitable to do so, that is if entry costs are smaller than profits. If the authorities choose to regulate peers, by increasing quality standards, this results in additional entry costs e . The probability that a peer's expected profit is higher than entry costs is $Pr(f_i + e < \pi) = Pr(f_i < \pi - e)$. This probability also gives the number of peers that enter the market: $\pi - e$. It is straightforward to see that the number of peer hosts is lower. These types of regulations would qualitatively have the same effects as regulations that would directly limit the number of peers (type (i) regulations).

(iii) **Tourism tax paid by consumer** The regulator can choose to introduce a new tax, paid by consumers τ . A consumer choosing the collaborative option would then pay a price $p + r + \tau$. A variant of the benchmark model is solved taking this tax into account, in order to get expressions of the equilibrium outcomes (see [Appendix](#)). The comparison of the equilibrium prices with the equilibrium prices of the benchmark model (the tax-free model - equations 4.4, 4.5, 4.6) makes it possible to establish that a tax would lead to an increase in p_I the price chosen by the hotel industry. The price p of peer hosts and the platform's fee r would be lower. However, since the consumer would pay $p + r + \tau$ the final price paid by the consumer would be higher than in a tax-free situation. As demand for the platform decreases in favour of the hotel industry, the platform would have a lower profit (negative price effect and negative quantity effect), while the hotel industry would get a higher profit.

(iv) Deregulating down (decrease in the traditional industry's marginal cost c)

From the expressions of equilibrium prices (equations 4.4, 4.5, 4.6) it is straightforward to see that a decrease in the traditional industry's marginal costs would lead to a decrease in prices p_I and p , and in the fee charged by the platform r . The intuition is that the price charged by the traditional firm depends positively on its marginal cost, so that efficiency gains result in a lower price. Because the price charged by peer hosts is strategic complement, it also decreases. As the fee charged by the platform is also strategic complement, it decreases in response to a decrease in the traditional firm's price. A decrease in c would also lead to a decrease in the platform's demand and an increase in the traditional firm's demand. For the traditional industry, the decrease in price would be more than compensated by the decrease in marginal costs, leading to higher profit.

(v) Proposition: Defining an upper bound on rental prices, per neighbourhood

Inspired by the price cap on long-term rental markets, in Paris or Berlin for instance³, an alternative way to limit the number of peer hosts active on the platform could be to define a price cap based on long-term rental prices. With such a regulation the rental price on the platform could not be more than 10% above the reference long term rental price of a neighbourhood. The idea would be to limit the rent gap between long-term rental and short-term rental, to avoid an oversupply of rentals on the short-term rental market. For now there is no example of such a regulation of short-term rental platforms.

By construction, defining an upper bound on prices for short-term rentals through the platform would reduce the comparative advantage of short-term rentals over long-term rentals, and would therefore lead to a decrease in the number of short-term rentals n . In response to a decrease in peers' price p , the platform could increase its fee r . But in absolute value this increase would remain less than a decrease in hosts' price p . In the same time as the number of hosts is lower

3. *Charging too much rent in Berlin is now an offence. On June 1, 2015, the city introduced a new law called the "rental price brake," which fixes an average rent per square metre for a neighbourhood and makes it illegal for anyone to charge over 10 percent more than that rate. source*

the platform is less attractive and this has a negative effect on the fee. The total effect of a price cap on the platform's fee is then ambiguous. The final price paid by consumers $p + r$ on the platform would be lower than in the benchmark model. A reduction in p would put pressure on hotels which, in order to remain competitive, would also have to lower their prices.

The effects of these alternative regulations are summarised in the following table.

Effect on:	p_I	p	r	final price	n	π_p	π_I	π
(i) Limit on n	+	-	-	-	-	-	+	+/- ?
(ii) Regulating peer hosts / tax on peer hosts	+	-	-	-	-	-	+	+/- ?
(iii) Tourism tax (paid by consumers)	+	-	-	+	-	-	+	-
(iv) Deregulating down	-	-	-	-	-	-	+	-
(v) Price cap (based on the long-term)	-	-	+/- ?	-	-	+/- ?	+/- ?	/

Figure 4.1: Summary table of the effects of alternative regulations

Table 4.1 shows that if the alternative regulations all have a negative effect on the number of peers active on the platform, and (qualitatively) the same effects on traditional firm and platform profits, they have differentiated effects on equilibrium prices. Defining a limit on the number of hosts (*i*) would have qualitatively the same effects as increasing host quality/safety requirements or collecting a tax paid by hosts (*ii*). Collecting a tax paid by consumers (*iii*) would lead to higher prices paid by consumers that choose the collaborative option. A decrease in the constraints that the traditional hotel industry has to comply with (*iv*) may seem appealing when looking at equilibrium prices as it is the only measure that would succeed in decreasing traditional industry's price, platform fee and peers' price. However if such a measure could restore fairness in the competition between traditional hotels and peer hosts, it does not directly address the issue of price pres-

sure on long-term rental market, and could potentially lead to negative sideeffects in the traditional industry.

For this reason we advocate a price cap based on long-term rental prices (v). Besides being a regulation that could lead to a decrease in all prices, and reduce the upward pressure on long-term rental prices, from a practical point of view the price cap has a few interesting advantages. Such a regulation is easy to implement as it is easier to monitor prices than the total number of days a room/home is rent on a platform. It could also be more optimal than a day cap, as it would not leave some apartments empty just because they reached the day cap.

4 Conclusion

Estimating the overall impact of a short-term rental platform on a city's economy is a complex task, and goes well beyond the objectives of this article. The activity of these platforms has positive and negative effects, indirect and often difficult to measure. Moreover, the definition of a social welfare function would require subjective, and therefore political, choices regarding the weighting of the surpluses of the respective agents as well as externalities.

This article focuses on the impact of the platform's activity on the traditional hotels, by developing a theoretical framework to model this competition between asymmetric agents. In this model, the traditional hotel chooses its price, the platform strategically chooses its fee, and peer hosts are strategic and choose their price. This model provides a better understanding of the relationships between these three strategic variables. Using this model, this chapter analyses the effects of four categories of regulations explicitly taking into account the effects on competitive equilibrium outcomes. Indeed each regulation modifies the equilibrium through changes in the competition between the traditional hotel and the platform.

It is found that, although they all manage to reduce the number of short-term rentals, alternative possible regulations have differentiated effects on equilibrium prices. Finally, this study advocates a new form of regulation that defines an

upper bound for short-term rental prices, based on the rental prices on the long-term market.

Appendix D

Model with tax paid by consumers

Stage 4 Equating the utilities that a consumer gets

— when buying on the platform: $u_p = \alpha \hat{n} - (p + r) - \tau - tx$

— when buying from the traditional firm: $u_I = \delta - p_I - t(1 - x)$

we find the position \bar{x} of the consumer indifferent between buying from the platform and buying from the traditional firm:

$$\bar{x} = \frac{-\delta + \alpha \hat{n} - p + p_I - r + t - \tau}{2t}$$

Stage 3 A peer seller i active on the platform expects to make a profit $\pi_i = \frac{D_p}{\hat{n}} p - f_i$. Where D_p is the demand that addresses to the platform.

A seller maximises its individual profit by choosing the price p such that $\frac{\partial \pi}{\partial p} = 0$:

$$p = \frac{1}{2}(p_I - r + \alpha \hat{n} - \tau - \delta + t)$$

Stage 2 The platform collects a fixed fee r on each transaction, paid by the buyers. The platform's profit, π_p , is:

$$\pi_p = rD_p$$

The platform maximises this profit with respect to r . It gives the first order condition:

$$\frac{\partial \pi_p}{\partial r} = 0$$

and we obtain the best response of the platform:

$$r(p_I, \alpha, \hat{n}, \tau, \delta, t) = \frac{1}{2}(-\delta + \alpha \hat{n} + p_I + t - \tau)$$

Stage 1 The profit of the traditional firm is $\pi_I = (p_I - c)D_I$. The traditional firm maximises its profit by choosing:

$$p_I(c, \alpha, \hat{n}, \tau, \delta, t) = \frac{1}{2}(c + \delta - \alpha\hat{n} + \tau + 7t)$$

Demand, price and fee

Using the price charged by the traditional firm $p_I(\hat{n})$ we obtain the competitive fee as a function of the expected number of peer sellers, $r(\hat{n})$:

$$r(\hat{n}) = \frac{1}{4}(c + \alpha n - \tau - \delta + 9t)$$

using the price $p_I(\hat{n})$ and the platform fee $r(\hat{n})$ we obtain the equilibrium price chosen by peers as a function of the expected number of peer sellers, $p(\hat{n})$:

$$p(\hat{n}) = \frac{1}{8}(c + \alpha n - \tau - \delta + 9t)$$

and the demand for the platform is given by:

$$D_p = \frac{1}{16t}(c + \alpha n - \tau - \delta + 9t)$$

Chapter 5

Two-Sided Platform Competition Through Exclusivity and Rebates on Access Prices ¹

1 Introduction

Platforms already structure many important industries, for example newspapers, real estate agents, or shopping malls. These intermediaries facilitate interactions between two groups of agents, whether advertisers and readers, house sellers and buyers, or retailers and shoppers. Information technologies have led to the emergence of digital versions of shopping malls, in the form of major e-commerce platforms and peer-to-peer marketplaces. More recently, platforms have entered other industries such as accommodation, transport, delivery, or finance.

Many platforms are two-sided and maximize profits by choosing optimal prices for two groups of agents. Optimal pricing strategies are well-documented in the literature. The key findings are that equilibrium prices should take indirect network effects into account, and that it is rational to charge lower prices to agents

1. *Joint work with Thomas Le Texier (Université Rennes 1 - CREM)*

that exert the highest network externalities, and even charge negative prices in some cases (Rochet et Tirole (2003)) The value of a platform is directly linked to the number and quality of users it attracts. An intermediary that gives access to key agents has additional value compared to its competitors. For this reason, platforms may try to prevent their users from multi-homing, and implement exclusivity strategies.

Shopping malls are a perfect example of this mechanism. A mall has to attract at least two groups: retailers and shoppers. Retailers are charged a price to access the mall's consumers. When there are competing malls, a retailer may want to be present in both malls (multi-home) in order to reach a higher number of consumers. However, from the mall's point of view, a retailer's presence in both malls creates less value than if it remains exclusive (single-home). Therefore, malls can prefer to attract exclusive retailers. One way to achieve this is to impose a radius clause. This restriction is sometimes included in a contract with a seller who wants to operate in a given center. It prohibits a retailer, often a national chain, from operating a store in a competing center within a radius of the initial store.² In the United States, such clauses are common (Eckert et West (2008)) and the Federal Trade Commission has had to decide on their anti-competitive nature on the occasion of a merger analysis.³

Competition between online versions of shopping malls and e-commerce platforms has fostered such problems. The dispute between *JD.com* and *Alibaba*, two major Chinese e-commerce B2C platforms, is an illustration. In 2015, *Alibaba* was accused by its rival *JD.com* of imposing an exclusivity clause on some clothing vendors; this clause required retailers to give up selling through *JD.com* if they wanted to sell through their platform (*Tmall*). China's State Administration of Industry and Commerce (SAIC) accepted that there was a case to answer. From a legal perspective, the restriction violated a SAIC regulation ac-

2. See: [jsslw](#)

3. When the Simon Property Group, an American real estate company and the country's largest shopping mall operator wanted to acquire Prime Outlets, a competitor, the merger was cleared but Simon had to remove radius restrictions. See: [ftc.gov](#)

ording to which “limiting or excluding online vendors from participating in sales/marketing events on third-party platforms” is not allowed.⁴

Currently, it seems that, in the context of two-sided platforms, preventing sellers from multi-homing is perceived as anti-competitive by authorities. Although there are logical reasons to think that this is true, Belleflamme et Peitz (2017) obtain more nuanced results. Their work shows that moving from a competitive bottleneck environment⁵ to a double two-sided single-homing environment⁶ may increase sellers’ surplus and may even also increase buyers’ surplus.

In this chapter we introduce a new form of exclusivity. We call it *rebate-driven exclusivity*. This corresponds to a situation where platforms allow sellers to multi-home but encourage exclusivity by setting lower fees for exclusive sellers. *A priori* this form of exclusivity appears more seller-friendly, and may be less likely to be seen as anti-competitive by authorities.

In the context of competing two-sided platforms, *rebate-driven exclusivity* is a relevant way to analyze competition between on-demand ride-sharing platforms, such as *Uber* and *Lyft*. Although these platforms seek to prevent their drivers from multi-homing, in practice it can be very difficult to know if a driver is active on a competing platform, and to enforce a strict exclusivity regime. One way to incentivize drivers to remain exclusive would be to offer them rebates.

The objective of this chapter is to investigate whether this form of exclusivity is preferable to a *forced exclusivity* situation, where platforms prevent sellers from multi-homing. It also compares the effects of these alternative exclusivity regimes on surpluses and social welfare.

Our work offers a number of insights in relation to the current literature. We show that platforms benefit more from rebate-driven than forced exclusivity. However, a rebate-driven equilibrium can only emerge if consumers are suffi-

4. See: www.techinasia.com

5. A *competitive bottleneck* is a situation where sellers multi-home and buyers single-home, each platform has a monopoly over its sellers since it is the only one to provide access to its consumer base

6. A *double two-sided single-homing environment* is a situation where agents on both sides multi-home

ciently captive. We also find that, when a rebate-driven equilibrium exists, buyers are always better off than in the forced exclusivity situation, thereby improving social welfare. Finally, we show that although platforms may increase their profits by increasing differentiation on the buyers' side, an increase in differentiation on the sellers' side may lower profits.

This analysis builds on the literature on competition in two-sided markets. [Armstrong \(2006\)](#) shows that when sellers multi-home and buyers single-home, sellers are charged high access prices, because each platform has a monopoly over access to its buyers. However [Belleflamme et Peitz \(2017\)](#) show that when moving from a double two-sided single-homing environment to a competitive bottleneck environment it is not always true that sellers benefit from a lower surplus while buyers' surplus is higher. Their comparison of models where sellers are required to be exclusive and the case where they are free to multi-home reveals that exclusivity only leads to higher platform profits in some situations.

[Armstrong et Wright \(2007\)](#) develop an asymmetric framework, where sellers view competing platforms as homogeneous while buyers view them as heterogeneous; platforms are allowed to sign exclusive contracts with sellers. In this model, the platform that introduces exclusive contracts can foreclose its competitor, and earn higher profits. Consumers are always worse off as the dominant platform is able to raise prices and fully extract their surplus. [Choi \(2010\)](#) develops a framework where an exogenous fraction of content providers are exclusive.

A few articles endogenize exclusivity ([Doganoglu et Wright \(2010\)](#), [Belleflamme et Peitz \(2010\)](#), [Hagiu et Lee \(2011\)](#), [Carroni et al. \(2018\)](#)) and the choice between multi-homing and single-homing ([Jeitschko et Tremblay \(2015\)](#), [Shekhar \(2017\)](#), [Belleflamme et Peitz \(2017\)](#)), in a two-sided framework.

[Doganoglu et Wright \(2010\)](#) build a two-period model where the incumbent can sign up sellers first, offering exclusive deals, and the entrant is more competitive because he can offer higher network benefits in any subsequent competition. When buyers can multi-home, the incumbent signs up sellers exclusively in stage 1 and extracts full network benefits from buyers. Despite being more efficient the entrant is foreclosed and welfare is lower. [Hagiu et Lee \(2011\)](#) endogenize a con-

content provider's choice of being exclusive or multi-homing, in a two-sided duopoly framework. Platforms can offer two types of contracts: the first gives them control over consumer pricing, while in the second they relinquish control. They find that when content providers maintain control over their own pricing, they tend to favor multi-homing. However, the outcome is binary, either all content providers are exclusive or they all multi-home. Using data from the video game industry, [Lee \(2013\)](#) shows that exclusive contracts can facilitate entry rather than deter it. [Carroni et al. \(2018\)](#) endogenize the choice of a "superstar", an important seller whose presence is particularly valued by buyers. They find that when platform competition is intense, consumers are very responsive to the presence of the superstar, which makes exclusivity more interesting for the latter.

This paper is also related to the literature on price discrimination in two-sided markets. [Liu et Serfes \(2013\)](#) study the effect of perfect price discrimination on platform competition. They show that when the platform marginal cost is low relative to cross-side network externalities, price discrimination increases platform profits and lowers consumer welfare. [Reisinger \(2014\)](#) builds a competitive bottleneck model with heterogeneity in trading behavior on each side. He shows that when platforms are able to charge two-part tariffs equilibrium profits are higher. In this context, price discrimination reduces the surplus of single-homing agents, and does not affect the surplus of multi-homing agents. The work of [Shekhar \(2017\)](#) is similar; the author develops a competitive bottleneck model where content providers endogenously choose whether they single-home or multi-home, and platforms can offer different prices contingent on homing behavior. The author finds that platforms prefer to compete with a discriminatory pricing regime than a non-discriminatory regime.

The rest of this chapter is organized as follows: Section 2 presents the model for two situations: duopoly, with forced exclusivity on the sellers' side (2.1), and duopoly with rebate-driven exclusivity on the sellers' side (2.2). Section 3 compares forced exclusivity and rebate-driven exclusivity equilibrium outcomes and section 4 derives and compares agents' surplus and effects on welfare. Section 5

concludes.

2 The Model

We build a platform competition model with access prices on the sellers' side and free access on the buyers' side.⁷

Structure We consider two competing platforms denoted as $i = A, B$. Each platform acts as an intermediary between two groups of agents, sellers and buyers, denoted as $k = b, s$. There is a continuum of mass 1 of agents in each group, uniformly distributed on a line of length 1. Each agent is small and does not internalize the effect of its decision on other agents' demands. We assume that platforms are horizontally differentiated for both buyers and sellers. Platform A is located at point 0 and platform B is located at point 1. We assume that a platform can charge access prices on the sellers' side, but not on the buyers' side.

We compare two exclusivity models, namely, *forced exclusivity* and *rebate-driven exclusivity*. In the forced exclusivity case, a seller is allowed to join, at most, one platform. In the rebate-driven exclusivity case, a seller is allowed to join both platforms, but platforms set lower access prices for sellers who choose to be exclusive. In the first model, sellers have no choice but to single-home, whereas in the second model they are free to single-home or multi-home.

On the buyers' side we only consider the case where agents single-home. The structure is exogenous; buyers single-home and we do not explicitly model how this "lock-in" arise; it may be due to the platform's location⁸ or loyalty programs. We study the conditions under which the two outcomes are possible on the sellers' side (single-homing and/or multi-homing). And, if the two regimes (strict

7. Models where one of the two sides does not have to pay for access are still part of the two-sided market literature. For instance Carroni et al. (2018) build a model where two platforms compete and only buyers pay access prices.

8. For endogeneization of the location step see Chang et al. (2013)

exclusivity and rebate-driven exclusivity) are possible, which is better from the platforms' point of view.

Timing of the game The timing is the following:

- **Stage 1.** Platforms choose forced exclusivity or rebate-driven exclusivity.
- **Stage 2.** Platforms simultaneously choose sellers' access prices p_i
- **Stage 3.** If rebate-driven exclusivity is chosen at stage 1, platforms simultaneously choose $1 - \gamma_i$, the level of rebate on access prices for exclusive sellers.
If forced exclusivity is chosen at stage 1, platforms set $1 - \gamma_i = 0$.
- **Stage 4.** Given access prices, sellers and buyers simultaneously make their adoption choices, and platforms' make profits.

More precisely, platforms are only able to choose in stage 1 if market conditions are such that both regimes are possible. If one of the two regimes is not possible, the timing starts at stage 2. We assume that agents are able to form rational expectations about how many agents from the other group will join each platform. Each agent observes all prices before it joins a platform.

On the buyers' side Buyers are heterogeneous in their preferences for the two competing platforms; this is captured by different locations resulting in different transport costs. We assume that buyers do not pay access prices.

Buyers have the following net utilities:

- Utility of a buyer located at y when joining platform A :

$$u_{b,A}(y) = v + \alpha_b \hat{n}_{s,A} - t_b y$$

- Utility of a buyer located at y when joining platform B :

$$u_{b,B}(y) = v + \alpha_b \hat{n}_{s,B} - t_b(1 - y)$$

The term v reflects the stand-alone utility of joining a platform. A group b agent values the number of agents $\hat{n}_{s,i}$ on the other side that it can interact with,

through the platform i . Indirect network effects are reflected in the utility function by the term $\alpha_b \hat{n}_{s,i}$. Consistent with the literature, we assume that an agent does not value the number of agents from her or his own group.⁹ As the parameter α_b is the same for all buyers, buyers are said to be homogeneous with respect to the way they value the presence of sellers.

On the sellers' side Sellers are heterogeneous in their preferences for competing platforms, and incur transport costs t_s .

In the forced exclusivity case, sellers have the following utilities:

— Utility of a seller located at x when joining platform A :

$$u_{s,A}(x) = w + \alpha_s \hat{n}_{b,A} - p_A - t_s x$$

— Utility of a seller located at x when joining platform B :

$$u_{s,B}(x) = w + \alpha_s \hat{n}_{b,B} - p_B - t_s(1 - x)$$

In the rebate-driven exclusivity case, sellers have the following utilities:

— Utility of a seller located at x when joining platform A only:

$$u_{s,A}(x) = w + \alpha_s \hat{n}_{b,A} - \gamma_A p_A - t_s x$$

— Utility of a seller located at x when joining platform B only:

$$u_{s,B}(x) = w + \alpha_s \hat{n}_{b,B} - \gamma_B p_B - t_s(1 - x)$$

— Utility of a seller located at x when joining platforms A and B :

$$u_{s,AB}(x) = w + \alpha_s (\hat{n}_{b,A} + \hat{n}_{b,B}) - p_A - p_B - t_s x - t_s(1 - x)$$

after re-arrangement ($n_{b,A} + n_{b,B} = 1$):

$$u_{s,AB}(x) = w + \alpha_s - p_A - p_B - t_s$$

We assume that when a seller multi-homes they do not get twice the stand-alone utility, this way we are sure that the choice to multi-home is not made to duplicate this utility.

We analyze to what extent rebate-driven exclusivity is preferred to forced exclusivity, and the impact of indirect network effects on the outcomes of the model.

9. [Chu et Manchanda \(2016\)](#) find evidence that direct network effects are small or insignificant, using data from an online C2C platform.

In the remainder of this chapter, in order to ensure that all maximization problems are well-behaved, and that there is positive consumer demand at the two platforms, we assume that indirect network effects are not too strong compared to differentiation parameters ($\alpha_s \alpha_b < t_s t_b$). We also assume that v and w are sufficiently large for buyers and sellers to always obtain positive utility.

2.1 Duopoly with Forced Exclusivity on the Sellers' Side

In this model agents on both sides (buyers and sellers) can join only one platform. On the sellers' side multi-homing is not allowed.

We solve the model by backward induction, starting with stage 4. As in the previous section, a buyer located at y is indifferent about whether to join platform A or platform B if their utilities are equal, that is, if:

$$u_{b,A} = u_{b,B} \Leftrightarrow y = \frac{\alpha_b \hat{n}_{s,A} - \alpha_b \hat{n}_{s,B} + t_b}{2t_b} \equiv \tilde{y}$$

So, buyers located at $y < \tilde{y}$ join platform A and buyers located at $y > \tilde{y}$ join platform B . This condition gives $\{n_{b,A}, n_{b,B}\}$ functions of $\{\hat{n}_{s,A}, \hat{n}_{s,B}\}$.

A seller located at x is indifferent between joining platform A and platform B , if:

$$u_{s,A} = u_{s,B} \Leftrightarrow x = \frac{\alpha_s \hat{n}_{b,A} - \alpha_s \hat{n}_{b,B} - p_A + p_B + t_s}{2t_s} \equiv \tilde{x}$$

So, sellers located at position $x < \tilde{x}$ join platform A and sellers located at position $x > \tilde{x}$ join platform B . This condition gives $\{n_{s,A}, n_{s,B}\}$ functions of $\{\hat{n}_{b,A}, \hat{n}_{b,B}\}$.

Solving the two-equation system gives:

$$\begin{aligned} n_{b,A} &= \frac{t_b t_s - \alpha_b (p_A - p_B + \alpha_s)}{2t_b t_s - 2\alpha_b \alpha_s} & n_{b,B} &= \frac{\alpha_b (p_A - p_B - \alpha_s) + t_b t_s}{2t_b t_s - 2\alpha_b \alpha_s} \\ n_{s,A} &= \frac{-p_A t_b + t_b p_B - \alpha_b \alpha_s + t_b t_s}{2t_b t_s - 2\alpha_b \alpha_s} & n_{s,B} &= \frac{p_A t_b - t_b p_B - \alpha_b \alpha_s + t_b t_s}{2t_b t_s - 2\alpha_b \alpha_s} \end{aligned}$$

Next, we solve stage 2 (stage 3 is trivial, platforms set $\gamma_i = \gamma_j = 1$).

The profit of platform i is the sum of sellers' access prices ($n_{s,i}p_i$): $\pi_i = n_{s,i}p_i$

Platform i chooses its price p_i so that it maximizes its profit. The optimal access price p_i as a function of p_j is the solution of the equation: $\frac{\partial \pi_i}{\partial p_i} = 0$

The best response $p_i(p_j)$ is given by the expression:

$$p_i = \frac{t_b t_s - \alpha_b \alpha_s + t_b p_j}{2t_b}$$

Solving the two-equation system given by the two symmetric best responses, we find the optimal prices of platforms A and B :

$$p_A^* = p_B^* = \frac{t_b t_s - \alpha_b \alpha_s}{t_b}$$

and equilibrium profits:

$$\pi_A^* = \pi_B^* = \frac{t_b t_s - \alpha_b \alpha_s}{2t_b}$$

Like [Armstrong \(2006\)](#), we find that higher indirect network effects decrease equilibrium prices. Partial derivatives of equilibrium sellers' access prices with respect to indirect network effects α_b , and α_s , are given by the following expressions:

$$\frac{\partial p_i^*}{\partial \alpha_b} = -\frac{\alpha_s}{t_b} < 0$$

$$\frac{\partial p_i^*}{\partial \alpha_s} = -\frac{\alpha_b}{t_b} < 0$$

Both α_s and α_b have a negative effect on the equilibrium price charged to sellers. This result is very similar to [Armstrong \(2006\)](#), but differs because the latter author finds that the equilibrium price charged by i decreases with externalities exerted by agents on side i on agents on side j . Access prices are given by the expressions: $p_1 = f_1 + t_1 - \alpha_2$ and $p_2 = f_2 + t_2 - \alpha_1$.¹⁰ Here both indirect network

10. Equation 12 in [Armstrong \(2006\)](#)

parameters have negative effects on prices.

Here we find that the price charged to sellers decreases not only with the externality they exert on buyers (α_b), but also with the externality exerted by buyers on sellers (α_s). In addition, we find that the derivative $\frac{\partial p^*}{\partial \alpha_b}$ depends on α_s and the derivative $\frac{\partial p^*}{\partial \alpha_s}$ depends on α_b , meaning that indirect network effects are interdependent: the higher the α_s , the higher the effect of α_b on the price charged to sellers. This result is similar to the findings of [Armstrong et Wright \(2007\)](#). Intuitively, in the case where platforms cannot charge buyers, as competition intensifies, they try to attract more buyers by attracting more sellers. When platforms cannot compete on buyers' access prices, pricing is more aggressive on the sellers' side. This argument is clearly formulated by [Jin et Rysman \(2015\)](#).

The partial derivatives of equilibrium profits with respect to indirect network effects α_b , and α_s , are given by the following expressions:

$$\frac{\partial \pi_i^*}{\partial \alpha_b} = -\frac{\alpha_s}{2t_b} < 0$$

$$\frac{\partial \pi_i^*}{\partial \alpha_s} = -\frac{\alpha_b}{2t_b} < 0$$

Both indirect network effects have a negative impact on platform profits. At the same time, as found by [Armstrong \(2006\)](#)¹¹ differentiation costs have positive effects on platforms' profits.

Lemma 1: *When platforms choose forced exclusivity on the sellers' side, at equilibrium they set access prices:*

$$p_i^* = p_j^* = \frac{t_b t_s - \alpha_b \alpha_s}{t_b}$$

and receive profits:

$$\pi_i^* = \pi_j^* = \frac{t_b t_s - \alpha_b \alpha_s}{2t_b}$$

11. See equation 13

Existence Conditions This equilibrium can arise if the following conditions hold: $\pi_i^* > 0$, $p_i^* > 0$, $u_{b,A}(\tilde{y}) > 0$, $u_{s,A}(\tilde{x}) > 0$ and $\frac{\partial^2 \pi_i}{\partial^2 p_i} < 0$. These conditions are satisfied when: $\alpha_s \alpha_b < t_s t_b$

2.2 Duopoly with Rebate-Driven Exclusivity on the Sellers' Side

In this section, we focus on a model in which buyers can join at most one platform (single-home) but sellers may join both platforms (multi-home). We solve the model by backward induction, starting with stage 4.

A buyer located at y is indifferent about joining platform A or B if their utilities are equal, that is, if:

$$u_{b,A} = u_{b,B} \Leftrightarrow y = \frac{\alpha_b \hat{n}_{s,A} - \alpha_b \hat{n}_{s,B} + t_b}{2t_b} \equiv \tilde{y}$$

So, buyers located at position $y < \tilde{y}$ join platform A , and buyers located at position $y > \tilde{y}$ join platform B . This condition gives $\{n_{b,A}, n_{b,B}\}$ functions of $\{\hat{n}_{s,A}, \hat{n}_{s,B}\}$. Where $\hat{n}_{s,i}$ denotes the total number of sellers that join platform i (the sum of sellers that join platform i only, and sellers that multi-home).

A seller located at x is indifferent about joining platform A (single-homing) or A and B (multi-homing) if:

$$u_{s,A} = u_{s,AB} \Leftrightarrow x = \frac{\alpha_s n_{b,A} - \gamma_A r_A + r_A + r_B - \alpha_s + t_s}{t_s} \equiv \tilde{x}_{A,AB}$$

A seller located at x is indifferent about joining platform B (single-homing) or A and B (multi-homing) if:

$$u_{s,B} = u_{s,AB} \Leftrightarrow x = \frac{-\alpha_s n_{b,B} - r_A - r_B + \gamma_B r_B + \alpha_s}{t_s} \equiv \tilde{x}_{AB,B}$$

A seller located at position $\tilde{x}_{A,AB}$ is indifferent about joining platform A only, or multi-homing. And, finally, a seller located at position $\tilde{x}_{AB,B}$ is indifferent about joining platform B only or multi-homing. Consequently, sellers located at position $x < \tilde{x}_{A,AB}$ join platform A only. Sellers located at position $\tilde{x}_{A,AB} < x < \tilde{x}_{AB,B}$ join platforms A and B . And sellers located at position $x > \tilde{x}_{AB,B}$ join platform B only. These conditions give $\{n_{s,A}, n_{s,AB}, n_{s,B}\}$ functions of $\{n_{b,A}, n_{b,B}\}$.

Using the three thresholds, functions of $\hat{n}_{s,A}, \hat{n}_{s,B}, n_{b,A}, n_{b,B}$, in order to find the number of buyers and sellers of each type, for each platform, we replace $\hat{n}_{s,A}, \hat{n}_{s,B}, n_{b,A}$ and $n_{b,B}$ with their expressions, functions of the thresholds $\tilde{y}, \tilde{x}_{A,AB}, \tilde{x}_{AB,B}$. We then solve the three-equation system and find the solution $\tilde{y}, \tilde{x}_{A,AB}, \tilde{x}_{AB,B}$, a function of prices and parameters. We then derive demands. Using the notation $\Delta\gamma_i \equiv \gamma_j p_j - \gamma_i p_i$, the number of buyers that join platform i is given by:

$$n_{b,i} = \frac{t_b t_s + \alpha_b \Delta\gamma_i - \alpha_b \alpha_s}{2t_b t_s - 2\alpha_b \alpha_s}$$

So, the number of buyers that join platform i depends on the difference in prices for exclusive sellers $\Delta\gamma_i$, but does not depend on the difference in prices for non-exclusive sellers.

Using the notation $\Delta_i \equiv p_i + p_j - \gamma_i p_i$, the number of exclusive sellers is given by:

$$n_{s,A} = \frac{1}{t_s} \left(\alpha_s \left(\frac{(\alpha_b (\Delta\gamma_A - \alpha_s) + t_b t_s)}{2t_b t_s - 2\alpha_b \alpha_s} - 1 \right) + \Delta_A + t_s \right)$$

$$n_{s,B} = \frac{1}{t_s} \left(\frac{\alpha_s (\alpha_b (\Delta\gamma_B + \alpha_s) - t_b t_s)}{2t_b t_s - 2\alpha_b \alpha_s} + \Delta_B + t_s \right)$$

It is straightforward to see that $\frac{\partial n_{s,i}}{\partial \Delta\gamma_i} > 0$ and $\frac{\partial n_{s,i}}{\partial \Delta_i} > 0$. So, when platform i undercuts platform j 's price and either increases the gap between prices for exclusive sellers ($\Delta\gamma_i$), or the gap between what is paid by a seller to multi-home and what is paid to join platform i exclusively (Δ_i), platform i attracts more exclusive sellers.

However, the sensitivity of the number of platform i 's exclusive sellers to $\Delta\gamma_i$ and Δ_i is not equal. Indeed, $\frac{\partial n_{s,A}}{\partial \Delta\gamma_A} = \frac{1}{t_s} \left(\frac{\alpha_b \alpha_s}{2(t_b t_s - \alpha_b \alpha_s)} \right)$ whereas $\frac{\partial n_{s,A}}{\partial \Delta_A} = \frac{1}{t_s}$. So, depending on the comparison between $\frac{\alpha_b \alpha_s}{2(t_b t_s - \alpha_b \alpha_s)}$ and 1, this sensitivity is more or less important. If $0 < \frac{\alpha_b \alpha_s}{t_b t_s} < \frac{2}{3}$ we have $\frac{\partial n_{s,A}}{\partial \Delta\gamma_A} < \frac{\partial n_{s,A}}{\partial \Delta_A}$, and if $\frac{2}{3} < \frac{\alpha_b \alpha_s}{t_b t_s} < 1$ we have $\frac{\partial n_{s,A}}{\partial \Delta\gamma_A} > \frac{\partial n_{s,A}}{\partial \Delta_A}$. Consequently, when indirect network effects are high compared to transport costs, the number of sellers that join platform A exclusively is less sensitive to access prices charged to non-exclusive sellers.

And the number of multi-homing sellers is given by:

$$n_{s,AB} = \frac{\gamma_A p_A + \gamma_B p_B - 2(p_A + p_B) + \alpha_s - t_s}{t_s}$$

The latter increases with an increase in any of the access prices charged to exclusive sellers, as being exclusive becomes less attractive. It decreases with an increase in any of the access prices for non-exclusive sellers (p_A or p_B), as it increases the cost to join both platforms ($p_A + p_B$).

$\frac{\partial n_{s,AB}}{\partial \alpha_s} > 0$ means that an increase in the per-buyer revenue that a seller can extract makes multi-homing more attractive. And $\frac{\partial n_{s,AB}}{\partial t_s} < 0$ because, as transport costs are duplicated for a seller who chooses to multi-home, an increase decreases the number of multi-homing sellers.

The profit of platform i is given by the sum of revenues extracted from exclusive sellers and non-exclusive sellers:

$$\pi_i = n_{s,i} \gamma_i p_i + n_{s,AB} p_i$$

In stage 3, platform i chooses γ_i so that it maximizes its profit. The optimal rebate γ_i as a function of $\{\gamma_j, p_i, p_j\}$ is the solution of the equation: $\frac{\partial \pi_i}{\partial \gamma_i} = 0$

$$\gamma_i(\gamma_j, p_i, p_j) = \frac{4p_i(t_b t_s - \alpha_b \alpha_s) + p_j(\alpha_b(\gamma_j - 2)\alpha_s + 2t_b t_s) + \alpha_b \alpha_s^2 - t_b \alpha_s t_s - 2\alpha_b \alpha_s t_s + 2t_b t_s^2}{2p_i(2t_b t_s - \alpha_b \alpha_s)}$$

Solving the system of the two best response equations:

$$\begin{cases} \gamma_i = f(\gamma_j, p_i, p_j) \\ \gamma_j = f(\gamma_i, p_i, p_j) \end{cases}$$

we find:

$$\begin{cases} \gamma_i = \gamma(p_i, p_j) \\ \gamma_j = \gamma(p_i, p_j) \end{cases}$$

and:

$$\begin{cases} \pi_i = \pi(p_i, p_j) \\ \pi_j = \pi(p_i, p_j) \end{cases}$$

Then, in stage 2, each platform sets an access price p_i , $i = \{A, B\}$ that maximizes its profit π_i . Solving the two-equation system, we find optimal access prices $\{p_i^{**}, p_j^{**}\}$.

Lemma 2: *When platforms choose rebate-driven exclusivity, at equilibrium they set access prices to non-exclusive sellers:*

$$p_i^{**} = \frac{-9\alpha_b^3\alpha_s^3 + 16t_b^3t_s^2(\alpha_s + 2t_s) - 4\alpha_b t_b^2\alpha_s t_s(5\alpha_s + 18t_s) + \alpha_b^2 t_b \alpha_s^2(7\alpha_s + 46t_s)}{2t_b(9\alpha_b^2\alpha_s^2 - 32\alpha_b t_b \alpha_s t_s + 32t_b^2 t_s^2)}$$

and set access prices to exclusive sellers:

$$\gamma_i^{**} p_i^{**} = \frac{(t_b t_s - \alpha_b \alpha_s)(9\alpha_b^2\alpha_s^2 + 4t_b^2 t_s(\alpha_s + 10t_s) - 4\alpha_b t_b \alpha_s(\alpha_s + 10t_s))}{t_b(9\alpha_b^2\alpha_s^2 - 32\alpha_b t_b \alpha_s t_s + 32t_b^2 t_s^2)}$$

The equilibrium number of multi-homing sellers is given by the following expression:

$$n_{s,AB}^{**} = \frac{8t_b^2 t_s^2 (\alpha_s - 2t_s) + 8\alpha_b t_b \alpha_s t_s (2t_s - \alpha_s) + 3\alpha_b^2 \alpha_s^2 (\alpha_s - t_s)}{t_s (9\alpha_b^2 \alpha_s^2 - 32\alpha_b t_b \alpha_s t_s + 32t_b^2 t_s^2)}$$

Under the assumption $\alpha_s \alpha_b < t_s t_b$, it is straightforward to show that the derivatives of the number of multi-homing sellers with respect to the parameters, α_s , α_b , t_s , t_b , have the following signs:

$$\begin{aligned} \frac{\partial n_{s,AB}^{**}}{\partial \alpha_s} > 0 & \quad \text{and} \quad \frac{\partial n_{s,AB}^{**}}{\partial \alpha_b} > 0 \\ \frac{\partial n_{s,AB}^{**}}{\partial t_s} < 0 & \quad \text{and} \quad \frac{\partial n_{s,AB}^{**}}{\partial t_b} < 0 \end{aligned}$$

meaning that, at equilibrium, the number of multi-homing sellers increases with a marginal increase in indirect network effects, and decreases with an increase in platform differentiation, or agents' transport costs. The fact that the number of sellers that choose to multi-home increases as α_s increases is close in nature to Proposition 4 of [Hagiu et Lee \(2011\)](#), where an increase in the fraction of consumer surplus that content providers can extract makes multi-homing more likely.

Existence Conditions This equilibrium can arise if the following conditions hold: $\pi_i^{**} > 0$, $p_i^{**} > 0$, $0 < \gamma_i^{**} < 1$, $u_{b,A}(\tilde{y}) > 0$, $u_{s,A}(\tilde{x}_{A,AB}) > 0$, $u_{s,B}(\tilde{x}_{AB,B}) > 0$, $\frac{\partial^2 \pi_i}{\partial^2 p_i} < 0$ and $\frac{\partial^2 \pi_i}{\partial^2 \gamma_i} < 0$. These conditions are more restrictive than conditions for the forced-exclusivity equilibrium.

3 Price and Profit Comparison Between Both Exclusivity Regimes

In this section we are interested in the comparison of equilibrium outcomes between both exclusivity regimes. Because the conditions for a "rebate-driven exclusivity" equilibrium ("rdee") to exist are stricter than conditions for a "forced exclusivity" equilibrium ("fee"), a "fee" can arise even when a "rdee" is not possible.

In order to compare equilibrium outcomes on appropriate intervals, we derive parameter intervals where each exclusivity model can arise (existence intervals), for different combinations of parameters $\{t_b, t_s, \alpha_b, \alpha_s\}$. In order to reduce the number of parameters, we start with a simplifying assumption: $\alpha_b = \alpha_s \equiv \alpha$.

3.1 The Case with Symmetric Externalities ($\alpha_b = \alpha_s \equiv \alpha$)

Assuming symmetric externalities, equilibrium outcomes depend on three parameters: indirect network externalities (α), buyers' transport costs (t_b) and sellers' transport costs (t_s). However, a comparison of rebate-driven and forced exclusivity sellers' prices is not easy. The following numerical simulations use Mathematica. The detailed process is summarized as follows:

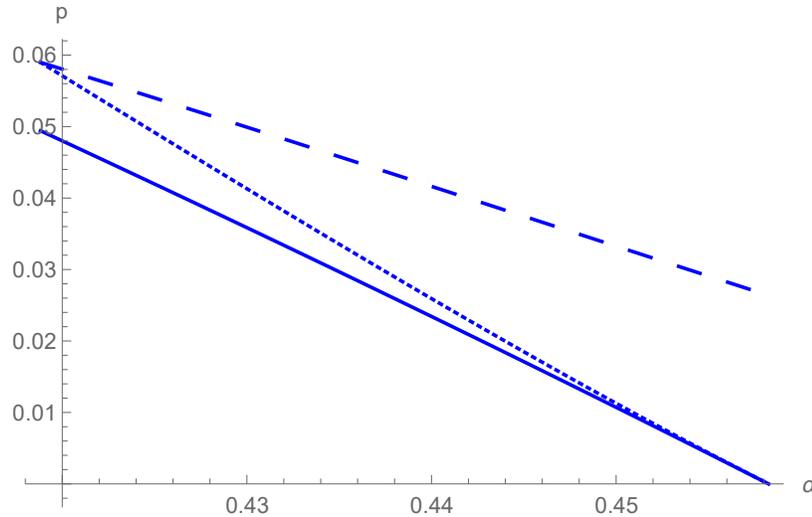
- **Step 1:** We start by choosing intervals for parameters t_b and t_s . Both parameters take values between 0 and 3 in steps of 0.1. The value of parameter α is unassigned.
- **Step 2:** For each combination of values $\{t_b, t_s\}$ we look for the intervals on α for which all existence conditions are satisfied, for both exclusivity regimes. We store these intervals in matrices.
- **Step 3:** For each combination of values $\{t_b, t_s\}$ we obtain expressions of equilibrium profits π_i^* and π^{**} , functions of the parameter α . From interval matrices we define a common existence interval for each combination of values $\{t_b, t_s\}$, on which we plot the two profit functions.

- **Step 4:** We return to **step 1** and follow the same process but choosing intervals for parameters t_b and α , while the value of parameter t_s is unassigned. We plot the two profit functions on t_s .
- **Step 5:** We go back to **step 1** and follow the same process up to **Step 3:** but choosing intervals for the parameters t_s and α , leaving the parameter t_b free. We plot the two profit functions on t_b .

In order to compare equilibrium access prices for regimes p_i^* , p_i^{**} and $\gamma_i^{**} p_i^{**}$ we conduct numerical simulations, following the same process. A similar process is used for all numerical simulations presented in this chapter.

The results of these examples show that when both forced and rebate-driven exclusivity are possible, platforms choose to compete with rebate-driven exclusivity because profits are higher ($\pi_i^{rde} > \pi_i^{fe}$). We show that this result is due to a volume effect and a price effect. Indeed, in the rebate-driven exclusivity model, each platform is able to attract more sellers. As soon as a positive fraction of sellers choose to multi-home, each platform attracts more than one half of the mass, which is higher than in the forced exclusivity case. This is what we call the volume effect. In addition, we show that in the rebate-driven exclusivity case compared to the forced exclusivity case platforms can charge higher access prices to both non-exclusive and exclusive sellers. This is what we call the price effect. This result is shown by comparing access prices for existence intervals where both exclusivity models are possible, for different combinations of values for parameters $\{t_b, t_s, \alpha\}$.

Figure 5.1: Equilibrium access prices in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases



To illustrate this result, figure 5.1 compares sellers' access prices in the forced exclusivity case (solid line), exclusive sellers' access prices in the rebate-driven exclusivity case (dotted line), and non-exclusive sellers' access prices in the rebate-driven exclusivity case (dashed line), functions of α , for values of α where both exclusivity models can arise. As an example, we choose the parameter values $t_b = 0.7$, $t_s = 0.3$. It can be seen that both access prices in the rebate-driven exclusivity case are higher than access prices in the forced exclusivity case. This result is true for any combination of parameters $\{t_b, t_s, \alpha\}$.

Proposition 1.

(i) *In the rebate-driven exclusivity case, both access prices are higher than in the forced exclusivity case:*

$$p_i^{**} > \gamma_i^{**} p_i^{**} > p_i^*$$

(ii) *When forced exclusivity and rebate-driven exclusivity are possible, platforms make higher profits when they compete with rebate-driven exclusivity:*

$$\pi_i^{**} > \pi_i^*$$

Proof. See [Appendix](#)

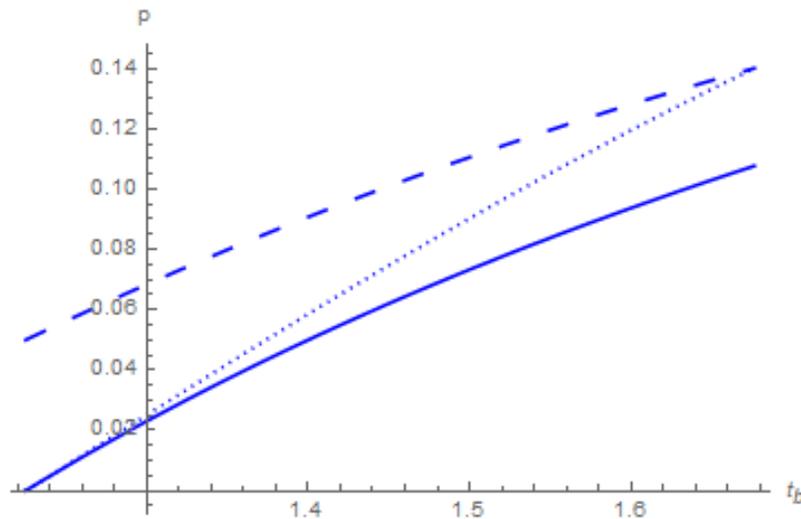
Coordination Although we know that profits are higher for competing platforms in the rebate-driven than the forced exclusivity case, we must ensure that platforms do choose to compete on the basis of rebate-driven exclusivity. This strategic choice corresponds to stage 1 of the timing of the game. In other words, we need to show that when they use rebate-driven exclusivity, it is not profitable for a platform to deviate and prevent its sellers from multi-homing. The reasoning is the following: if platform A prevents its sellers from multi-homing, meaning that sellers who joined it are prevented from joining platform B , none of its sellers multi-home; at the same time, any of platform B 's sellers that were multi-homing will either have to leave platform A , or leave platform B (if they want to stay on platform A), meaning that none of platform B 's sellers multi-home. An equilibrium where one platform allows multi-homing while the other prevents it cannot exist. Consequently, as soon as one platform chooses to prevent its sellers from multi-homing, there can be no multi-homing sellers, and the market switches to the forced exclusivity situation. Because $\pi_i^{**} > \pi_i^*$, such an unilateral deviation is not profitable.

Comparative Statics We know from section 2.1 that an increase in indirect network effects or one of the transport cost parameters has a negative effect on access prices and profits in the forced exclusivity case. However, the complexity of derivatives with respect to these parameters means that numerical examples are necessary to check whether these results also hold in the rebate-driven exclusivity case.

In order to investigate how equilibrium access prices and profits are affected by changes in parameters t_b, t_s, α , we use numerical examples.

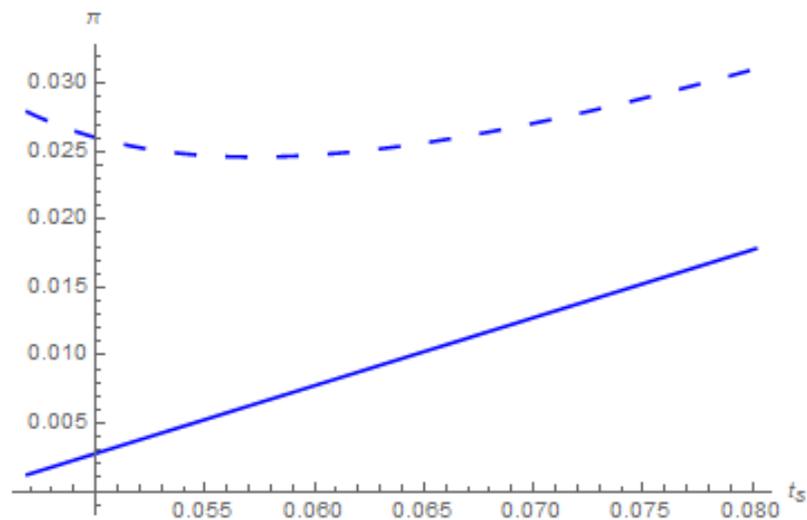
Figure 5.2 compares sellers' access prices in the forced exclusivity case (solid line), exclusive sellers' access prices in the rebate-driven exclusivity case (dotted line), and non-exclusive sellers' access prices in the rebate-driven exclusivity case (dashed line), functions of t_b , for values of t_b where both exclusivity models are possible. As an example, we take parameter values $t_s = 0.4$ and $\alpha = 0.7$. All access prices appear to increase with an increase in t_b . This result is true for any combination of parameters t_b, t_s, α . Regarding profits, we find that they consistently increase with an increase in buyers' transport costs, t_b .

Figure 5.2: Equilibrium access prices in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases



The effect of a marginal change in sellers' transport costs, t_s , on access prices and profits is more complex. Numerical examples show that, while access prices consistently increase with t_s , an increase in t_s can have a positive or negative effect on "rde" equilibrium profits. Figure 5.3 compares forced exclusivity profits (solid line) with rebate-driven exclusivity profits (dashed line) functions of t_s , for values of t_s where both exclusivity models are possible. As an example, we choose parameter values $t_b = 0.9$ and $\alpha = 0.2$.

Figure 5.3: Equilibrium access prices in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases



Situations where equilibrium "rde" profits are convex in t_s are more likely to arise when t_b is sufficiently high compared to α . The higher the α , the higher the probability that equilibrium "rde" profits are increasing and monotonic in t_s . For low values of t_b equilibrium "rde" profits are decreasing in t_s . The intuitive reason for this result is the following: an increase in sellers' transport costs has two effects on equilibrium profits: it increases access prices paid by sellers (positive price effect); and it makes multi-homing less attractive for sellers, reducing their number (negative volume effect). As the volume effect is reinforced by a nega-

tive price effect, some sellers stop multi-homing and therefore pay a lower access price.

Analysis of Existence Conditions The matrix in Appendix, page 181, shows existence intervals with respect to t_b , with t_s and α varying between 0 and 3. The matrix on page 182 shows existence intervals with respect to t_s , with t_b and α varying between 0 and 3. These two matrices indicate that for any combination $\{t_s, \alpha\}$ with $t_s > 0$ and $\alpha > 0$ it is possible to find an interval on t_b where a forced exclusivity equilibrium exists, and for any combination $\{t_b, \alpha\}$ with $t_b > 0$ and $\alpha > 0$ it is possible to find an interval on t_s where a forced exclusivity equilibrium exists. This result also means that an equilibrium with forced exclusivity always exists when an equilibrium with rebate-driven exclusivity exists.

In order to keep the presentation of these results as simple as possible, the matrices in the Appendix do not give the numerical values of the bounds of existence intervals with respect to t_b and t_s , they simply display binary information: either an interval exists (two black stars), or an interval does not exist (a single red star).

The matrix on page 182 shows that an equilibrium with rebate-driven exclusivity can arise only if t_b is sufficiently high and α is not too high. The matrix on page 181 shows that there are three areas: (i) for high values of t_s and low values of α an equilibrium with rebate-driven exclusivity cannot exist; (ii) for low values of t_s and high values of α an equilibrium with rebate-driven exclusivity cannot exist; (iii) between these two cases an equilibrium with rebate-driven exclusivity can exist.

Lemma 3

There exist thresholds \tilde{t}_b , $\tilde{\alpha}_1$, $\tilde{\alpha}_2$, $\tilde{\alpha}$, $\tilde{t}_{s,1}$, $\tilde{t}_{s,2}$ with $\tilde{\alpha}_1 < \tilde{\alpha}_2$ and $\tilde{t}_{s,1} < \tilde{t}_{s,2}$, such that:

(i) for any given positive values of $\{t_s, \alpha\}$ it is always possible to find values of t_b such that a fe equilibrium exists. For any given positive values of $\{t_b, \alpha\}$ it is always possible to find values of t_s such that a fe equilibrium exists;

(ii) for any given positive values of $\{t_s, \alpha\}$, if $\tilde{t}_{s,1} \leq t_s \leq \tilde{t}_{s,2}$ and $\tilde{\alpha}_1 \leq \alpha \leq \tilde{\alpha}_2$ it is always possible to find values of t_b such that a rde equilibrium exists. For any given positive values of $\{t_b, \alpha\}$, if $\tilde{t}_b \leq t_b$ and $\alpha \leq \tilde{\alpha}$ it is always possible to find values of t_s such that a rde equilibrium exists.

Corollary: An equilibrium with forced exclusivity is also possible when an equilibrium with rebate-driven exclusivity is possible.

3.2 The Case with Asymmetric Externalities

In the forced exclusivity case, an increase in indirect network effects exerted by buyers on sellers (α_s) or indirect network effects exerted by sellers on buyers (α_b) decreases equilibrium access prices and profits. This paradox is well-known in the literature on two-sided markets (Rochet et Tirole (2006b), Armstrong (2006)). In the rebate-driven exclusivity case the relation between access prices and indirect network effects is more complex. In order to understand the effect of externalities (α_b , α_s) on "rde" equilibrium prices and profits, we reintroduce asymmetries in externalities, and plot access prices and profits for different combinations of the parameters $\{t_b, t_s, \alpha_b, \alpha_s\}$. As this case concerns the addition of a parameter compared to the previous section, we need to use a simplifying assumption to remove one parameter; we use $t_s = 1$.

As in the previous section, we use numerical examples to analyze the effect of variation in indirect network effects on equilibrium profits and prices. We show

that equilibrium access prices for exclusive sellers, $\gamma_i^{**} p_i^{**}$, are always decreasing in α_s . However, when t_b is high and α_b is low, there is a positive relation between access prices paid by non-exclusive sellers p_i^{**} and α_s .

Using numerical examples we show that $\frac{\partial \gamma_i^{**}}{\partial \alpha_s} < 0$, meaning that the higher the externality α_s , the higher the rebates granted to exclusive sellers. However, despite higher rebates, we know from section 2.2 that $\frac{\partial n_{s,AB}}{\partial \alpha_s} > 0$, meaning that the fraction of sellers that choose to be exclusive is decreasing with α_s .

The intuitive reason for these two results is the following: when α_s is high the opportunity cost for a seller to be exclusive is high; platforms take this into account and lower access prices for exclusive sellers, but they do not find it optimal to discourage all sellers from multi-homing by offering further reductions in access prices to exclusive sellers.

Figure 5.4: Equilibrium access prices in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases

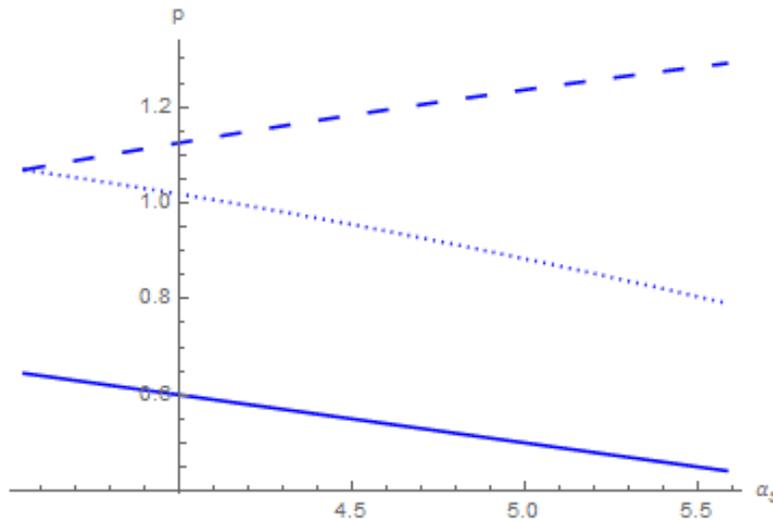


Figure 5.4 compares sellers' access prices in the forced exclusivity case (solid line), exclusive sellers' access prices in the rebate-driven exclusivity case (dotted line), and non-exclusive sellers' access prices in the rebate-driven exclusivity case

(dashed line), functions of α_s , on the common existence interval. As an example, we choose parameter values $\alpha_b = 0.2$, $t_b = 2$. It can be seen that the price charged to non-exclusive sellers (dashed line) is increasing in α_s .

Insight 1:

- (i) For any combination of parameters $\{t_b, t_s, \alpha_b, \alpha_s\}$ the equilibrium price charged to exclusive sellers $\gamma_i^{**} p_i^{**}$ is decreasing in α_s .
- (ii) There exist thresholds \tilde{t}_b and $\tilde{\alpha}_b$, so that the price charged to non-exclusive sellers p_i^{**} is increasing in α_s if $t_b > \tilde{t}_b$ and $\alpha_b < \tilde{\alpha}_b$.

Regarding equilibrium profits, we know that they are always higher in the rebate-driven exclusivity case, but we want to know if profits can increase in α_s . In order to answer this question we use numerical examples, and plot profit functions for different combinations of parameters $\{t_b, t_s, \alpha_b, \alpha_s\}$. Figures 5.5, 5.6 and 5.7, below, illustrate different situations. Figure 5.5 corresponds to the case where $t_b = 0.4$, $\alpha_b = 0.2$, $t_s = 1$, figure 5.6 corresponds to the case where $t_b = 0.6$, $\alpha_b = 0.2$, $t_s = 1$, and figure 5.7 corresponds to the case where $t_b = 1$, $\alpha_b = 0.2$, $t_s = 1$.

Figure 5.5: Equilibrium profits in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases

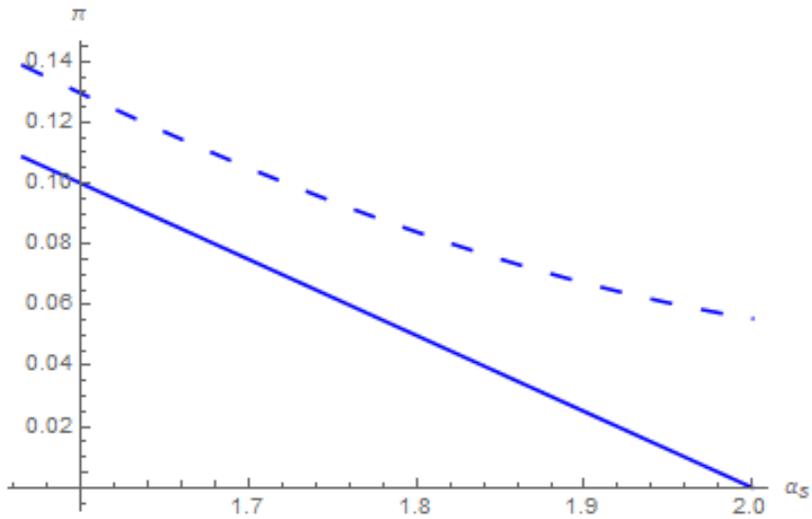


Figure 5.6: Equilibrium profits in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases

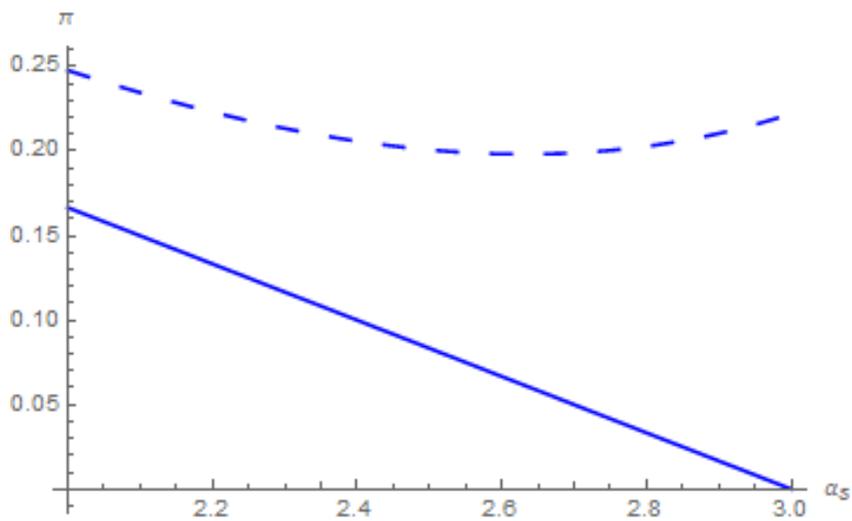
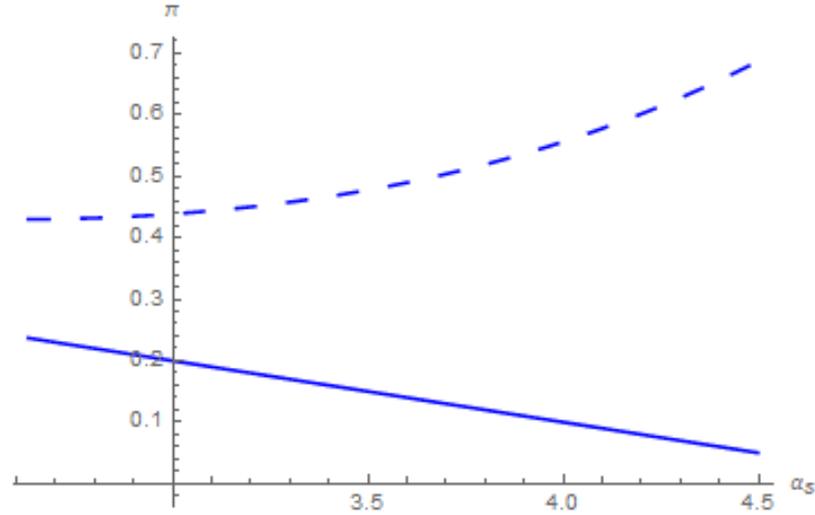


Figure 5.7: Equilibrium profits in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases



Using numerical examples we find that, when t_b is sufficiently high, the derivative $\frac{\partial \pi^{**}}{\partial \alpha_s}$ is positive for high values of α_s . And for even higher values of t_b the "rde" equilibrium profit increases in α_s .

Insight 2: *There exist thresholds $\tilde{t}_{b,1}$, $\tilde{t}_{b,2}$ and $\tilde{\alpha}_s$, with $\tilde{t}_{b,1} < \tilde{t}_{b,2}$ such that,*

- (i) π^{**} increases wrt. α_s when (1) $t_b > \tilde{t}_{b,2}$ or (2) $t_b > \tilde{t}_{b,1}$ and $\alpha_s > \tilde{\alpha}_s$
- (ii) π^{**} decreases wrt. α_s otherwise.

This finding is unusual in the literature on two-sided markets. For instance, even [Shekhar \(2017\)](#), who considers multi-homing on the sellers' side and discriminatory access prices finds that a marginal increase in indirect network effects always lowers platform profits.

A similar analysis of equilibrium prices and profits with respect to the parameter α_b reveals that prices and profits are monotonic and decreasing in α_b . The intuitive reason for these differentiated effects of α_s and α_b on equilibrium outcomes is as follows. A positive variation in α_s has two effects: (i) it makes

multi-homing more attractive and increases the number of multi-homing sellers; and (ii) it exacerbates competition between platforms. A positive variation in α_b only exacerbates competition between platforms.

4 Welfare Analysis

We know from the previous section that sellers' access prices are higher when platforms compete in a rebate-driven regime, however buyers are better off when sellers are allowed to multi-home. These two, opposing effects mean that it is unclear which form of exclusivity is better from a social welfare point of view. To answer this question, we compare social welfare with both exclusivity regimes. Welfare is defined as the sum of the surplus generated from buyers joining platforms, the surplus generated from sellers joining platforms, and platforms' profits.

Buyers' surplus When multi-homing is allowed on the sellers' side buyers are better off. The demonstration is straightforward, as the utility of buyers on platform i depends on the number of sellers that join platform i . As soon as there is a positive number of sellers that choose to multi-home ($n_{s,AB} > 0$) a buyer on platform i can buy from a higher number of sellers and has a higher gross utility compared to the situation where sellers single-home. Because buyers do not have to pay the access price, higher gross utility results in higher net utility.

Formally, the buyers' surplus in the forced exclusivity case is given by the following expression:

$$\begin{aligned}
 BS_{fe} &= \int_0^{\bar{y}^*} (v + \alpha_b n_{s,A} - t_b y) dy + \int_{\bar{y}^*}^1 (v + \alpha_b n_{s,B} - t_b y) dy \\
 &= \frac{1}{4} (2(\alpha_b (n_{s,A} + n_{s,B}) + 2v) - t_b) \\
 &= \frac{\alpha_b}{2} - \frac{t_b}{4} + v
 \end{aligned}$$

Buyers' surplus in the rebate-driven exclusivity case is given by the following expression:

$$\begin{aligned}
 BS_{rde} &= \int_0^{\bar{y}^*} (v + \alpha_b n_{s,A} - t_b y) dy + \int_{\bar{y}^*}^1 (v + \alpha_b n_{s,B} - t_b y) dy \\
 &= \frac{1}{4} (2(\alpha_b (n_{s,A} + n_{s,B}) + 2v) - t_b) \\
 &= \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha_b (\alpha_s + 2) (3\alpha_b^2 \alpha_s^2 - 8\alpha_b t_b \alpha_s + 8t_b^2)}{9\alpha_b^2 \alpha_s^2 - 32\alpha_b t_b \alpha_s + 32t_b^2} \right) + v - \frac{t_b}{4}
 \end{aligned}$$

Looking at the intermediary expression $\frac{1}{4} (2(\alpha_b (n_{s,A} + n_{s,B}) + 2v) - t_b)$ it is straightforward to show that as soon as there is one seller that multi-homes, $n_{s,A} + n_{s,B}$ is higher than one and that buyers' surplus is higher in the rebate-driven exclusivity case ($BS_{rde} > BS_{fe}$).

Sellers' surplus For sellers, the comparison of surplus in the forced exclusivity and rebate-driven exclusivity case is more complex. Indeed, there are two, opposing effects: a price effect and a volume effect. On the one hand, as shown in section 3, access prices are higher when multi-homing is allowed on the sellers' side. Sellers pay higher prices, which has a negative effect on their surplus. On the other hand, when sellers can multi-home, they can reach a higher number of buyers and increase their revenue. Intuitively, when the indirect network effect α_s is high, sellers increase their revenue from buyers and the positive volume effect is more likely to overwhelm the negative price effect.

Formally, the sellers' surplus in the forced exclusivity case is given by the following expression:

$$\begin{aligned}
 SS_{fe} &= \int_0^{\bar{x}^*} (w + \alpha_s n_{b,A} - p_A - t_s x) dx + \int_{\bar{x}^*}^1 (w + \alpha_s n_{b,B} - p_B - t_s (1 - x)) dx \\
 &= \frac{1}{4t_b} (4\alpha_b \alpha_s + t_b (2\alpha_s - t_s + 4w - 4))
 \end{aligned}$$

Sellers' surplus in the rebate-driven exclusivity case is given by the following expression:

$$SS_{rde} = \int_0^{\bar{x}_{A,AB}^*} (w + \alpha_s n_{b,A} - \gamma_A p_A - t_s x) dx + \int_{\bar{x}_{A,AB}^*}^{\bar{x}_{AB,B}^*} (w + \alpha_s - p_A - p_B - t_s) dx + \int_{\bar{x}_{AB,B}^*}^1 (w + \alpha_s n_{b,B} - \gamma_B p_B - t_s(1-x)) dx$$

Because of the complexity of the expression SS_{rde} , and because the comparison relies on appropriate existence intervals, the comparison with SS_{fe} is based on numerical examples.

Figure 5.8: Sellers' surpluses in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases

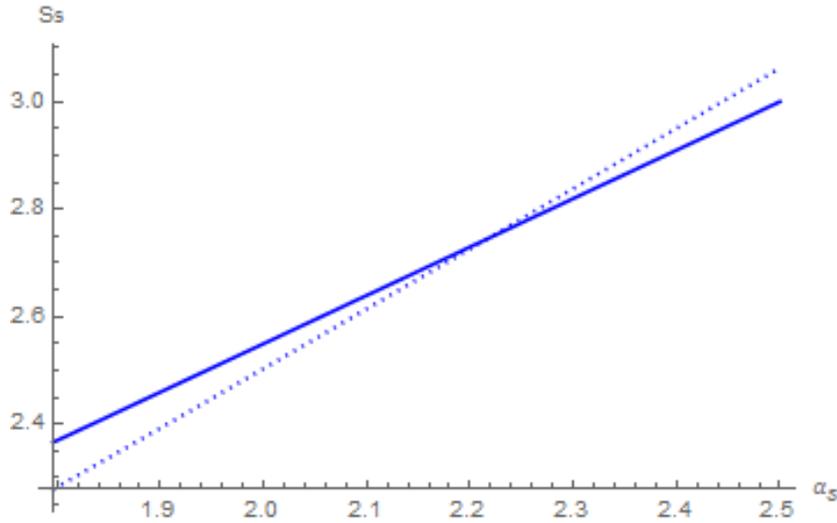


Figure 5.8 shows the sellers' surplus in forced exclusivity (solid line) and rebate-driven cases (dotted line), functions of α_s , on the common existence interval. As an illustration, we use the following parameter values: $\alpha_b = 1$, $t_b = 2.5$, $w = 2$.

In some situations, for sufficiently high values of α_s , sellers' surplus may be higher in the rebate-driven exclusivity case, despite higher access prices.

Social welfare Aggregate welfare is defined as the sum of buyers' surplus, sellers' surplus and platform profits. Platforms and buyers are always better off with rebate-driven exclusivity, whereas for sellers it depends on parameter values. The comparison of welfare under both exclusivity designs is *a priori* not straightforward. However, here we use numerical examples to show that social welfare is always higher in the rebate-driven exclusivity case.

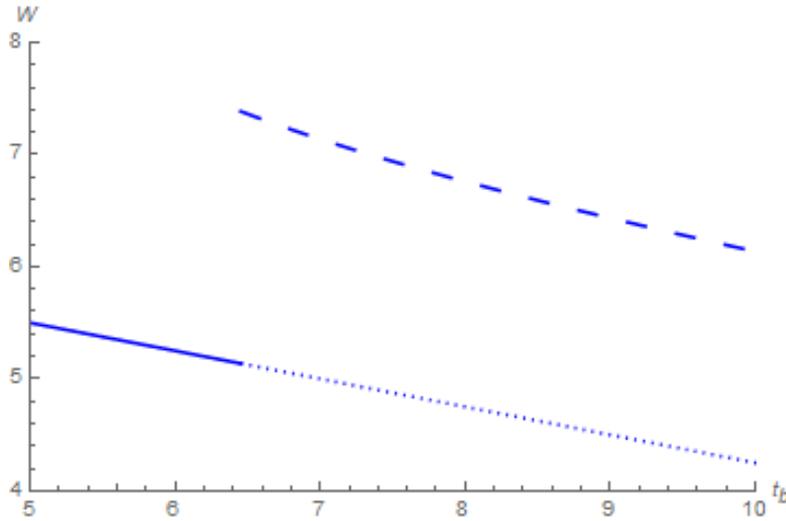
Proposition 2 *When both the forced exclusivity equilibrium and the rebate-driven exclusivity equilibrium are possible:*

- (i) *Buyers' surplus is always higher in the rebate-driven exclusivity case.*
- (ii) *There exist thresholds $\tilde{\alpha}_s$, such that the sellers' surplus is higher in the rebate-driven exclusivity case if $\alpha_s > \tilde{\alpha}_s$.*
- (iii) *Social welfare is always higher in the rebate-driven exclusivity case.*

Proposition 2 states that the exclusivity regime chosen by competing platforms is consistent with the first-best outcome in the industry. Although the context is different, this result is similar to the conclusion of [Carroni et al. \(2018\)](#).

An increase in platform differentiation on the buyers' side (an increase in t_b) has a non-ambiguous negative effect on welfare, under both forms of exclusivity. However, we know from *Lemma 3* that, all else being equal, an increase in buyers' transport costs facilitates the emergence of a rebate-driven equilibrium. It follows that an increase in platform differentiation on the buyers' side may have an ambiguous effect on welfare. Indeed, if initially t_b is such that only a forced exclusivity equilibrium is possible (it is too low), an increase may induce a change in equilibrium by making a rebate-driven exclusivity equilibrium possible, resulting in higher social welfare. To illustrate such a situation, [figure 5.9](#) compares welfare functions in the forced exclusivity case (solid line) and in the rebate-driven exclu-

Figure 5.9: Social welfare in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases, functions of the parameter t_b



sivity case (dashed line), functions of t_b , on their respective existence intervals. As an example, we choose the values $\alpha_s = 5$, $\alpha_b = 1$, $a = 0$, $t_s = 1$.

In such a situation, answering the question of the impact of an increase in t_b on social welfare is complex. To sum up, there are three possible cases. First, if t_b is higher than $\tilde{t}_{b,2}$, platforms compete on the basis of rebate-driven exclusivity, welfare is high (dashed line), and an increase in t_b decreases welfare. If t_b is lower than $\tilde{t}_{b,2}$ platforms compete on the basis of forced exclusivity, welfare is low (solid line), and an increase in t_b may decrease or increase welfare. An increase in t_b decreases welfare if, after the increase, t_b is still lower than $\tilde{t}_{b,2}$. However, if the increase is high enough (*i.e.* t_b is higher than $\tilde{t}_{b,2}$) the equilibrium switches from forced to rebate-driven exclusivity, resulting in a higher level of welfare.

5 Conclusion

We have presented a two-sided market model with rebates on access prices for exclusive sellers. It shows that, when it is possible, competing platforms are willing to use such a price scheme to encourage exclusivity from their loyalest sellers, as equilibrium profits are higher. We find that in a rebate-driven exclusivity regime, platforms charge higher access prices to both exclusive and non-exclusive sellers compared to the forced exclusivity regime. This result is somewhat counterintuitive as rebate-driven exclusivity would appear to be more seller-friendly than the forced exclusivity regime. Despite higher access prices, the equilibrium where platforms offer rebates to exclusive sellers is better than forced exclusivity from a social welfare point of view; however, it can only arise under more restrictive market conditions. Specifically, the rebate-driven exclusivity equilibrium can only arise when consumers have high enough transport costs, in short, if they are sufficiently captive.

This chapter provides some interesting results for platform managers. In order to switch to a rebate-driven exclusivity regime, a platform may have to make its buyers more captive, through loyalty programs or differentiation strategies, for instance. Furthermore, increasing platform differentiation on the buyers' side may have a positive effect on welfare, by making the rebate-driven exclusivity regime possible. However, increasing platform differentiation on the sellers' side may decrease platforms' profits.

We conclude with some potential extensions of our analysis. Although it is representative of a number of industries, we only consider the case where buyers do not pay access prices. One possible extension would be to build a model where buyers do pay access prices. We do not compare rebate-driven exclusivity with a situation where platforms compete without rebates, but where sellers can multi-home. Such a comparison would be challenging as it requires consideration of asymmetric cases; in particular, the situation where one platform uses rebates while the other does not, raising coordination issues.

Appendix E

Figure 5.10: Existence intervals on t_b with $\alpha_b = \alpha_s = \alpha$; w.r.t parameters t_s, α

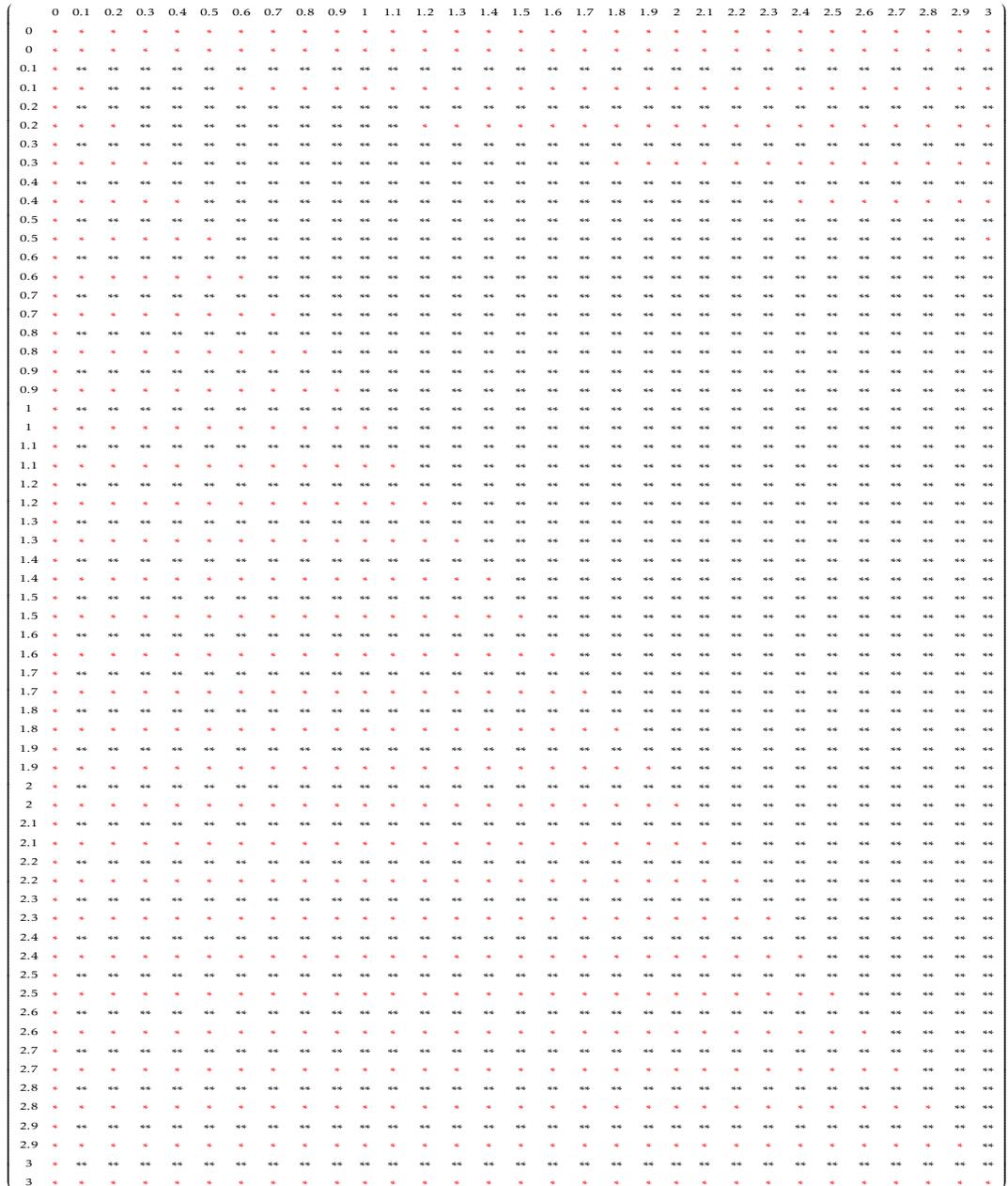
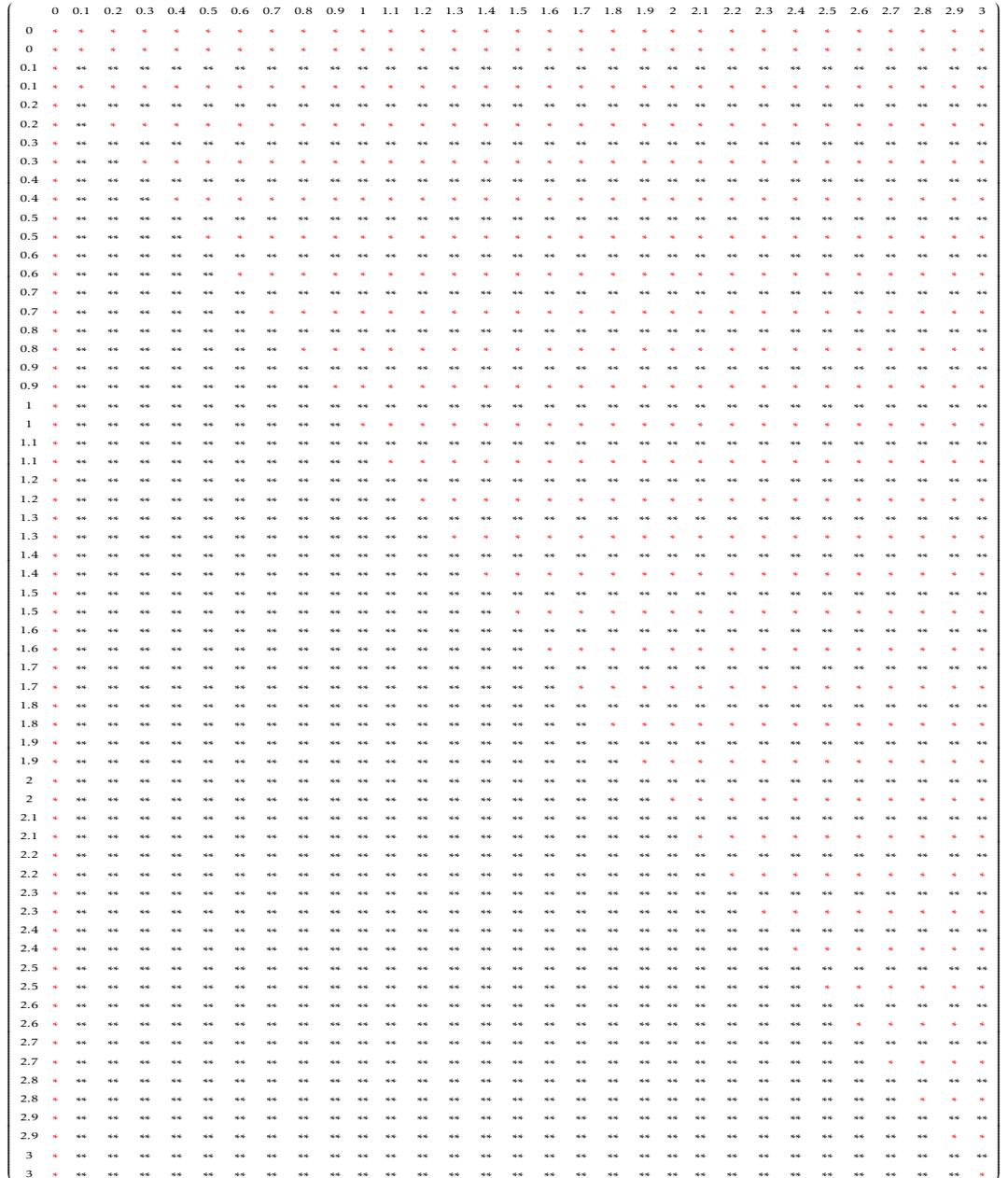


Figure 5.11: Existence intervals on t_s with $\alpha_b = \alpha_s = \alpha$; w.r.t parameters t_b, α



Proof of Proposition 1 (i)

With symmetric externalities equilibrium prices are the following:

$$p_i^* = t_s - \frac{\alpha^2}{t_b}$$

$$\gamma_i^{**} p_i^{**} = \frac{(t_b t_s - \alpha^2)(9\alpha^4 + 4t_b(\alpha + 10t_s)(t_b t_s - \alpha^2))}{t_b(9\alpha^4 + 32t_b t_s(t_b t_s - \alpha^2))}$$

To compare the prices we need to derive the sign of the difference $\gamma_i^{**} p_i^{**} - p_i^*$

$$\gamma_i^{**} p_i^{**} - p_i^* = \frac{4(\alpha + 2t_s)(\alpha^2 - t_b t_s)^2}{9\alpha^4 + 32t_b t_s(t_b t_s - \alpha^2)}$$

Using the structural conditions $\alpha > 0$, $t_s > 0$, $t_b > 0$ and $t_b t_s > \alpha^2$ it is straightforward to show that:

$$\gamma_i^{**} p_i^{**} - p_i^* > 0$$

Given that $p_i^{**} > \gamma_i^{**} p_i^{**}$ equilibrium prices are always higher with rebate driven exclusivity than forced exclusivity.

Proof of Proposition 1 (ii)

In the forced exclusivity equilibrium sellers split equally and the equilibrium number of sellers that join platform i is $\frac{1}{2}$, in the rebate driven exclusivity equilibrium because the total number of sellers that join platform i is at least equal to $\frac{1}{2}$ (it is higher as soon as a positive fraction of sellers choose to multi-home). Given that prices are higher in the rebate driven exclusivity equilibrium (Proposition 1 (i)) equilibrium profits are higher in the rebate driven equilibrium: $\pi^{**} > \pi^*$

Proof of Proposition 1 - asymmetric case

In the case where indirect network externalities are not the same, the difference in access prices $\gamma_i^{**} p_i^{**} - p_i^*$ is:

$$\gamma_i^{**} p_i^{**} - p_i^* = \frac{4(\alpha_s + 2t_s)(t_b t_s - \alpha_b \alpha_s)^2}{9\alpha_b^2 \alpha_s^2 - 32\alpha_b \alpha_s t_b t_s + 32t_b^2 t_s^2}$$

Using the structural conditions $\alpha_b > 0$, $\alpha_s > 0$, $t_b > 0$, $t_s > 0$ and $\alpha_b \alpha_s < t_b t_s$ it is straightforward to show that:

$$\gamma_i^{**} p_i^{**} - p_i^* > 0$$

Given that $p_i^{**} > \gamma_i^{**} p_i^{**}$ equilibrium prices are always higher with rebate driven exclusivity than forced exclusivity.

Conclusion générale

L'objectif de cette thèse était de mieux comprendre les conséquences du développement de l'économie collaborative, et le fonctionnement des plateformes de pair à pair. Afin de répondre aux nombreuses questions posées dans ce travail de thèse, nous avons eu une approche à la fois empirique et théorique. En exploitant des données d'enquête, nous avons pu établir un panorama des usages des plateformes collaboratives, en France (chapitre 1). Avec les deux chapitres suivants, nous nous sommes concentrés sur les dynamiques de développement de ces plateformes, à travers l'étude d'une plateforme de covoiturage, en exploitant des données d'entreprise (chapitre 2), et sur l'impact de ces plateformes sur les acteurs traditionnels, en exploitant des données collectées sur des plateformes dans le secteur de la location touristique (chapitre 3). Par une approche théorique, nous avons ensuite cherché à comprendre les effets de différentes régulations d'une plateforme d'hébergement entre particuliers (chapitre 4). Enfin, nous avons cherché à apporter une contribution à la littérature relative à la concurrence entre plateformes bifaces, en étudiant des stratégies de remises en prix visant à induire l'exclusivité côté offreurs (chapitre 5).

Les résultats de ces travaux, que nous résumons dans cette conclusion générale, ont plusieurs implications. Ces résultats pourront guider les décisions des pouvoirs publics, les stratégies des plateformes, et posent de nouvelles questions pour la recherche académique.

Le chapitre 1 établit un panorama des usages des plateformes collaboratives en France. Les résultats de ce chapitre indiquent que les individus diplômés ont une probabilité plus élevée d'être utilisateurs de plateformes collaboratives. Disposer d'un niveau de revenu confortable affecte positivement la probabilité d'être utilisateur d'une plateforme d'hébergement collaboratif ou de covoiturage, côté demande. Disposer d'un revenu confortable diminue la probabilité d'utiliser une place de marché, côté demande. Ce résultat suggère que les places de marché pourraient être utilisées par des individus aux revenus modestes, pour trouver des biens à des prix plus faibles que ceux des biens neufs. Les places de marché, côté demande, sont également particulièrement appréciées par des familles avec enfants, ainsi qu'une population âgée entre 25 et 34 ans. Les plateformes de covoiturage sont particulièrement appréciées par les moins de 25 ans. Avoir une meilleure connaissance des usages des plateformes collaboratives par les Français est essentiel pour mesurer les effets attendus d'une intervention des pouvoirs publics, aussi bien pour des politiques qui viseraient à stimuler l'utilisation de ces plateformes, que pour des politiques qui chercheraient à les encadrer. Il est utile de connaître les profils socio-économiques des utilisateurs, afin d'avoir une idée précise des catégories sociales qui pourraient être affectées par l'intervention des pouvoirs publics.

Le chapitre 2, consacré à l'étude des dynamiques de développement d'une plateforme de covoiturage, souligne les difficultés que rencontrent les plateformes collaboratives pour entrer sur un marché. Pour se développer, une plateforme doit être attractive aux yeux des utilisateurs, pour cela elle a besoin d'attirer un nombre suffisant d'utilisateurs. Les résultats indiquent l'existence d'effets de participation et d'usage, ce qui confirme l'importance des effets de réseau sur ce type de plateforme. Il est important pour les pouvoirs publics d'avoir à l'esprit ces mécanismes et leurs implications pour les plateformes afin de mieux anticiper l'impact de mesures qu'ils pourraient mettre en place.

Le chapitre 3 s'intéresse aux effets de l'économie des plateformes sur les acteurs traditionnels. Les résultats indiquent qu'à Paris la présence d'hôtes Airbnb autour d'un hôtel peut exercer une pression sur le prix de ce dernier, significative,

bien que modérée. Cet effet serait plus fort pour les hôtels de faible qualité. Les résultats obtenus indiquent également un effet de la présence d'aménités urbaines sur la présence d'hôtes Airbnb et le prix des nuitées. Cette connaissance permet aux villes de mieux comprendre la répartition géographique des offreurs Airbnb, et mieux anticiper l'évolution de la présence des offreurs.

Le chapitre 4 montre que, dans un contexte de concurrence entre la plateforme et un acteur traditionnel, la régulation de l'activité d'une plateforme d'hébergement peut prendre plusieurs formes, mais que ces régulations ont des effets différenciés sur les prix payés par les consommateurs. Les résultats indiquent que la mise en place d'un prix plafond pour la location de courte durée visant à contenir l'écart avec les niveaux de loyers payés par les résidents locaux pourrait avoir des effets positifs. Une telle mesure bénéficierait aux habitants de la ville, locataires, à travers une baisse du nombre de logements dédiés à la location aux touristes, et pourrait même profiter à ces derniers à travers une baisse des prix des nuitées.

Enfin, concernant la régulation de la concurrence entre plateformes, le chapitre 5 s'intéresse aux effets de la mise en place par les plateformes de stratégies de remises en prix accordées aux offreurs qui choisiraient de rester exclusifs. Les résultats indiquent que des plateformes en concurrence préfèrent toujours un régime avec remises en prix conditionnées à l'exclusivité des offreurs plutôt qu'un régime où l'exclusivité serait imposée aux offreurs. Lorsque les plateformes se font concurrence avec des remises en prix, les prix d'accès payés par les utilisateurs non exclusifs et exclusifs sont plus élevés que les prix payés par les utilisateurs lorsque l'exclusivité est imposée. Les gains côté consommateur et les profits plus élevés des plateformes étant toujours plus élevés que la perte de surplus côté offreur, les remises en prix conditionnées à l'exclusivité apparaissent bénéfiques du point de vue du bien-être global. Par ailleurs, le régime de remises en prix conditionnées à l'exclusivité ne pouvant exister que si les plateformes sont suffisamment différenciées du côté des acheteurs, des stratégies de différenciation ou de fidélisation des acheteurs peuvent sous certaines conditions avoir des effets positifs sur le bien-être global.

Les résultats de ce travail de thèse ont des implications pour les plateformes.

Les résultats du chapitre 1 permettent aux plateformes de mieux cerner les profils socio-économiques des utilisateurs. Les plateformes pourraient s'en inspirer pour améliorer les services proposés et leur communication avec les utilisateurs, ou encore, leur communication auprès des non-utilisateurs. Les résultats du chapitre 1 confirment que la confiance continue de jouer un rôle déterminant dans l'utilisation des plateformes de pair à pair, et ce malgré la mise en place de systèmes de notation et réputation. Ce résultat suggère qu'il reste essentiel de veiller à limiter l'incertitude sur la qualité des biens ou services proposés par les utilisateurs de ces plateformes, pour encourager leur développement.

Les résultats du chapitre 2 identifient l'existence d'externalités de participation et d'usage, et suggèrent que les effets de contagion spatiale jouent un rôle important dans le développement de la plateforme de covoiturage. La comparaison de l'intensité relative de ces effets permet à une plateforme de mieux anticiper l'évolution du nombre d'utilisateurs et les coûts de communication nécessaires pour atteindre une masse critique dans chaque unité géographique pertinente. Par ailleurs, les résultats indiquent que la stratégie de création de communautés au sein de la plateforme est efficace pour attirer des utilisateurs et atteindre une masse critique. La création de communautés parvient à stimuler efficacement le développement de la plateforme.

Les résultats du chapitre 3 permettent de comprendre l'effet de la présence d'aménités urbaines sur les prix des nuitées sur Airbnb. La méthode employée pourrait être adaptée pour affiner la mesure de l'attractivité d'une zone géographique et améliorer les systèmes de recommandations en prix.

Enfin, les résultats du chapitre 5 sont utiles aux plateformes puisqu'ils indiquent qu'un régime dans lequel l'exclusivité n'est pas imposée aux offreurs, mais encouragée à travers des remises en prix est préférable à un régime d'exclusivité stricte. En d'autres termes, un régime plus souple pour les offreurs permet aux plateformes d'atteindre des profits plus élevés. Pour qu'un tel régime

d'exclusivité puisse être mis en place, il est nécessaire de fidéliser les acheteurs, afin que la différenciation perçue du côté des acheteurs soit suffisante.

Les travaux présentés dans cette thèse suggèrent plusieurs pistes de recherche.

L'étude des profils socio-économiques des utilisateurs de plateformes collaboratives pourrait être enrichie en explorant simultanément l'utilisation des plateformes et la participation à des formes de consommation plus traditionnelles appartenant à l'économie collaborative. L'étude des gains monétaires obtenus à travers les plateformes pourrait également être étendue au surplus généré pour les consommateurs. Concernant les dynamiques de diffusion d'une plateforme, il serait intéressant d'étudier plus finement la notion de masse critique, ville par ville, pour comprendre quel est le nombre d'utilisateurs qu'il faut acquérir dans chaque unité géographique pour atteindre une situation dans laquelle la trajectoire de diffusion accélère. Il serait également utile de relier ces trajectoires de diffusion à la présence de plateformes concurrentes, ou d'alternatives. Le chapitre consacré à l'impact d'Airbnb sur l'industrie hôtelière ouvre la voie à plusieurs questions de recherche. Il existe peu d'études concernant l'impact des plateformes dans de plus petites villes, dans lesquelles la présence de la plateforme rapportée au nombre de logements est parfois encore plus importante que dans les capitales. L'impact d'Airbnb sur d'autres variables que les prix et les revenus du secteur hôtelier n'a pas encore fait l'objet d'études, il serait intéressant de s'intéresser à l'impact sur les stratégies de communication, ou sur la qualité des services proposés par les hôtels. Par ailleurs, si la mesure des externalités négatives générées par l'activité de ces plateformes commence à faire l'objet de recherches, la mesure des externalités positives reste encore très peu explorée.

Table des figures

- 1.1 Nombre de types de plateformes par utilisateur 26
- 1.2 Distribution des gains monétaires des offreurs sur le dernier mois . 28
- 1.3 Origine des gains monétaires des offreurs 59

- 2.1 Localisation des villes où la plateforme est la plus active en nombre d'utilisateurs en janvier 2017 66
- 2.2 Localisation des villes dans lesquelles la plateforme iDVROOM est la plus active en nombre de trajets courts en janvier 2018. 67
- 2.3 Nombre de nouveaux inscrits chaque mois et nombre de communautés dans la ville d' Amiens 69
- 2.4 Nombre de nouveaux inscrits chaque mois et nombre de communautés dans la ville d'Angers 70
- 2.5 Communes où la plateforme est la plus active en nombre de trajets courts - janvier 2014 81
- 2.6 Communes où la plateforme est la plus active en nombre de trajets courts - janvier 2017 82
- 2.7 Localisation des villes dans lesquelles la plateforme iDVROOM est la plus active en nombre de trajets intermédiaires (janvier 2018) . . 88
- 2.8 Localisation des villes dans lesquelles la plateforme iDVROOM est la plus active en nombre de trajets longs (janvier 2018) 89
- 2.9 Relation entre le ratio trajets/habitant et le taux de chômage 90
- 2.10 Emplacement des villes retenues pour l'analyse des caractéristiques des villes les plus actives (trajets >50km) 91

3.1	Emplacement des logements Airbnb (6 mars 2018).	100
3.2	Emplacement des hôtels sur Booking.com en juin 2018, par nombre d'étoiles.	102
3.3	Prix des logements airbnb (gauche) et des hôtels Booking.com (droite) en fonction de l'indicateur d'aménités.	114
3.4	Indice d'aménités estimé pour chaque endroit à Paris.	121
4.1	Summary table of the effects of alternative regulations	141
5.1	Equilibrium access prices in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases	165
5.2	Equilibrium access prices in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases	167
5.3	Equilibrium access prices in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases	168
5.4	Equilibrium access prices in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases	171
5.5	Equilibrium profits in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases	173
5.6	Equilibrium profits in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases	173
5.7	Equilibrium profits in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases	174
5.8	Sellers' surpluses in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases	177
5.9	Social welfare in forced exclusivity and rebate-driven exclusivity cases, functions of the parameter t_b	179
5.10	Existence intervals on t_b with $\alpha_b = \alpha_s = \alpha$; w.r.t parameters t_s, α . . .	181
5.11	Existence intervals on t_s with $\alpha_b = \alpha_s = \alpha$; w.r.t parameters t_b, α . . .	182

Liste des tableaux

1.1	Catégorisation des plateformes collaboratives	19
1.2	Taux d'utilisation de plateformes au cours des 12 derniers mois	25
1.3	Taux d'utilisation et répartition entre offre et demande par type de plateforme	27
1.4	Modèle probit par type de plateforme, et diversité des usages - effets marginaux	31
1.5	Fréquences par type d'usage et type de plateforme	37
1.6	Modèle probit bivarié sur plateformes d'hébergement	39
1.7	Modèle probit bivarié sur plateformes de covoiturage	40
1.8	Modèle probit bivarié sur places de marché	41
1.9	Les déterminants des gains obtenus sur des plateformes	45
1.12	Probit trivarié - utilisation par type de plateforme	50
1.10	Statistiques descriptives	51
1.11	Comparaison fréquence/pourcentage avec population française (données INSEE)	52
1.13	Coefficients de corrélation issus du probit trivarié	52
1.14	Modèle probit simple par type de plateforme	53
1.15	Modèle probit sur la diversité des usages	54
1.16	Modèle probit bivarié sur plateformes d'hébergement - effets marginaux	55
1.17	Modèle probit bivarié sur plateformes de covoiturage - effets marginaux	56

1.18	Modèle probit bivarié sur places de marché - effets marginaux . . .	57
1.19	Déterminants des gains obtenus sur des plateformes - tests de robustesse	58
2.1	Statistiques descriptives	72
2.2	Les déterminants de la densité d'offre de covoiturage dans une ville (trajets/habitants) sur la plateforme iDVROOM	73
2.3	Les déterminants de l'évolution des inscriptions sur la plateforme iDVROOM par ville	76
2.4	Les déterminants de l'évolution des trajets courts, intermédiaires et longs sur la plateforme iDVROOM, par ville	78
2.5	Les déterminants de l'évolution des trajets courts, intermédiaires et longs sur iDVROOM par commune avec effets spatiaux	84
2.6	Les déterminants de l'évolution des trajets courts, intermédiaires et longs sur la plateforme iDVROOM, incluant des effets mois et année	92
3.1	Corrélations entre le nombre de logements (Hôtels ou Airbnb) dénombrés par quartier avec les caractéristiques des environs (dans un rayon de 500m).	104
3.2	Résultats des régressions du prix des logements Airbnb.	113
3.3	Résultats régressions prix des hotels	116
3.4	Statistiques descriptives des données utilisées dans la régression du prix des logements Airbnb.	119
3.5	Statistiques descriptives des données utilisées dans la régression du prix des hôtels.	120
3.6	Regroupement de variables d'aménités.	122

Bibliographie

- Abrate, G., G. Fraquelli et G. Viglia. 2012, «Dynamic pricing strategies : Evidence from european hotels», *International Journal of Hospitality Management*, vol. 31, n° 1, doi :10.1016/j.ijhm.2011.06.003, p. 160–168. URL <https://doi.org/10.1016%2Fj.ijhm.2011.06.003>.
- Adcock Jr, W. O., E. C. Hirschman et J. L. Goldstucker. 1977, «Bank credit card users : An updated profile.», *Advances in Consumer Research*, vol. 4, n° 1.
- Aguiar, L. et J. Waldfogel. 2018, «As streaming reaches flood stage, does it stimulate or depress music sales?», *International Journal of Industrial Organization*, vol. 57, doi :10.1016/j.ijindorg.2017.06.004, p. 278–307. URL <https://doi.org/10.1016%2Fj.ijindorg.2017.06.004>.
- Akerlof, G. A. 1970, «The market for "lemons" : Quality uncertainty and the market mechanism», *The quarterly journal of economics*, p. 488–500.
- Albinsson, P. A. et B. Yasanthi Perera. 2012, «Alternative marketplaces in the 21st century : Building community through sharing events», *Journal of consumer Behaviour*, vol. 11, n° 4, p. 303–315.
- Armstrong, M. 2006, «Competition in two-sided markets», *The RAND Journal of Economics*, vol. 37, n° 3, doi :10.1111/j.1756-2171.2006.tb00037.x, p. 668–691. URL <https://doi.org/10.1111%2Fj.1756-2171.2006.tb00037.x>.
- Armstrong, M. et J. Wright. 2007, «Two-sided markets, competitive bottlenecks and exclusive contracts», *Economic Theory*, vol. 32, n° 2, p. 353–380.

- Arts, R. T. F., Joep WC et T. H. Bijmolt. 2011, «Generalizations on consumer innovation adoption : A meta-analysis on drivers of intention and behavior.», *International Journal of Research in Marketing*, vol. 28.2, p. 134–144.
- Böcker, L. et T. Meelen. 2017, «Sharing for people, planet or profit? analysing motivations for intended sharing economy participation», *Environmental Innovation and Societal Transitions*, vol. 23, doi :10.1016/j.eist.2016.09.004, p. 28–39. URL <https://doi.org/10.1016%2Fj.eist.2016.09.004>.
- Belleflamme, P. et M. Peitz. 2010, «Platform competition and seller investment incentives», *European Economic Review*, vol. 54, n° 8, p. 1059–1076.
- Belleflamme, P. et M. Peitz. 2017, «Platform competition : who benefits from multihoming?», .
- Belleflamme, P. et E. Toulemonde. 2017, «Tax incidence on competing two-sided platforms», *Journal of Public Economic Theory*, vol. 20, n° 1, doi :10.1111/jpet.12275, p. 9–21. URL <https://doi.org/10.1111%2Fjpet.12275>.
- Bellman, S., G. L. Lohse et E. J. Johnson. 1999, «Predictors of online buying behavior», *Communications of the ACM*, vol. 42, n° 12, p. 32–38.
- Berger, T., C. Chen et C. B. Frey. 2018, «Drivers of disruption? estimating the uber effect», *European Economic Review*, vol. 110, doi :10.1016/j.euroecorev.2018.05.006, p. 197–210. URL <https://doi.org/10.1016%2Fj.euroecorev.2018.05.006>.
- Böcker, L. et T. Meelen. 2016, «Sharing for people, planet or profit? analysing motivations for intended sharing economy participation», *Environmental Innovation and Societal Transitions*.
- Botsman, R. et R. Rogers. 2010, «What’s mine is yours», *The rise of collaborative consumption*.

- Bourreau, M., B. Caillaud et R. D. Nijs. 2017, «Taxation of a digital monopoly platform», *Journal of Public Economic Theory*, vol. 20, n° 1, doi :10.1111/jpet.12255, p. 40–51. URL <https://doi.org/10.1111%2Fjpet.12255>.
- Boyd, D. et N. Ellison. 2007, «Social network sites : Definition, history, and scholarship», *Journal of Computer-Mediated Communication*, vol. 13, n° 1, doi : 10.1111/j.1083-6101.2007.00393.x, p. 210–230. URL <https://doi.org/10.1111%2Fj.1083-6101.2007.00393.x>.
- Burtch, G. et J. Ramaprasad. 2016, «Assessing and quantifying local network effects in an online dating market», *SSRN Electronic Journal*, doi :10.2139/ssrn.2832917. URL <https://doi.org/10.2139%2Fssrn.2832917>.
- Cabral, L. et A. Hortaçsu. 2010, «THE DYNAMICS OF SELLER REPUTATION : EVIDENCE FROM EBAY», *The Journal of Industrial Economics*, vol. 58, n° 1, doi :10.1111/j.1467-6451.2010.00405.x, p. 54–78. URL <https://doi.org/10.1111%2Fj.1467-6451.2010.00405.x>.
- Caillaud, B. et B. Jullien. 2003, «Chicken & egg : Competition among intermediation service providers», *The RAND Journal of Economics*, vol. 34, n° 2, doi : 10.2307/1593720, p. 309. URL <https://doi.org/10.2307%2F1593720>.
- Cansoy, M. et J. Schor. 2016, «Who gets to share in the «sharing economy» : Understanding the patterns of participation and exchange in airbnb», *Unpublished Paper, Boston College*.
- Cao, G., G. Z. Jin et L.-A. Zhou. 2018, «Market expanding or market stealing? platform competition in bike-sharing», cahier de recherche, doi :10.3386/w24938. URL <https://doi.org/10.3386%2Fw24938>.
- Carroni, E., L. Madio et S. Shekhar. 2018, «Superstars in two-sided markets : Exclusives or not?», *SSRN Electronic Journal*, doi :10.2139/ssrn.3243777. URL <https://doi.org/10.2139%2Fssrn.3243777>.

- Chang, C.-W., Y.-S. Lin et H. Ohta. 2013, «Optimal location in two-sided markets», *Economic Modelling*, vol. 35, p. 743–750.
- Charpentier, A. et E. Gallic. 2016, «Kernel density estimation based on riple's correction», *GeoInformatica*, vol. 20, n° 1, p. 95–116. URL <https://doi.org/10.1007/s10707-015-0232-z>.
- Chasin, F., M. von Hoffen, B. Hoffmeister et J. Becker. 2018, «Reasons for failures of sharing economy businesses», *MIS Quarterly Executive*, vol. 17, n° 3, p. 185–199.
- Choi, J. P. 2010, «Tying in two-sided markets with multi-homing», *The Journal of Industrial Economics*, vol. 58, n° 3, p. 607–626.
- Chu, J. et P. Manchanda. 2016, «Quantifying cross and direct network effects in online consumer-to-consumer platforms», *Marketing Science*, vol. 35, n° 6, doi :10.1287/mksc.2016.0976, p. 870–893. URL <https://doi.org/10.1287/2Fmksc.2016.0976>.
- Coles, P. A., M. Egedal, I. G. Ellen, X. Li et A. Sundararajan. 2017, «Airbnb usage across new york city neighborhoods : Geographic patterns and regulatory implications», *SSRN Electronic Journal*, doi :10.2139/ssrn.3048397. URL <https://doi.org/10.2139%2Fssrn.3048397>.
- Cullen, Z. et C. Farronato. 2014, «Outsourcing tasks online : Matching supply and demand on peer-to-peer internet platforms», *Job Market Paper*.
- Datta, H., G. Knox et B. J. Bronnenberg. 2018, «Changing their tune : How consumers' adoption of online streaming affects music consumption and discovery», *Marketing Science*, vol. 37, n° 1, doi :10.1287/mksc.2017.1051, p. 5–21. URL <https://doi.org/10.1287%2Fmksc.2017.1051>.
- Dickerson, M. D. et J. W. Gentry. 1983, «Characteristics of adopters and non-adopters of home computers», *Journal of Consumer research*, vol. 10, n° 2, p. 225–235.

- Dills, A. K. et S. E. Mulholland. 2018, «Ride-sharing, fatal crashes, and crime», *Southern Economic Journal*, vol. 84, n° 4, doi :10.1002/soej.12255, p. 965–991. URL <https://doi.org/10.1002%2Fsoej.12255>.
- Doganoglu, T. et J. Wright. 2010, «Exclusive dealing with network effects», *International Journal of Industrial Organization*, vol. 28, n° 2, p. 145–154.
- Drouard, J. 2011, «Costs or gross benefits?—what mainly drives cross-sectional variance in internet adoption», *Information Economics and Policy*, vol. 23.1, p. 127–140.
- Eckert, A. et D. S. West. 2008, «Radius restrictions on retail chains and the similarity of neighboring shopping centers», *International Journal of the Economics of Business*, vol. 15, n° 3, doi :10.1080/13571510802465088, p. 281–300. URL <https://doi.org/10.1080%2F13571510802465088>.
- Economides, N. 1989, «Symmetric equilibrium existence and optimality in differentiated product markets», *Journal of Economic Theory*, vol. 47, n° 1, doi :10.1016/0022-0531(89)90108-7, p. 178–194. URL <https://doi.org/10.1016%2F0022-0531%2889%2990108-7>.
- Economides, N. et D. Encaoua. 1996, «Special issue on network economics : Business conduct and market structure», *International Journal of Industrial Organization*, vol. 14, n° 6, doi :10.1016/0167-7187(96)01019-3, p. 669–671. URL <https://doi.org/10.1016%2F0167-7187%2896%2901019-3>.
- Edelman, B. G. et D. Geradin. 2015, «Efficiencies and regulatory shortcuts : How should we regulate companies like airbnb and uber?», *SSRN Electronic Journal*, doi :10.2139/ssrn.2658603. URL <https://doi.org/10.2139%2Fssrn.2658603>.
- Einav, L., C. Farronato et J. Levin. 2015, «Peer-to-peer markets», cahier de recherche, doi :10.3386/w21496. URL <https://doi.org/10.3386%2Fw21496>.

- Evans, D. S. 2009, «How catalysts ignite : the economics of platform-based start-ups», *Platforms, markets and innovation*, p. 99–128.
- Evans, D. S. et R. Schmalensee. 2010, «Failure to launch : Critical mass in platform businesses», *Review of Network Economics*, vol. 9, n° 4, doi :10.2202/1446-9022.1256. URL <https://doi.org/10.2202%2F1446-9022.1256>.
- Evans, D. S., R. Schmalensee, M. D. Noel, H. H. Chang et D. D. Garcia-Swartz. 2011, «Platform economics : Essays on multi-sided businesses», *PLATFORM ECONOMICS : ESSAYS ON MULTI-SIDED BUSINESSES*, David S. Evans, ed., *Competition Policy International*.
- Farajallah, M., R. G. Hammond et T. Pénard. 2016, «What drives pricing behavior in peer-to-peer markets? evidence from the carsharing platform BlaBlaCar», *SSRN Electronic Journal*, doi :10.2139/ssrn.2828046. URL <https://doi.org/10.2139%2Fssrn.2828046>.
- Farrell, J. et G. Saloner. 1985, «Standardization, compatibility, and innovation», *The RAND Journal of Economics*, vol. 16, n° 1, doi :10.2307/2555589, p. 70. URL <https://doi.org/10.2307%2F2555589>.
- Farronato, C. et A. Fradkin. 2018, «The welfare effects of peer entry in the accommodation market : The case of airbnb», *cahier de recherche*, doi :10.3386/w24361. URL <https://doi.org/10.3386%2Fw24361>.
- Gaigne, C., H. R. Koster, F. Moizeau et J.-F. Thisse. 2017, «Amenities and the social structure of cities», *SSRN Electronic Journal*, doi :10.2139/ssrn.2959386. URL <https://doi.org/10.2139%2Fssrn.2959386>.
- Gal-Or, E. 2018, «Peer-to-peer sharing in the lodging market : Evaluating implications for social welfare and profitability», *Journal of Economics & Management Strategy*, vol. 27, n° 4, doi :10.1111/jems.12247, p. 686–704. URL <https://doi.org/10.1111%2Fjems.12247>.

- Goldfarb, A. et J. Prince. 2008, «Internet adoption and usage patterns are different : Implications for the digital divide», *Information Economics and Policy*, vol. 20.1, p. 2–15.
- Goolsbee, A. et J. Zittrain. 1999, «Evaluating the costs and benefits of taxing internet commerce», *National Tax Journal*, p. 413–428.
- Gutiérrez, J., J. C. García-Palomares, G. Romanillos et M. H. Salas-Olmedo. 2017, «The eruption of airbnb in tourist cities : Comparing spatial patterns of hotels and peer-to-peer accommodation in barcelona», *Tourism Management*, vol. 62, doi :10.1016/j.tourman.2017.05.003, p. 278–291. URL <https://doi.org/10.1016%2Fj.tourman.2017.05.003>.
- Gutt, D. et P. Herrmann. 2015, «Sharing means caring? hosts' price reaction to rating visibility.», dans *ECIS*.
- Guttentag, D. A. et S. L. Smith. 2017, «Assessing airbnb as a disruptive innovation relative to hotels : Substitution and comparative performance expectations», *International Journal of Hospitality Management*, vol. 64, doi :10.1016/j.ijhm.2017.02.003, p. 1–10. URL <https://doi.org/10.1016%2Fj.ijhm.2017.02.003>.
- Hagiu, A. 2006, «Pricing and commitment by two-sided platforms», *The RAND Journal of Economics*, vol. 37, n° 3, doi :10.1111/j.1756-2171.2006.tb00039.x, p. 720–737. URL <https://doi.org/10.1111%2Fj.1756-2171.2006.tb00039.x>.
- Hagiu, A. 2009, «Two-sided platforms : Product variety and pricing structures», *Journal of Economics & Management Strategy*, vol. 18, n° 4, doi : 10.1111/j.1530-9134.2009.00236.x, p. 1011–1043. URL <https://doi.org/10.1111%2Fj.1530-9134.2009.00236.x>.
- Hagiu, A. et H. Hałaburda. 2014, «Information and two-sided platform profits», *International Journal of Industrial Organization*, vol. 34, doi :10.1016/j.ijindorg.2014.04.001, p. 25–35. URL <https://doi.org/10.1016%2Fj.ijindorg.2014.04.001>.

- Hagiu, A. et R. S. Lee. 2011, «Exclusivity and control», *Journal of Economics & Management Strategy*, vol. 20, n° 3, p. 679–708.
- Hamari, J., M. Sjöklint et A. Ukkonen. 2015, «The sharing economy : Why people participate in collaborative consumption», *Journal of the Association for Information Science and Technology*, vol. 67, n° 9, doi :10.1002/asi.23552, p. 2047–2059. URL <https://doi.org/10.1002%2Fasi.23552>.
- Hamari, M. S., Juho et A. Ukkonen. 2015, «The sharing economy : Why people participate in collaborative consumption», *Journal of the Association for Information Science and Technology*.
- Hoffman, D. L., W. D. Kalsbeek et T. P. Novak. 1996, «Internet and web use in the us», *Communications of the ACM*, vol. 39, n° 12, p. 36–46.
- Horn, K. et M. Merante. 2017, «Is home sharing driving up rents? evidence from airbnb in boston», *Journal of Housing Economics*, vol. 38, doi :10.1016/j.jhe.2017.08.002, p. 14–24. URL <https://doi.org/10.1016%2Fj.jhe.2017.08.002>.
- Horton, J. J. et R. J. Zeckhauser. 2016, «Owning, using and renting : Some simple economics of the sharing economy», *SSRN Electronic Journal*, doi :10.2139/ssrn.2730850. URL <https://doi.org/10.2139%2Fssrn.2730850>.
- Hunold, M., R. Kesler, U. Laitenberger et F. Schlütter. 2018, «Evaluation of best price clauses in online hotel bookings», *International Journal of Industrial Organization*, doi :10.1016/j.ijindorg.2018.03.008. URL <https://doi.org/10.1016%2Fj.ijindorg.2018.03.008>.
- Im, S., B. L. Bayus et C. H. Mason. 2003, «An empirical study of innate consumer innovativeness, personal characteristics, and new-product adoption behavior», *Journal of the Academy of Marketing Science*, vol. 31, n° 1, p. 61–73.
- Jeitschko, T. D. et M. J. Tremblay. 2015, «Platform competition with endogenous homing», .

- Jeon, D.-S. et J.-C. Rochet. 2010, «The pricing of academic journals : A two-sided market perspective», *American Economic Journal : Microeconomics*, vol. 2, n° 2, doi :10.1257/mic.2.2.222, p. 222–255. URL <https://doi.org/10.1257/mic.2.2.222>.
- Jin, G. Z. et M. Rysman. 2015, «Platform pricing at sports card conventions», *The Journal of Industrial Economics*, vol. 63, n° 4, doi :10.1111/joie.12088, p. 704–735. URL <https://doi.org/10.1111/joie.12088>.
- Jolivet, G., B. Jullien et F. Postel-Vinay. 2016, «Reputation and prices on the e-market : Evidence from a major french platform», *International Journal of Industrial Organization*, vol. 45, doi :10.1016/j.ijindorg.2016.01.003, p. 59–75. URL <https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2016.01.003>.
- Katz, M. L. et C. Shapiro. 1985, «Network externalities, competition, and compatibility», *The American economic review*, vol. 75, n° 3, p. 424–440.
- Kehoe, C., J. Pitkow, K. Sutton, G. Aggarwal et J. D. Rogers. 1999, «Results of gvu's tenth world wide web user survey», *Retrieved April*, vol. 3, p. 2003.
- Kind, H. J., M. Koethenbueger et G. Schjelderup. 2009, «Tax responses in platform industries», *SSRN Electronic Journal*, doi :10.2139/ssrn.1554834. URL <https://doi.org/10.2139/ssrn.1554834>.
- Koopman, C., M. D. Mitchell et A. D. Thierer. 2014, «The sharing economy and consumer protection regulation : The case for policy change», *SSRN Electronic Journal*, doi :10.2139/ssrn.2535345. URL <https://doi.org/10.2139/ssrn.2535345>.
- Kraut, R., W. Scherlis, T. Mukhopadhyay, J. Manning et S. Kiesler. 1996, «Home-net : A field trial of residential internet services», dans *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM, p. 284–291.
- Kroft, K. et D. G. Pope. 2014, «Does online search crowd out traditional search and improve matching efficiency? evidence from craigslist», *Journal of Labor*

- Economics*, vol. 32, n° 2, doi :10.1086/673374, p. 259–303. URL <https://doi.org/10.1086%2F673374>.
- Lamberton, C. P. et R. L. Rose. 2012, «When is ours better than mine? a framework for understanding and altering participation in commercial sharing systems», *Journal of Marketing*, vol. 76, n° 4, p. 109–125.
- Laouénan, M. et R. Rathelot. 2017, «Ethnic discrimination on an online marketplace of vacation rental», .
- Le Guel, F., T. Pénard et R. Suire. 2005, «Adoption et usage marchand de l'internet : une étude économétrique sur données bretonnes», *Economie & prévision*, , n° 1, p. 67–84.
- Lee, R. S. 2013, «Vertical integration and exclusivity in platform and two-sided markets», *American Economic Review*, vol. 103, n° 7, doi :10.1257/aer.103.7.2960, p. 2960–3000. URL <https://doi.org/10.1257%2Faer.103.7.2960>.
- Lee, S. et J. Lin. 2017, «Natural amenities, neighbourhood dynamics, and persistence in the spatial distribution of income», *The Review of Economic Studies*, vol. 85, n° 1, p. 663–694.
- Lee, S. K. et S. S. Jang. 2012, «Premium or discount in hotel room rates? the dual effects of a central downtown location», *Cornell Hospitality Quarterly*, vol. 53, n° 2, doi :10.1177/1938965512441056, p. 165–173. URL <https://doi.org/10.1177%2F1938965512441056>.
- Li, J., A. Moreno et D. J. Zhang. 2015, «Agent behavior in the sharing economy : Evidence from airbnb», *SSRN Electronic Journal*, doi :10.2139/ssrn.2708279. URL <https://doi.org/10.2139%2Fssrn.2708279>.
- Li, Z. et T. Penard. 2013, «The role of quantitative and qualitative network effects in b2b platform competition», *Managerial and Decision Economics*, vol. 35, n° 1, doi :10.1002/mde.2602, p. 1–19. URL <https://doi.org/10.1002%2Fmde.2602>.

- Liu, M., E. Brynjolfsson et J. Dowlatabadi. 2018, «Do digital platforms reduce moral hazard? the case of uber and taxis», *SSRN Electronic Journal*, doi : 10.2139/ssrn.3239763. URL <https://doi.org/10.2139%2Fssrn.3239763>.
- Liu, Q. et K. Serfes. 2013, «Price discrimination in two-sided markets», *Journal of Economics & Management Strategy*, vol. 22, n° 4, p. 768–786.
- Malhotra, A. et M. V. Alstyne. 2014, «The dark side of the sharing economy ... and how to lighten it», *Communications of the ACM*, vol. 57, n° 11, doi :10.1145/2668893, p. 24–27. URL <https://doi.org/10.1145%2F2668893>.
- Manski, C. F. 2000, «Economic analysis of social interactions», cahier de recherche, National bureau of economic research.
- Mantovani, A., C. A. Piga et C. Reggiani. 2017, «The dynamics of online hotel prices and the EU booking.com case», *SSRN Electronic Journal*, doi :10.2139/ssrn.3049339. URL <https://doi.org/10.2139%2Fssrn.3049339>.
- Miller, S. R. 2014, «Transferable sharing rights : A theoretical model for regulating airbnb and the short-term rental market», *SSRN Electronic Journal*, doi : 10.2139/ssrn.2514178. URL <https://doi.org/10.2139%2Fssrn.2514178>.
- Ozanne, L. K. et P. W. Ballantine. 2010, «Sharing as a form of anti-consumption? an examination of toy library users», *Journal of Consumer Behaviour*, vol. 9, n° 6, p. 485–498.
- Parker, G. G., M. W. Van Alstyne et S. P. Choudary. 2016, *Platform revolution : How networked markets are transforming the economy—and how to make them work for you*, WW Norton & Company.
- Quattrone, G., D. Proserpio, D. Quercia, L. Capra et M. Musolesi. 2016, «Who benefits from the "sharing" economy of airbnb?», dans *Proceedings of the 25th International Conference on World Wide Web - WWW '16*, ACM Press, doi :10.1145/2872427.2874815. URL <https://doi.org/10.1145%2F2872427.2874815>.

- Reisinger, M. 2014, «Two-part tariff competition between two-sided platforms», *European Economic Review*, vol. 68, doi :10.1016/j.euroecorev.2014.03.005, p. 168–180. URL <https://doi.org/10.1016%2Fj.euroecorev.2014.03.005>.
- Robertson, T. S. 1967, «The process of innovation and the diffusion of innovation», *The Journal of Marketing*.
- Rochet, J.-C. et J. Tirole. 2003, «Platform competition in two-sided markets», *Journal of the European Economic Association*, vol. 1, n° 4, doi :10.1162/154247603322493212, p. 990–1029. URL <https://doi.org/10.1162%2F154247603322493212>.
- Rochet, J.-C. et J. Tirole. 2006a, «Two-sided markets : a progress report», *The RAND Journal of Economics*, vol. 37, n° 3, doi :10.1111/j.1756-2171.2006.tb00036.x, p. 645–667. URL <https://doi.org/10.1111%2Fj.1756-2171.2006.tb00036.x>.
- Rochet, J.-C. et J. Tirole. 2006b, «Two-sided markets : a progress report», *The RAND journal of economics*, vol. 37, n° 3, p. 645–667.
- Rohlf's, J. 1974, «A theory of interdependent demand for a communications service», *The Bell Journal of Economics and Management Science*, vol. 5, n° 1, doi : 10.2307/3003090, p. 16. URL <https://doi.org/10.2307%2F3003090>.
- Rysman, M. 2004, «Competition between networks : A study of the market for yellow pages», *The Review of Economic Studies*, vol. 71, n° 2, doi :10.1111/0034-6527.00512, p. 483–512. URL <https://doi.org/10.1111%2F0034-6527.00512>.
- Rysman, M. 2009, «The economics of two-sided markets», *Journal of Economic Perspectives*, vol. 23, n° 3, doi :10.1257/jep.23.3.125, p. 125–143. URL <https://doi.org/10.1257%2Fjep.23.3.125>.

- Salop, S. C. 1979, «Monopolistic competition with outside goods», *The Bell Journal of Economics*, vol. 10, n° 1, doi :10.2307/3003323, p. 141. URL <https://doi.org/10.2307%2F3003323>.
- Schor, J. B. 2017, «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*, vol. 10, n° 2, doi :10.1093/cjres/rsw047, p. 263–279. URL <https://doi.org/10.1093%2Fcjres%2Frsw047>.
- Seamans, R. et F. Zhu. 2014, «Responses to entry in multi-sided markets : The impact of craigslist on local newspapers», *Management Science*, vol. 60, n° 2, doi :10.1287/mnsc.2013.1785, p. 476–493. URL <https://doi.org/10.1287%2Fmnsc.2013.1785>.
- Segú, M. 2018, «Do short-term rent platforms affect rents? evidence from airbnb in barcelona», .
- Shekhar, S. 2017, «Homing choice and platform pricing strategy», cahier de recherche, DICE Discussion Paper.
- Sheppard, S., A. Udell et al.. 2016, «Do airbnb properties affect house prices», *Williams College Department of Economics Working Papers*, vol. 3.
- Starr, M. A. 2009, «The social economics of ethical consumption : Theoretical considerations and empirical evidence», *The Journal of Socio-Economics*, vol. 38.6, p. 916–925.
- Stewart, M. B. 1983, «On least squares estimation when the dependent variable is grouped», *The Review of Economic Studies*, vol. 50, n° 4, doi :10.2307/2297773, p. 737. URL <https://doi.org/10.2307%2F2297773>.
- Sundararajan, A. 2007, «Local network effects and complex network structure», *The BE Journal of Theoretical Economics*, vol. 7, n° 1.
- Tadelis, S. 2016, «Reputation and feedback systems in online platform markets», *Annual Review of Economics*, vol. 8, p. 321–340.

- Thebault-Spieker, J., L. Terveen et B. Hecht. 2017, «Toward a geographic understanding of the sharing economy : Systemic biases in uberx and taskrabbit», *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, vol. 24, n° 3, p. 21.
- Verdier, M. 2016, «Les développements récents de la littérature sur les plateformes», *Revue économique*, vol. 67, n° HS1, doi :10.3917/reco.hs01.0025, p. 25. URL <https://doi.org/10.3917%2Freco.hs01.0025>.
- Wachsmuth, D. et A. Weisler. 2017, «Airbnb and the rent gap : Gentrification through the sharing economy», .
- Wallsten, S. 2015, «The competitive effects of the sharing economy : how is uber changing taxis», *Technology Policy Institute*, vol. 22.
- Wang, D. et J. L. Nicolau. 2017, «Price determinants of sharing economy based accommodation rental : A study of listings from 33 cities on airbnb.com», *International Journal of Hospitality Management*, vol. 62, doi :10.1016/j.ijhm.2016.12.007, p. 120–131. URL <https://doi.org/10.1016%2Fj.ijhm.2016.12.007>.
- Zervas, G., D. Proserpio et J. W. Byers. 2017, «The rise of the sharing economy : Estimating the impact of airbnb on the hotel industry», *Journal of Marketing Research*, vol. 54, n° 5, doi :10.1509/jmr.15.0204, p. 687–705. URL <https://doi.org/10.1509%2Fjmr.15.0204>.

VU :
Le Directeur de Thèse
(Nom et Prénom)

VU :
Le Responsable de l'École Doctorale

VU pour autorisation de soutenance

Rennes, le

Le Président de l'Université de Rennes 1

David ALIS

VU après soutenance pour autorisation de publication :

Le Président de Jury,
(Nom et Prénom)

Titre : Économie Collaborative et Régulation des Plateformes Numériques

Mots clés : Marchés multifaces ; Économie collaborative ; Économie numérique

Résumé : Facilitée par les plateformes de pair à pair, l'économie collaborative s'est ancrée dans les habitudes des Français. Airbnb, Blablacar, Leboncoin... ces plateformes sont désormais bien connues des Français. Cette thèse a pour ambition d'apporter davantage d'éléments, théoriques et empiriques, afin d'éclairer les débats actuels autour de ces plateformes. Ce travail de thèse commence par exploiter des données d'enquête afin de mesurer l'importance de l'utilisation des plateformes collaboratives en France, et établir les caractéristiques socio-économiques des utilisateurs. Ensuite, cette thèse s'intéresse aux dynamiques de développement d'une plateforme collaborative, à travers l'exemple de la plateforme française de covoiturage domicile-travail, iDVROOM. L'objectif est d'étudier le rôle complémentaire des effets de

réseau, des effets spatiaux et des effets de communauté sur le développement de la plateforme. La suite de cette thèse s'intéresse à la concurrence entre la plateforme de location Airbnb et les hôteliers, à Paris. L'effet de la densité de l'offre sur la plateforme collaborative sur le prix pratiqué par un hôtelier fait l'objet d'une première étude empirique, avant d'être modélisé de façon théorique afin de discuter des effets possibles de différents moyens de réguler de l'activité de la plateforme. Enfin la concurrence entre deux plateformes est analysée lorsque celles-ci ont la possibilité de mettre en place des stratégies de discrimination tarifaires destinées à encourager l'exclusivité côté offreurs. La conclusion revient sur les implications de ces résultats pour les décideurs publics, les plateformes et la recherche académique.

Title : The Sharing Economy and the Regulation of Peer-to-Peer Platforms

Keywords : Multi-sided platforms; Sharing economy; Digital economics; Network economics

Abstract : Facilitated by peer-to-peer platforms, the sharing economy has become part of the French way of life. Airbnb, Blablacar, Leboncoin... these platforms are now well known in France. This thesis aims to provide more elements, both theoretical and empirical, to inform the current debates around these platforms. This thesis work begins by using survey data to measure the importance of the use of collaborative platforms in France, and to establish the socio-economic characteristics of users. Then this thesis focuses on the dynamics of developing a collaborative platform, through the example of the French home-to-work ride-sharing platform, iDVROOM. The objective is to study the complementary role of network effects, spatial

effects and community effects on the development of the platform. The rest of this thesis focuses on the competition between the short-term rental platform Airbnb and the hotel industry in Paris. The effect of the density of hosts on the collaborative platform on the price charged by an hotel is the subject of a first empirical study, before being modelled in a theoretical way to discuss the possible effects of a set of alternative regulations of the platform's activity. Finally, competition between two platforms is analysed when they have the possibility of implementing tariff discrimination strategies designed to encourage supplier exclusivity. The conclusion develops the implications of these results for policy makers, platforms and academic research.