



HAL
open science

Airbnb in Paris : quel impact sur l'industrie hôtelière?

Ewen Gallic, Vincent Malardé

► **To cite this version:**

Ewen Gallic, Vincent Malardé. Airbnb in Paris : quel impact sur l'industrie hôtelière?. 2018. halshs-01838059

HAL Id: halshs-01838059

<https://shs.hal.science/halshs-01838059>

Preprint submitted on 13 Jul 2018

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

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



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



University of Rennes 1

University of Caen Normandie

Airbnb in Paris : quel impact sur l'industrie hôtelière?

Ewen GALLIC

Univ Rennes, CNRS, CREM - UMR 6211, F-35000 Rennes, France

Vincent MALARDE

Univ Rennes, CNRS, CREM - UMR 6211, F-35000 Rennes, France

July 2018 - WP 2018-07

Working Paper



AIRBNB IN PARIS : QUEL IMPACT SUR L'INDUSTRIE HÔTELIÈRE ?

Ewen Gallic^{a,c}, Vincent Malardé^{*a,b}

^aCREM, UMR CNRS 6211, 7 Place Hoche, 35065 Rennes Cedex, France.

^bUniversité de Rennes 1, 2 rue du Thabor – CS 46510, 35042 Rennes Cedex, France.

^cInstitut Louis Bachelier, Palais Brongniart 28 place de la Bourse 75002 Paris, France.

9 juillet 2018

Résumé

Dans un grand nombre de villes à travers le monde, les plateformes de logement court terme sont devenues une alternative aux yeux des touristes. Ces nouveaux acteurs, Airbnb en tête, bouleversent le marché, suscitant des inquiétudes de la part de l'industrie hôtelière et des pouvoirs publics. En utilisant des données d'hôtels et d'Airbnb à Paris, cet article propose une nouvelle méthodologie pour mesurer la pression concurrentielle exercée par Airbnb sur l'industrie hôtelière. Les résultats indiquent qu'une augmentation du nombre d'offres Airbnb à proximité d'un hôtel conduit celui-ci à diminuer son prix. Cet effet est amplifié les soirs de week-end.

Abstract

In many cities around the world short-term housing platforms have become an alternative in the eyes of tourists. These new players, led by Airbnb, are disrupting the market, raising concerns from the hotel industry and public authorities. Using data from hotels and Airbnb in Paris, this paper proposes a new methodology for measuring the competitive pressure exerted by Airbnb on the hotel industry. The results indicate that an increase in the number of Airbnb hosts close to a hotel leads the hotel to reduce its price. This effect is amplified on weekend evenings.

JEL classification : D40, L81, R31

Keywords : peer-to-peer platforms ; hotel industry ; Airbnb ; competition ; spatial statistics

*Auteur correspondant : vmalarde@gmail.com. Nous remercions Arthur Charpentier et Thierry Pénard pour leurs commentaires et suggestions.

1 Introduction

L'émergence de l'économie collaborative et l'arrivée de nouvelles structures organisationnelles, les plateformes, ont modifié le fonctionnement de marchés de services comme l'hébergement de courte durée, le transport, ou la livraison. En réduisant les coûts d'entrée sur ces marchés, et les coûts de recherche, au moyen d'algorithmes, ces plateformes mettent en relation des particuliers offreurs avec des consommateurs. Elles permettent ainsi la mise en concurrence des offreurs de ces plateformes avec des acteurs historiques professionnels d'un secteur.

En ce qui concerne l'hébergement de courte durée, l'arrivée de plateformes collaboratives a en quelques années à peine transformé le marché dans un grand nombre de villes à travers le monde. Le succès d'*Airbnb*, évaluée à plusieurs milliards de dollars, et la forte croissance du nombre d'utilisateurs témoignent de l'engouement des voyageurs pour ces plateformes¹.

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 historiques sont obligés de tenir compte de la présence d'hôtes particuliers 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 durée². 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 litté-

1. *Airbnb* est évaluée à plus de 30 milliards de dollars

2. http://www.lepoint.fr/economie/airbnb-abritel-des-professionnels-du-tourisme-et-de-l-immobilier-portent-plainte-16-01-2017-2097585_28.php

rature s'intéresse à la nécessité et aux moyens d'encadrer l'activité de plateformes de logement de court terme. [Edelman and Geradin \(2015\)](#) abordent la réglementation des plateformes. Ils soulignent la nécessité de mettre fin aux réglementations "protectionnistes" et d'identifier les défaillances du marché qui pourraient 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. L'objectif de cette étude également proche de celui des travaux de [Zervas, Proserpio and Byers \(2016\)](#) et [Farronato and Fradkin \(2018\)](#). Les auteurs de ce premier article étudient l'impact du développement de l'activité d'Airbnb, dans un panel de villes au Texas. Ils trouvent que la concurrence exercée par Airbnb est à l'origine d'une baisse de 8 à 10% des revenus des hôtels. Les auteurs de cette seconde étude obtiennent un effet plus faible de l'offre Airbnb aux États-Unis sur les revenus des hôtels.

Cet article 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 ainsi que 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'offeurs 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 non classés étant les plus touchés par cette concurrence. Pour les hôtels classés, la concurrence s'intensifie les soirs de week-end.

La section 2 présente la littérature relative aux questions de cet article, 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 7 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. Une exception notable est l'article d'[Einav, Farronato and Levin \(2015\)](#); les auteurs 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 favorisée lorsque la demande fluctue. Plus important encore, ils notent 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.

Du côté de la littérature empirique, l'on trouve plusieurs travaux visant à mesurer l'impact de la concurrence d'une plateforme sur une industrie. [Seamans and Zhu \(2013\)](#) 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 and Pope \(2014\)](#) trouvent que l'entrée de Craigslist a causé une baisse de 7% du nombre d'annonces d'emplois dans la presse papier. [Zervas, Proserpio and Byers \(2016\)](#), 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 les plus vulnérables 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 les expliquent par la distance au centre, la distance à la plage, des 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 and 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 and](#)

Fradkin (2018) estiment l'impact de l'offre Airbnb sur un pannel 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 à cause de 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 and Van Alstyne, 2014), les premiers travaux empiriques convaincants à ce sujet sont très récents.

Sheppard, Udell 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 and Merante, 2017). Segú (2018) met en évidence 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 de 4% des loyers.

Wachsmuth and Weisler (2017) étudient la dynamique des loyers à New York et relient leurs écarts à la présence d'Airbnb, et se concentrent 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 s'adapter à la dynamique de la demande et de l'offre et 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 sociodémo-

graphiques des quartiers et l'intensité de l'offre Airbnb, dans la ville de New York.

Tarifification des hôtels Cet article contribue également à la littérature relative à la tarification des hôtels. [Abrate, Fraquelli and Viglia \(2012\)](#) expliquent la tarification des hôtels, ainsi que la dynamique des prix. [Lee and Jang \(2012\)](#) étudient l'effet de la concentration 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 une concentration plus élevée se traduit par une concurrence plus forte et des prix plus faibles.

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, Piga and Reggiani \(2017\)](#) évaluent l'effet de la suppression de la clause de parité tarifaire.

Tarifification des particuliers offreurs au sein d'une plateforme Enfin cet article emprunte à la littérature empirique relative à la tarification au sein de la plateforme Airbnb. [Gutt and 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, Moreno and Zhang \(2015\)](#) 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 and Rathelot \(2017\)](#) étudient l'évolution du prix d'une location sur Airbnb en fonction du nombre de commentaires. Les auteures trouvent que les locations de qualité élevée ont tendance à voir leur prix augmenter avec le nombre de commentaires, puisque l'information sur la qualité devient disponible pour les consommateurs. [Wang and 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 cet article emprunte à la littérature relative à la tarification des particuliers au sein de plateformes de partage ([Farajallah, Hammond and Pénard, 2016](#)) et places de marché ([Jolivet, Jullien and Postel-Vinay, 2016](#); [Cabral and Hortacsu, 2004](#)).

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 Airbnb³, 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 cet article 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 1.

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



Source : Inside Airbnb.

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

FIGURE 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 du centre-ville, plus l'offre est faible. Le nombre d'appartements à louer sur Airbnb diminue fortement à mesure que l'on se rapproche de la périphérie de la ville. De plus amples détails sur les caractéristiques des hébergements Airbnb sont fournis dans le tableau [A.1](#) en annexe.

3.2 Hôtels

Les données sur les hôtels actifs à Paris proviennent du site de comparateur d'hôtels Booking.com⁴. 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,

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

pour chaque jour 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'août⁵.

L'extraction a été faite pour plusieurs dates de séjour et pour le même type d'hébergements – des chambres pour deux personnes – afin de proposer une vue assez complète et homogène de l'offre hôtelière.



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 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 ont une concentration bien plus centrale. Les hôtels 5 étoiles sont quant à eux clairement concentrés le long de l'avenue des Champs-Élysées

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

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 A.2 présenté en Annexe.

3.3 Caractéristiques des quartiers

Les données concernant les caractéristiques des quartiers proviennent du site Open data Paris⁶ 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)"⁷.

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 entre le degré d'animation d'un quartier et l'offre d'hébergement.

L'analyse du tableau A.3 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.

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

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

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 :

$$\ln(p_{i,t}^c) = \alpha + \beta_1' X_i + \beta_2' C_i + \beta_3' L_i + \beta_4' T_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

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 catégorie 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 isoler l'effet de la densité de l'offre Airbnb sur le prix des hôtels, il est crucial de contrôler par l'attractivité de la localisation d'un l'hôtel. En l'absence de cette information, la densité de l'offre Airbnb ne serait qu'une mesure 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.

L'offre "voyage d'affaires" d'Airbnb ne représente qu'entre 10 et 15% de son activité.⁸ Par ailleurs, les voyages d'affaires vont plutôt concerner des nuits de semaine que des nuits de week-end ; les réunions, conférences et congrès ayant plutôt lieu en semaine. Par conséquent, les soirs de week-end, la part du tourisme d'affaires dans l'activité des hôtels est bien plus faible, ces derniers seraient donc moins protégés de la concurrence d'Airbnb qu'en semaine, puisqu'essayant d'attirer la même clientèle. Toutes choses égales par ailleurs, la présence d'offres Airbnb autour d'un hôtel devrait donc avoir un effet plus élevé sur son prix un soir de week-end qu'en semaine.

À partir de cette intuition, la stratégie empirique consiste à introduire une interaction entre la variable mesurant la densité de l'offre Airbnb et l'indicatrice week-end. La comparaison des coefficients associés à la présence d'hôtes Airbnb devrait permettre de vérifier que la présence d'hôtes Airbnb exerce une pression concurrentielle sur les hôtels, particulièrement élevée le week-end.

8. source: Airbnb à la conquête du voyage d'affaires en France

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 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 cet article 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 and 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"⁹. 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 cet article. 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. Cependant, 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 :

$$\ln(p_i^{\text{Airbnb}}) = \delta + \eta'_1 R_i + \eta'_2 H_i + \eta'_3 A_i + \eta'_4 S_i + \zeta_i, \quad (2)$$

9. "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

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, respectivement ¹⁰. Le vecteur A_i est composé de variables contenant les aménités de consommation, regroupées par catégories ¹¹, 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 :

$$\tilde{a}(x) = \hat{\eta}_3 A(x), \quad (3)$$

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

$$\mathcal{A}(x) = \frac{\tilde{a}(x) + |\min(\tilde{a}(x))|}{\max[\tilde{a}(x) + |\min(\tilde{a}(x))|]} \times 100, \quad (4)$$

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 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

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

11. La liste des aménités de consommation ainsi que les regroupements effectués sont présentés dans le tableau B.2.

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, 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 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.

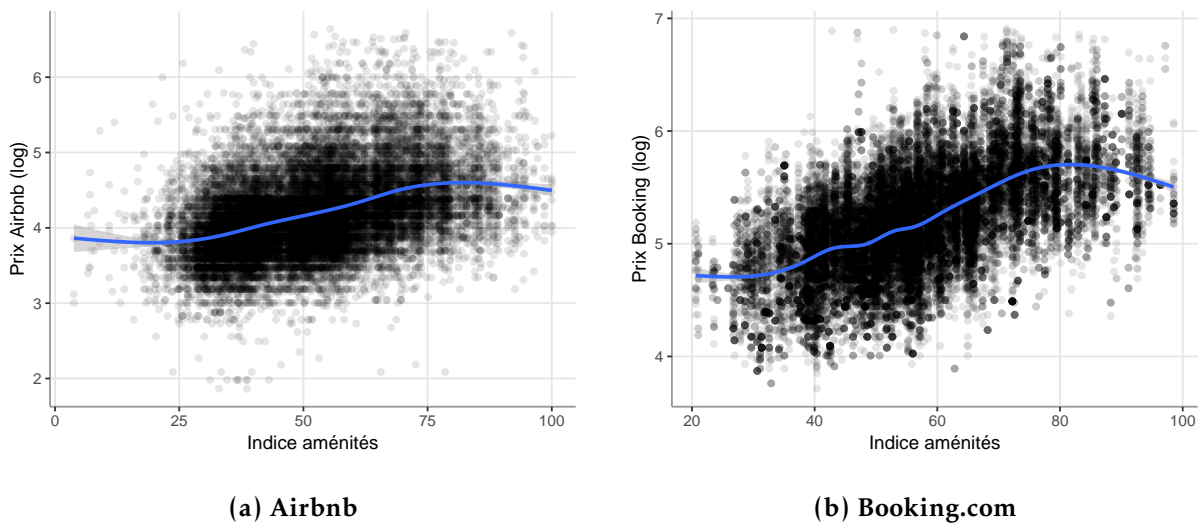
Afin de tenir compte de la corrélation spatiale dans les prix définis par les hôtes Airbnb, une variante à l'équation 2 est estimée en tenant compte des prix des hôtes les plus proches. Le modèle ajoute aux variables explicatives le prix des hôtes présents dans un rayon de 500 mètres pondéré par les distances inverses. Il s'agit d'un modèle d'erreurs spatiales (SEM)¹².

Le tableau B.1 en Annexe 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, suggérant 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

12. L'équation de la régression du modèle SEM est la suivante : $\ln(p_i^{\text{Airbnb}}) = (X\beta)_i + u_i$, avec $u_i = \lambda W_i e_i + \varepsilon_i$, X la matrice contenant les covariables présentées dans l'Equation 2 et W une matrice de poids spatiaux.

signes des coefficients est ici moins directe, et les mécanismes économiques ou sociologiques à l'œuvre plus incertains. En l'absence de littérature à ce sujet nous nous gardons 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 généralement, les aménités, une fois synthétisées par notre indicateur, révèlent l'existence d'une relation croissante qu'elles exercent sur le prix des logements Airbnb (figure 3a). Cette relation s'observe également pour le prix des hôtels référencés sur Booking.com (figure 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: 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 4.

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

Les résultats de l'estimation de l'équation 1 sont présentés dans le tableau 1. À l'exception des hôtels 2 étoiles, la variable mesurant le nombre de logements Airbnb partagés aux alentours apparaît toujours significative. Les valeurs des coefficients associés à cette variable sont toujours négatives. Pour les hôtels non classés (sans étoile) le coefficient est estimé à $-0,155$, indiquant qu'une augmentation de 10% du nombre de logements partagés autour d'un hôtel est associée à une baisse de 1,5% du prix de cet hôtel, en semaine¹³. 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 0,7% du prix de cet hôtel¹⁴. Pour les hôtels classés, en semaine, une augmentation de 10% du nombre de logements partagés autour d'un hôtel est associée à une baisse de 0,9% du prix (pour les 3 étoiles), 1% (pour les 4 étoiles) et 0,5% (pour les 5 étoiles). Pour les hôtels 2 étoiles, bien que le coefficient soit négatif la variable n'apparaît pas significative. Ces effets sont amplifiés en week-end, et passent respectivement à 1,3% du prix (pour les 3 étoiles), 1,5% (pour les 4 étoiles) et 1,1% (pour les 5 étoiles).

Les résultats indiquent qu'à l'exception des hôtels non classés, une augmentation du nombre d'hôtels aux alentours n'a pas d'effet significatif sur le prix d'un hôtel, ou un effet nettement plus faible que celui du nombre d'hôtes Airbnb dans le cas des hôtels 4 étoiles. À l'exception des hôtels 2 étoiles, en semaine, l'offre de logements entiers ne semble pas avoir d'effet négatif sur le prix des hôtels.

De façon générale les coefficients estimés pour les variables de contrôle ont les signes et les magnitudes auxquels on pourrait s'attendre. Une nuit dans appartement (en hôtel) vaut entre 20 et 42% plus cher que dans une chambre double. 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 23%. La présence d'aménités urbaines à proximité d'un hôtel permet à celui-ci d'augmenter ses prix. De même une nuit dans un hôtel situé à proximité de lieux d'emplois vaut plus cher.

13. En effet, le coefficient associé à la variable *Nb. Airbnb <500m Partagés (log)* valant $-0,155$, l'effet d'une augmentation *ceteris paribus* de 10% du nombre de logements Airbnb partagés dans un rayon de 500m vaut $(1,1^{-0,155} - 1) \times 100 \approx -1,5\%$.

14. 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 $(1,1^{-0,155+0,081} - 1) \times 100 \approx -0,7\%$.

Nous interprétons un coefficient négatif associé à la densité de l'offre Airbnb comme étant une indication que certains voyageurs choisissent effectivement de substituer un séjour à l'hôtel pour un séjour en Airbnb, et donc une indication qu'il existe bien une concurrence entre les hôtels et les hôtes Airbnb. Les résultats indiquent que la présence d'offres Airbnb a un effet différencié selon le type d'hôtel et sa clientèle.

Le fait que l'offre de logements entiers n'ait pas d'effet négatif sur le prix des hôtels semble cohérent avec le fait que les hôtels s'adressent davantage à une clientèle d'affaires. En effet, alors que des touristes peuvent envisager de louer un appartement entier sur Airbnb pour vivre une expérience plus authentique qu'à l'hôtel, une clientèle d'affaires ne recherche probablement pas ce type d'expérience. Il est donc logique d'observer plus de substituabilité entre les logements partagés Airbnb avec les chambres d'hôtel qu'entre les logements Airbnb entiers et les chambres d'hôtel.

Le fait que la densité de l'offre Airbnb ait un effet négatif de plus grande ampleur lors des week-ends est cohérent avec l'hypothèse selon laquelle les hôtels sont davantage en concurrence avec les hôtes Airbnb les jours où leur clientèle d'affaires pèse pour une part moins importante de leur activité.

	Pas d'étoile	2 étoiles	3 étoiles	4 étoiles	5 étoiles
Constante	1.074 (0.313)***	3.505 (0.324)***	2.894 (0.111)***	3.561 (0.150)***	1.771 (0.437)***
<i>Caractéristiques hôtels</i>					
Type de Chambre (Suite)	0.362 (0.040)***	0.593 (0.057)***	0.336 (0.027)***	0.369 (0.015)***	0.305 (0.026)***
Type Chambre (Appartement)	0.338 (0.047)***	0.302 (0.134)*	0.197 (0.032)***	0.419 (0.024)***	-0.140 (0.050)**
Note utilisateurs	0.226 (0.005)***	0.067 (0.005)***	0.159 (0.003)***	0.158 (0.005)***	0.129 (0.015)***
Nombre commentaires (log)	-0.041 (0.006)***	0.020 (0.006)***	-0.016 (0.003)***	-0.024 (0.003)***	-0.068 (0.007)***
<i>Environnement concurrentiel</i>					
Distance moy. voisins Booking (log)	-0.157 (0.020)***	0.017 (0.014)	-0.010 (0.006)	0.010 (0.008)	0.069 (0.023)**
Prix (log) plus proches voisins Booking	0.047 (0.005)***	0.019 (0.004)***	0.004 (0.002)*	-0.006 (0.001)***	-0.005 (0.002)*
Nb. Airbnb <500m Entier (log)	0.059 (0.017)***	-0.037 (0.014)**	0.047 (0.006)***	0.089 (0.009)***	-0.054 (0.034)
Nb. Airbnb <500m Partagés (log)	-0.155 (0.018)***	-0.029 (0.016)	-0.093 (0.007)***	-0.112 (0.008)***	-0.054 (0.021)*
Nb. Hôtels Booking <500m (log)	-0.178 (0.018)***	0.007 (0.014)	0.007 (0.006)	-0.043 (0.008)***	0.036 (0.022)
Week-end × Nb. Airbnb <500m Entier (log)	-0.014 (0.025)	0.044 (0.019)*	0.080 (0.009)***	0.096 (0.011)***	0.136 (0.043)**
Week-end × Nb. Airbnb <500m Partagés (log)	0.081 (0.029)**	0.023 (0.024)	-0.049 (0.011)***	-0.051 (0.011)***	-0.066 (0.031)*
<i>Situation géographique</i>					
Indice aménités	0.009 (0.001)***	0.009 (0.000)***	0.007 (0.000)***	0.006 (0.000)***	0.005 (0.001)***
Indice Gini	-0.491 (0.120)***	-0.122 (0.092)	-0.185 (0.037)***	0.063 (0.045)	-0.376 (0.127)**
Revenu médian (log)	0.226 (0.031)***	0.015 (0.031)	0.050 (0.010)***	-0.015 (0.014)	0.258 (0.041)***
Part prestation logement	0.016 (0.012)	-0.040 (0.008)***	0.015 (0.004)***	-0.025 (0.006)***	0.112 (0.016)***
Nb. petites structures <500m (log)	0.150 (0.018)***	0.001 (0.015)	0.004 (0.006)	0.040 (0.007)***	0.098 (0.027)***
Nb. structures intermédiaires <500m (log)	0.024 (0.012)*	0.001 (0.009)	0.021 (0.004)***	0.012 (0.006)*	-0.019 (0.016)
Nb. grandes structures <500m (log)	0.011 (0.011)	0.010 (0.010)	0.001 (0.004)	0.019 (0.007)**	0.001 (0.022)
<i>Caractéristiques temporelles</i>					
Lundi	0.172 (0.020)***	0.213 (0.014)***	0.298 (0.007)***	0.231 (0.009)***	0.042 (0.021)*
Mardi	0.262 (0.021)***	0.297 (0.016)***	0.388 (0.007)***	0.310 (0.009)***	0.069 (0.021)***
Mercredi	0.255 (0.020)***	0.288 (0.015)***	0.380 (0.007)***	0.304 (0.009)***	0.082 (0.020)***
Jeudi	0.223 (0.019)***	0.244 (0.014)***	0.314 (0.007)***	0.239 (0.009)***	0.060 (0.020)**
Vendredi	-0.055 (0.090)	-0.157 (0.071)*	-0.106 (0.035)**	-0.237 (0.044)***	-0.506 (0.167)**
Samedi	-0.008 (0.090)	-0.143 (0.071)*	-0.081 (0.035)*	-0.220 (0.044)***	-0.481 (0.167)**
R ²	0.692	0.378	0.519	0.536	0.426
Adj. R ²	0.690	0.373	0.518	0.535	0.417
Num. obs.	2803	3120	13588	8431	1473
RMSE	0.293	0.227	0.221	0.220	0.210

Note : Pour chaque régression, la variable d'intérêt est le log du prix des hôtels pour la catégorie (indiquée par le nombre d'étoiles des hôtels). *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$.

TABLE 1: Résultats des régressions du prix des hôtels

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. Cet article se concentre exclusivement sur les effets des plateformes de location de courte durée sur l'industrie hôtelière. En nous concentrant sur le cas d'Airbnb, nous trouvons que l'entrée de loueurs particuliers sur le marché parisien exerce une pression concurrentielle sur les hôtels, conduisant ces derniers à définir des prix plus bas. Ces effets ne sont pas les mêmes selon la catégorie d'hôtel considérée. Les résultats indiquent que les hôtels non classés sont ceux qui souffrent le plus de la concurrence d'Airbnb. Concernant les hôtels classés, les résultats indiquent que les hôtels 3 étoiles et 4 étoiles sont davantage impactés que les hôtels 2 étoiles et 5 étoiles. De plus les résultats indiquent que la concurrence entre hôtels et particuliers offreurs s'intensifie le week-end. Cette observation est cohérente avec le fait qu'Airbnb est davantage considéré comme une alternative aux yeux des touristes qu'aux yeux des voyageurs d'affaires. Ce résultat indique une différenciation de l'offre proposée par l'industrie hôtelière et la plateforme Airbnb.

Cette étude présente un certain nombre de limites. Si cette étude révèle que la densification de l'offre Airbnb conduit un hôtel à diminuer son prix entre 0,75% et 1,6%, 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. Cet article 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.

Parmi les extensions possibles, il serait intéressant de voir comment la concurrence exercée par Airbnb affecte les revenus des hôtels ainsi que d'avoir une idée de l'évolution temporelle de cette pression concurrentielle.

Références

- Abrate, Graziano, Giovanni Fraquelli, and Giampaolo Viglia.** 2012. "Dynamic pricing strategies : Evidence from European hotels." *International Journal of Hospitality Management*, 31(1) : 160–168.
- Cabral, Luis, and Ali Hortacsu.** 2004. "The Dynamics of Seller Reputation : Theory and Evidence from eBay." National Bureau of Economic Research.
- Charpentier, Arthur, and Ewen Gallic.** 2016. "Kernel density estimation based on Ripley's correction." *GeoInformatica*, 20(1) : 95–116.
- Coles, Peter A, Michael Egesdal, Ingrid Gould Ellen, Xiaodi Li, and Arun Sundararajan.** 2017. "Airbnb Usage Across New York City Neighborhoods : Geographic Patterns and Regulatory Implications."
- Economides, Nicholas.** 1989. "Symmetric equilibrium existence and optimality in differentiated product markets." *Journal of Economic Theory*, 47(1) : 178–194.
- Edelman, Benjamin G., and Damien Geradin.** 2015. "Efficiencies and Regulatory Shortcuts : How Should We Regulate Companies like Airbnb and Uber? (November 24, 2015)." *Forthcoming, Stanford Technology Law Review*. Available at SSRN : <http://ssrn.com/abstract=2658603>.
- Einav, Liran, Chiara Farronato, and Jonathan Levin.** 2015. "Peer-to-Peer Markets (August 2015)." *NBER Working Paper No. w21496*. Available at SSRN : <http://ssrn.com/abstract=2649785>.
- Farajallah, Mehdi, Robert G. Hammond, and Thierry Pénard.** 2016. "What Drives Pricing Behavior in Peer-to-Peer Markets? Evidence from the Carsharing Platform BlaBlaCar." *SSRN Electronic Journal*.
- Farronato, Chiara, and Andrey Fradkin.** 2018. "The welfare effects of peer entry in the accommodation market : The case of airbnb." National Bureau of Economic Research.
- Gaigne, Carl, Hans R.A. Koster, Fabien Moizeau, and Jacques-François Thisse.** 2017. "Amenities and the Social Structure of Cities." *SSRN Electronic Journal*.
- Gutiérrez, Javier, Juan Carlos García-Palomares, Gustavo Romanillos, and María Henar Salas-Olmedo.** 2017. "The eruption of Airbnb in tourist cities : Comparing spatial patterns of hotels and peer-to-peer accommodation in Barcelona." *Tourism Management*, 62 : 278–291.
- Gutt, Dominik, and Philipp Herrmann.** 2015. "Sharing Means Caring? Hosts' Price Reaction to Rating Visibility."
- Guttentag, Daniel A, and Stephen LJ Smith.** 2017. "Assessing Airbnb as a disruptive innovation relative to hotels : Substitution and comparative performance expectations." *International Journal of Hospitality Management*, 64 : 1–10.
- Horn, Keren, and Mark Merante.** 2017. "Is home sharing driving up rents? Evidence from Airbnb in Boston." *Journal of Housing Economics*, 38 : 14–24.

- Hunold, Matthias, Reinhold Kesler, Ulrich Laitenberger, and Frank Schlütter.** 2018. "Evaluation of Best Price Clauses in Online Hotel Bookings." *International Journal of Industrial Organization*.
- Jolivet, Grégory, Bruno Jullien, and Fabien Postel-Vinay.** 2016. "Reputation and prices on the e-market : Evidence from a major French platform." *International Journal of Industrial Organization*, 45 : 59–75.
- Kroft, Kory, and Devin G. Pope.** 2014. "Does Online Search Crowd Out Traditional Search and Improve Matching Efficiency? Evidence from Craigslist." *Journal of Labor Economics*, vol. 32 : pages 259 – 303.
- Laouénan, Morgane, and Roland Rathelot.** 2017. "Ethnic Discrimination on an Online Marketplace of Vacation Rental."
- Lee, Sanghoon, and Jeffrey Lin.** 2017. "Natural Amenities, Neighbourhood Dynamics, and Persistence in the Spatial Distribution of Income." *The Review of Economic Studies*, 85(1) : 663–694.
- Lee, Seul Ki, and SooCheong (Shawn) Jang.** 2012. "Premium or Discount in Hotel Room Rates? The Dual Effects of a Central Downtown Location." *Cornell Hospitality Quarterly*, 53(2) : 165–173.
- Li, Jun, Antonio Moreno, and Dennis J. Zhang.** 2015. "Agent Behavior in the Sharing Economy : Evidence from Airbnb." *SSRN Electronic Journal*.
- Malhotra, Arvind, and Marshall Van Alstyne.** 2014. "The dark side of the sharing economy... and how to lighten it." *Communications of the ACM*, 57(11) : 24–27.
- Mantovani, Andrea, Claudio A. Piga, and Carlo Reggiani.** 2017. "The Dynamics of Online Hotel Prices and the EU Booking.Com Case." *SSRN Electronic Journal*.
- Miller, Stephen R.** 2014. "Transferable Sharing Rights : A Theoretical Model for Regulating Airbnb and the Short- Term Rental Market (October 24, 2014)." Available at SSRN : <http://ssrn.com/abstract=2514178> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2514178>.
- Quattrone, Giovanni, Davide Proserpio, Daniele Quercia, Licia Capra, and Mirco Musolesi.** 2016. "Who Benefits from the "Sharing" Economy of Airbnb? (February 26, 2016)." *International World Wide Web Conference. WWW 2016, April 11–15, 2016, Montréal, Québec, Canada*. Available at SSRN : <http://ssrn.com/abstract=2738731>.
- Salop, Steven C.** 1979. "Monopolistic Competition with Outside Goods." *The Bell Journal of Economics*, 10(1) : 141.
- Seamans, Robert, and Feng Zhu.** 2013. "Responses to Entry in Multi-Sided Markets : The Impact of Craigslist on Local Newspapers." *NET Institute Working Paper*, , (No. 10-11). Available at SSRN : <http://ssrn.com/abstract=1694622>.
- Segú, Mariona.** 2018. "Do short-term rent platforms affect rents? Evidence from Airbnb in Barcelona."
- Sheppard, Stephen, Andrew Udell, et al.** 2016. "Do Airbnb properties affect house prices." *Williams College Department of Economics Working Papers*, 3.

- Wachsmuth, David, and Alexander Weisler.** 2017. "Airbnb and the Rent Gap : Gentrification Through the Sharing Economy."
- Wang, Dan, and Juan 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*, 62 : 120–131.
- Zervas, Georgios, Davide Proserpio, and John Byers.** 2016. "The Rise of the Sharing Economy : Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry (June 9, 2016)." *Boston U. School of Management Research Paper No. 2013-16*. Available at SSRN : <http://ssrn.com/abstract=2366898> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2366898>.

A 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 (Lof)	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.à	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)
Num. 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.)".

TABLE A.1: 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. voisins Booking (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 voisins Booking	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%
Num. obs.	2803	3120	13588	8431	1473

Note : Ce tableau indique des statistiques descriptives pour chaque variable utilisée dans la régression du prix des hôtels Booking.com. 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.)".

TABLE A.2: Statistiques descriptives des données utilisées dans la régression du prix des hôtels Booking.com.

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
Méto	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%.

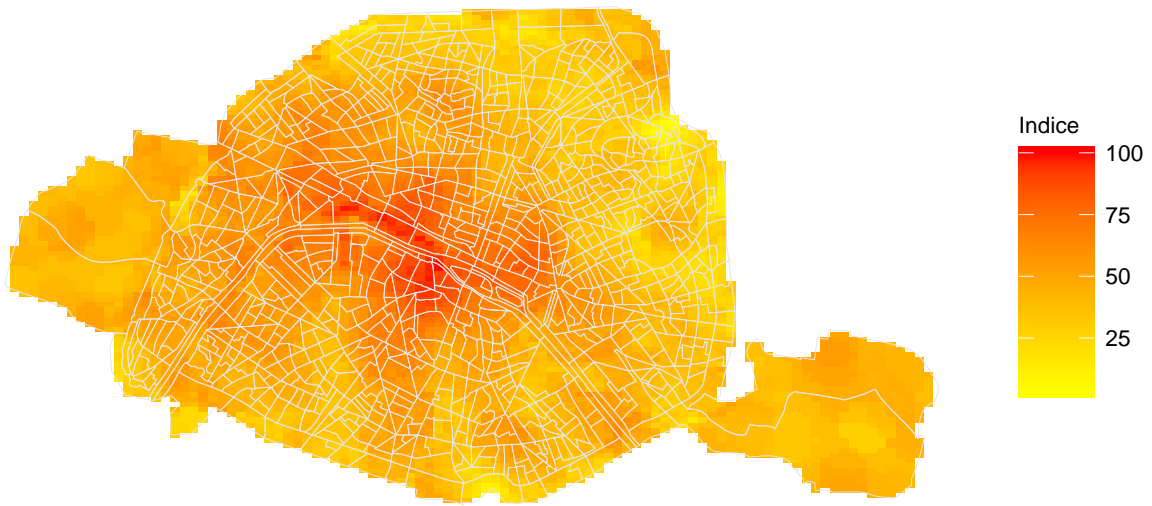
TABLE A.3: Corrélations entre le nombre de logements (Booking.com ou Airbnb) dénombrés par quartier avec les caractéristiques des environs (dans un rayon de 500m).

B Création de l'indice d'aménités

	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 SAR (colonne 3). La valeur du R² pour la régression spatiale SAR correspond à celle du Nagelkerke pseudo-R². *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$.

TABLE B.1: Résultats des régressions du prix des logements Airbnb.



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

FIGURE 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.

TABLE B.2: Regroupement de variables d'aménités.