

Le temps et la valeur hédonique des hébergements locatifs entre pairs : l'exemple d'Airbnb

Benoit Faye

DANS **REVUE D'ÉCONOMIE RÉGIONALE & URBAINE** 2023/2 (AVRIL), PAGES 209 À 245
ÉDITIONS **ARMAND COLIN**

ISSN 0180-7307

ISBN 9782200934996

DOI 10.3917/reru.232.0209

Article disponible en ligne à l'adresse

<https://www.cairn.info/revue-d-economie-regionale-et-urbaine-2023-2-page-209.htm>



CAIRN.INFO
MATIÈRES À RÉFLEXION

Découvrir le sommaire de ce numéro, suivre la revue par email, s'abonner...

Flashez ce QR Code pour accéder à la page de ce numéro sur Cairn.info.



Distribution électronique Cairn.info pour Armand Colin.

La reproduction ou représentation de cet article, notamment par photocopie, n'est autorisée que dans les limites des conditions générales d'utilisation du site ou, le cas échéant, des conditions générales de la licence souscrite par votre établissement. Toute autre reproduction ou représentation, en tout ou partie, sous quelque forme et de quelque manière que ce soit, est interdite sauf accord préalable et écrit de l'éditeur, en dehors des cas prévus par la législation en vigueur en France. Il est précisé que son stockage dans une base de données est également interdit.

Le temps et la valeur hédonique des hébergements locatifs entre pairs : l'exemple d'Airbnb

The stay-varying valuation of rental P2P accommodation attributes: the example of Airbnb

Benoît FAYE

Inseec Grande École, Bordeaux
bfaye@inseec.com
ORCID : 0000-0002-0751-1968

Mots-clés : hébergement collaboratif, Airbnb, durée de séjour, prix, fonction hédonique.

Keywords : peer-to-peer accommodation, Airbnb, length of stay, price determinants, hedonic function.

Classification JEL : D4, D12, R21, Z3.

Résumé

Une littérature croissante explore la tarification des locations de pair à pair, au développement spectaculaire notamment en France. Ainsi, les prix implicites des caractéristiques des hébergements ont été estimés par la méthode hédonique. Cependant, l'influence de la durée de séjour sur la disposition à payer ces caractéristiques est rarement considérée. En utilisant les données de 47 756 annonces Airbnb dans 31 villes françaises en octobre-novembre 2016, nous examinons les effets modérateurs de la durée moyenne de séjour sur les prix des attributs (centralité, voisinage, taille, équipements) dans chaque segment de marché (logements entiers, chambres privés et partagés) en contrôlant l'effet de qualité par des régressions quantiles. En tenant compte des limites liées aux données, nous mettons en évidence des effets modérateurs significatifs donnant un nouvel éclairage sur la valorisation de ces hébergements. Les résultats sont utiles pour les stratégies de tarification des hôtes et de l'industrie hôtelière, mais offrent surtout une introduction de la dimension temporelle dans les modèles urbains.

Abstract

A growing amount of economic literature explores paid online peer-to-peer accommodation pricing, a phenomenon that has grown dramatically worldwide over the past decade. Thus, academics have identified accommodation characteristics and estimated their implicit prices using the hedonic method. However, the influence of the length of stay on willingness to pay attributes is rarely considered. Using data from 47,756 Airbnb listings in 31 French cities, we examine the moderating effects of the city's average length of stay on the implicit price of main attributes (centrality, neighborhood, size, facilities). Moderating effects are estimated through OLS and corrected heteroskedastic models with multiplicative interactions per accommodation type (entire homes, private rooms, and shared rooms). In addition, we used quantile regressions to explore the significant effects of quality level on these moderating effects. We provide evidence of significant moderating effects by accommodation type and quality level that shed new light on the valuation of these accommodations. According to accommodation type and price level, the length of stay moderates the effect of centrality and neighborhood on prices. The positive influence of the accommodation capacity of the entire home decreases with the length of stay, suggesting that the value of the surface area per occupant increases with time. The length of stay may significantly moderate the willingness to pay for specific facilities. The results may be helpful in host pricing strategies, the tourism accommodation industry, and urban politics. Moreover, considering the time effect, we discuss what we know about urban key concepts (centrality, neighborhood, surface).

Points-clés

- Nous examinons l'effet modérateur de la durée de séjour sur les prix implicites des attributs des locations Airbnb.
- La durée de séjour affecte la valorisation de la centralité, du voisinage, de la surface et des équipements.
- L'effet peut être différent selon le type d'hébergement (logement entier, chambres privées/partagées) et sa qualité.

- 1 -

Introduction

L'hébergement pair-à-pair (P2P) est un espace loué par un fournisseur non commercial (l'hôte) à un utilisateur final (l'invité) pour un usage à court terme par le biais d'une interaction directe entre l'hôte et l'invité (Dolnicar, 2019). La France affiche le nombre d'hébergements P2P par habitant le plus élevé au monde, dont 60 % des « invités » sont français (AirDNA, 2021). En effet, l'hébergement P2P facilite la mobilité des ménages à l'intérieur d'un système urbain aux pôles plus ou moins spécialisés (Berroir *et al.*, 2017) tant dans les fonctions touristiques que non touristiques (santé, éducation, travail). Dans ce contexte, notre article interroge l'influence du temps (durée d'hébergement) sur ce que l'économie urbaine sait des effets de centralité, de voisinage, et de surface sur la valeur des hébergements.

Les publications sur la tarification des hébergements P2P sont nombreuses (Kuhzady *et al.*, 2020), explorant les déterminants des prix par l'approche hédonique (Chen et Xie, 2017 ; Teubner *et al.*, 2017 ; Wang et Nicolau, 2017 ; Faye, 2020). Cinq types d'attributs sont implémentés dans ces fonctions : attributs internes (équipement, surface...), attributs d'environnement (centralité, voisinage...), réputation de l'hébergement, attributs de l'hôte, et variables contextuelles décrivant les offres substituables à proximité.

Cependant, Benites-Aurioles (2018) suggère que la durée du séjour peut modérer le consentement à payer pour chaque attribut. Un séjour touristique court peut donner une valeur élevée à la centralité pour réduire le temps de trajet, mais une valeur plus faible aux caractéristiques internes du logement et à la qualité du voisinage. Cet effet de la durée sur la valeur des attributs pourrait changer ce que nous savons de la valeur des logements P2P. Notre problématique questionne cet effet modérateur.

Néanmoins, cette question soulève des problèmes empiriques. Les extractions de données en provenance d'Airbnb, leader du marché, reflètent les offres et non les contrats ; nous ne connaissons donc pas les durées de séjour des individus. La seule information disponible, commercialisée par AirDNA (Agarwal *et al.*, 2019), est la durée moyenne de séjour par ville. Son utilisation suppose que la principale source d'hétérogénéité de la durée se situe entre les villes (selon leur attractivité) et non au sein des villes (selon les caractéristiques des invités). Cependant, la littérature (Alegre et Pou, 2006 ; Gokoval *et al.*, 2007 ; Nicolau *et al.*, 2018) montre que la durée dépend du nombre et de la nature des sites touristiques dans les villes, mais aussi des caractéristiques individuelles des touristes (âge, origine, motivations), et des niveaux de dépenses (logement et hors logement). Il s'agit donc de contrôler au mieux ces deux sources d'hétérogénéité à l'aide des données disponibles.

D'une part, considérer la durée par segment d'hébergement (maison entière, chambre privée, chambre partagée) réduit l'hétérogénéité individuelle, ce que permettent les données AirDNA. Notre proposition (P1) discutera donc l'effet modérateur de la durée par ville et segment sur le prix implicite des principaux attributs hédoniques (centralité, voisinage, taille, équipements). Cette discussion est

fondée sur les estimations des modèles avec interactions multiplicatives de la durée et des attributs d'hébergement.

D'autre part, la proposition (P2) envisage l'influence des niveaux de prix sur l'effet modérateur de la durée par segment. Le niveau de prix étant associé au niveau de revenu ou au statut social des invités (Marrocu *et al.*, 2015), cette proposition réduit encore l'hétérogénéité individuelle. P2 est discutée sur la base d'une régression quantile.

Notre étude empirique analyse 47 756 annonces Airbnb dans les 31 premières villes françaises (hors Paris¹). Les données ont été collectées à la même date (2016) par l'observatoire français d'Airbnb.

Sous réserve des choix effectués, les résultats montrent un rôle du temps sur certaines préférences des invités. Les effets de la durée sur l'attractivité du centre sont significatifs selon le segment et le type de centralité ce qui confirme et précise l'approche de Benites-Auriolles (2018). La valorisation des voisinages (Faye, 2020 ; Xu *et al.*, 2020) est significativement modérée par la durée selon le segment et le type de voisinage. Dans les logements entiers, la préférence pour la surface par occupant s'accroît avec la durée. Enfin, la durée modère l'évaluation de certains équipements et services de manière différente selon le type d'hébergement et le niveau de prix.

La section 2 présente le cadre théorique et nos propositions, les sections 3 et 4 les données et la méthode. Les résultats et leur robustesse sont proposés dans les sections 5, 6. La section 7 conclut.

- 2 -

Revue de littérature et cadre théorique

L'approche se fonde sur la théorie de la demande de Lancaster (1966). Rosen (1974) a proposé une méthode d'estimation du prix implicite, c'est-à-dire du consentement à payer pour l'unité marginale d'un attribut lorsque le marché, supposé concurrentiel, est à l'équilibre (Freeman, 1993). Une large revue des applications hédoniques sur les hébergements P2P est disponible dans Faye (2020) sur les questions méthodologiques et Arvanitidis *et al.* (2020²) sur les questions de spécification, auxquelles nous renvoyons le lecteur.

L'introduction de la durée dans l'approche hédonique nécessite un cadre théorique approprié. Notons H une mesure agrégée de la qualité de l'hébergement décrivant les attributs internes, externes et expérientiels. Z est le panier des autres biens. Nous supposons que le temps quotidien passé par chaque agent (j) dans l'hébergement (i) pendant son séjour est une fonction continue, dérivable, bornée (≤ 1) et concave de la durée du séjour (t_j), noté $\alpha_j(t_j)$. Le temps passé par l'agent dans l'hébergement chaque jour augmente donc (à un taux décroissant) avec la durée du séjour, sans pouvoir dépasser la journée.

Formellement,

$$\frac{d\alpha_j(t_j)}{dt_j} > 0 \text{ et } \frac{d^2\alpha_j(t_j)}{dt_j^2} < 0 \quad (1)$$

Notons la fonction d'utilité individuelle

$$U_j = U_j(\alpha_j(t_j) H, Z) \quad (2)$$

L'utilité des caractéristiques pour l'agent dépend donc du temps pendant lequel l'agent y est exposé. U est considérée comme séparable et concave sur H et Z. Le Lagrangien du problème de l'équation (2) s'écrit

$$L = U_j(\alpha_j(t_j) H, Z) - \mu_j(p_H H + p_Z Z - I) \quad (3)$$

où p_H , p_Z , et I sont respectivement les prix unitaires de H, Z et le budget de l'agent. Les conditions de premier ordre sont :

$$\frac{\partial L}{\partial H} = \alpha_j(t_j) U_{mj_H} - \mu_j p_H = 0 \quad (4)$$

$$\frac{\partial L}{\partial Z} = U_{mj_Z} - \mu_j p_Z = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mu} = p_H H + p_Z Z - I = 0$$

où les U_{mj} sont les utilités marginales (dérivées partielles de la fonction d'utilité U_j). Comme P_Z est supposé normé (=1), nous obtenons donc :

$$p_H = \frac{\alpha_j(t_j) U_{m_{Hj}}}{U_{m_{Zj}}} \quad (5)$$

Dans l'équation (5) le temps quotidien passé dans le logement par chaque agent modère (interaction multiplicative) le prix implicite de l'indice H.

Nous supposons que α_j et t_j dépendent des caractéristiques de l'agent, notées α_j (son statut social et son revenu), et de l'attraction de sa ville (v), notée (C_v^j). Postulant une homogénéité des comportements touristiques selon le statut social dans un tourisme urbain de masse et de courte durée, α_j et I_j seront considérés comme des paramètres

$$\alpha_j(t_j) = \zeta(a_j, I_j, C_v^j) \approx \zeta(C_v^j) \quad (6)$$

Nous posons donc qu'il existe une faible variance des dépenses compte tenu d'une faible durée de séjour et que le tourisme urbain de masse conduit à des pratiques assez similaires selon le statut social.

De (6) il vient :

$$p_H = \frac{\zeta(C_v^j) Um_{Hj}}{Um_{Zj}} \quad (7)$$

H se décompose en cinq catégories d'attributs séparables :

- **Variables intrinsèques** ou attributs internes de l'hébergement décrits par les listings Airbnb, noté $[LA]$ (taille, équipements, services)
- **Variables extrinsèques** ou attributs externes notés $[SA]$ (voisinage, centralité)
- **Variables réputationnelles** notées $[LR]$ décrivent les aspects expérientiels de l'hébergement : badge *superhost*, nombre de commentaires, évaluation du logement par les invités en nombre d'étoiles, vérification des comptes des hôtes, photos des hôtes, taux d'annulation.
- **Les variables relatives aux hôtes**, notées $[HA]$, sont ici limitées au statut professionnel ou occasionnel de l'hôte (race, genre et orientation sexuelle, présents dans certains pays, ne sont pas généralisés en France).
- **Les variables contextuelles** de marché notées $[CTA]$ décrivent les offres substituables (offre hôtelière, densité d'hébergement Airbnb) au voisinage de l'hébergement.

Nous considérons ces caractéristiques dans chaque segment d'hébergement P2P : logements entiers (EH), chambres privées (PR) et chambres partagées (PA).

Notre questionnement porte sur deux propositions de recherche :

- P1 : Le prix implicite des attributs dépend de la durée moyenne de séjour dans la ville $\zeta(C_v^j)$ avec des impacts différents selon le segment de marché considéré. Pour discuter P1 nous testerons l'effet modérateur de la durée sur la valeur des attributs hédoniques par segment.
- P2 : La relation entre le prix implicite des attributs et la durée moyenne de séjour en ville $\zeta(C_v^j)$ diffère selon les caractéristiques des clients (a_j, I_j). En supposant que les caractéristiques des clients sont suffisamment homogènes selon le niveau de prix dans chaque segment, nous estimons une régression quantile pour examiner P2. Notons que la surface réduite des locations (*cf. infra*) limite le recours au partage des hébergements par plusieurs ménages, ce qui perturberait le lien établi par P2.

- 3 -

Les données

Les données proviennent de l'Observatoire Airbnb³ (À propos - Observatoire Airbnb (archive.org)), offrant un large éventail de villes françaises. M. Rouveyre fonde l'observatoire en mars 2016 louant les services d'un *web scraper* d'annonces Airbnb. Les nombres de villes et de caractéristiques prélevées changent selon les dates au gré des fonds affectés. C'est en octobre/novembre 2016 que les prélèvements

concernent le maximum de villes pour une plus grande concordance d'attributs. Ces données, en coupe transversale⁴, omettent néanmoins les variables de réputation.

47 756 annonces ont été enregistrées (logements entiers : 76,5 % ; chambres : 23,5 %) dans 31 villes françaises (Tableau 1). Les variables incluses dans H sont successivement présentées dans le Tableau 2.

Tableau 1 – Nombre d'observations par ville

Population	Ville	Nombre de listings	Date	
			10/2016	11/2016
Plus de 200 000 hab.	Bordeaux	5 044		
	Lille	1 829		
	Lyon	6 900		
	Marseille	6 294		
	Montpellier	2 897		
	Nantes	3 326		
	Nice	5 792		
	Rennes	610		
	Strasbourg	1 125		
	Toulouse	2 829		
De 100 000 à 200 000 hab	Aix-en-Provence	2 057		
	Amiens	210		
	Angers	456		
	Brest	591		
	Caen	287		
	Clermont-Ferrand	566		
	Dijon	546		
	Grenoble	563		
	Le Havre	145		
	Le Mans	668		
	Limoges	111		
	Metz	418		
	Mulhouse	132		
	Nancy	382		
	Nîmes	1 019		
	Orléans	294		
	Perpignan	609		
	Reims	301		
	Rouen	638		
	Toulon	504		
Tours	613			

- **Prix (par nuit en euros hors taxes).** Un test de Grubbspar par segment et par ville identifie les valeurs extrêmes afin d'écartier les hébergements de qualité exceptionnellement élevée ou faible. 4,1 % des observations ont été rejetées.
- **Voisinage.** Nous nous référons à l'approche de Faye (2020) fondée sur le « guide des quartiers » d'Airbnb comprenant les thématiques : tranquillité, restaurants, shopping, aimé par les résidents, artistique, touristique, vie nocturne, espaces verts. Les variables retenues sont présentées en annexe 1. L'Insee fournit des données décrivant ces profils pour les 2 592 IRIS⁵ situés dans les 31 villes, à l'exception des caractéristiques touristiques. Ces dernières sont mesurées par la somme des commentaires *TripAdvisor* sur les sites touristiques inclus dans chaque IRIS⁶. Une autre variable (nombre de monuments historiques⁷) mesure le caractère historique de l'IRIS au-delà des attractions touristiques populaires. Enfin, nous mesurons les espaces verts des IRIS par la taille des parcs publics en utilisant les données du Comité français des parcs et jardins⁸ et la projection des parcs sur la carte des IRIS. L'analyse factorielle de l'ensemble des variables (Tableau 2) renvoie quatre dimensions : *centre résidentiel*⁹, *résidentiel aisé*¹⁰, *résidentiel populaire*¹¹, *touristique et commercial*¹². Une jonction de localisation (QGIS) de l'hébergement dans son IRIS qualifie le voisinage de l'hébergement par les scores de son IRIS sur les quatre dimensions identifiées. Nous avons choisi de regrouper les IRIS car la perception des invités se construit au fil de leurs voyages et la correspondance des dimensions d'une ville à l'autre est une nécessité technique. Les données des IRIS sont antérieures à 2016, ce qui limite le risque d'endogénéité.
- **Variables intrinsèques.** Nous utilisons les variables descriptives des types de logement, des équipements et les services supplémentaires proposés dans chaque annonce (voir détails dans le Tableau 3).
- **Variables de réputation.** Les données scrapées par l'Observatoire ne contiennent pas ces variables (badges *superhost*, évaluations, nombre de commentaires) en 2016. Pour certains auteurs, cette omission constitue un biais, mais la significativité et le sens de ces variables font toujours l'objet d'âpres débats (Chen et Xie, 2017 ; Wang et Nicolau, 2017 ; Faye, 2020).
- **Les variables contextuelles** décrivant les offres substituables sont mises en œuvre par IRIS et comprennent le nombre d'hôtels sans distinction de classement et d'annonces Airbnb en considérant le segment.
- **Les attributs des hôtes** sont limités au statut d'hôte professionnel (versus occasionnel). Les professionnels sont identifiés par plus de deux inscriptions avec le même numéro d'identification.
- **La centralité.** Les études font communément référence au centroïde urbain ou au principal point d'intérêt touristique (Benites-Aurioles, 2018 ; Cai *et al.*, 2019). Nous explorons ces deux voies. D'une part, la distance euclidienne entre les coordonnées GPS de l'hébergement et le centroïde mesure la distance. Pour tenir compte de la taille de la ville, nous calculons la distance relative en divisant la distance par le rayon de la ville (supposant une forme urbaine sphérique). D'autre part, nous considérons la distance euclidienne relative au principal point d'intérêt touristique (PIT) maximum selon le classement *TripAdvisor*. Cependant, la richesse touristique des villes françaises et la durée moyenne des séjours suggèrent que l'agent puisse arbitrer entre plusieurs points d'intérêt touristique. Nous limitons leur nombre à quatre par

Tableau 2 – Analyse factorielle : corrélation des variables aux facteurs après rotation varimax (KMO = 0,89 ; Cronbach's Alpha = 0,93)

Nombre de	Centre Résidentiel (D1)	Résidentiel aisé (D2)	Populaire (D3)	Tourisme et commerce (D4)
Appartements	0,79			
Locataires	0,857			
Logements de 1991 à 2005	0,657			
Logements < 30 m ²	0,857			
Logements de 30 à moins de 40 m ²	0,732			
Logement de 40 à moins de 60 m ²	0,639			
Ménages en résidence depuis moins de 2 ans	0,937			
Ménages en résidence depuis 2 à 4 ans	0,886			
Âgés de 18–24 ans	0,91			
Âgés de 25–39 ans	0,717			
Personnes seules	0,911			
Étudiants 18–24 ans	0,882			
Étudiants 25-29 ans	0,851			
Maisons		0,612		
Propriétaires		0,905		
Logements de 80 à moins de 100 m ²		0,69		
Logements de 100 à moins de 120 m ²		0,775		
Logements > 120 m ²		0,632		
Ménages en résidence depuis plus de 10 ans		0,817		
Âgés de 55–64 ans		0,82		
Âgés de 65–79 ans		0,859		
Âgés de 80 ans ou plus		0,68		
Couples avec enfants		0,828		
Revenu médian		0,512		
Artisans, commerçants, chefs d'entreprise		0,634		
Retraités		0,885		

Tableau 2 – (suite)

Logement social			0,739	
Étrangers			0,802	
Immigrés			0,834	
Age 0–2 ans			0,825	
Age 3–5 ans			0,842	
Age 6–10 ans			0,837	
Age 11–17 ans			0,733	
Part des avantages sociaux			0,601	
Ouvriers			0,855	
Logements avant 1919				0,660
Monuments historiques				0,542
Commentaires Tripadvisor				0,399
Bars				0,599
Musées				0,399
Restaurants				0,845
Salons de beauté				0,691
Coiffeurs				0,476
Parfumeries				0,79
Bijoutiers				0,852
Magasins				0,956
Alpha de Cronbach	0,97	0,944	0,87	0,893
Variance cumulative (%)	20,978	39,713	55,142	67,734

Note : Le KMO (0,89) indique l'existence d'une solution factorielle. La valeur de l'Alpha de Cronbach montre l'excellente fiabilité des dimensions générées par les variables. Le tableau affiche les corrélations (>0.4) des variables avec leur dimension d'appartenance. Les quatre dimensions restituent 67,734 % de la variance initiale. Les dimensions sont nommées à partir du sens donné par les variables.

ville et proposons une moyenne de la distance relative entre l'hébergement et les quatre points d'intérêt touristique¹³ pondérés par leurs commentaires *TripAdvisor*.

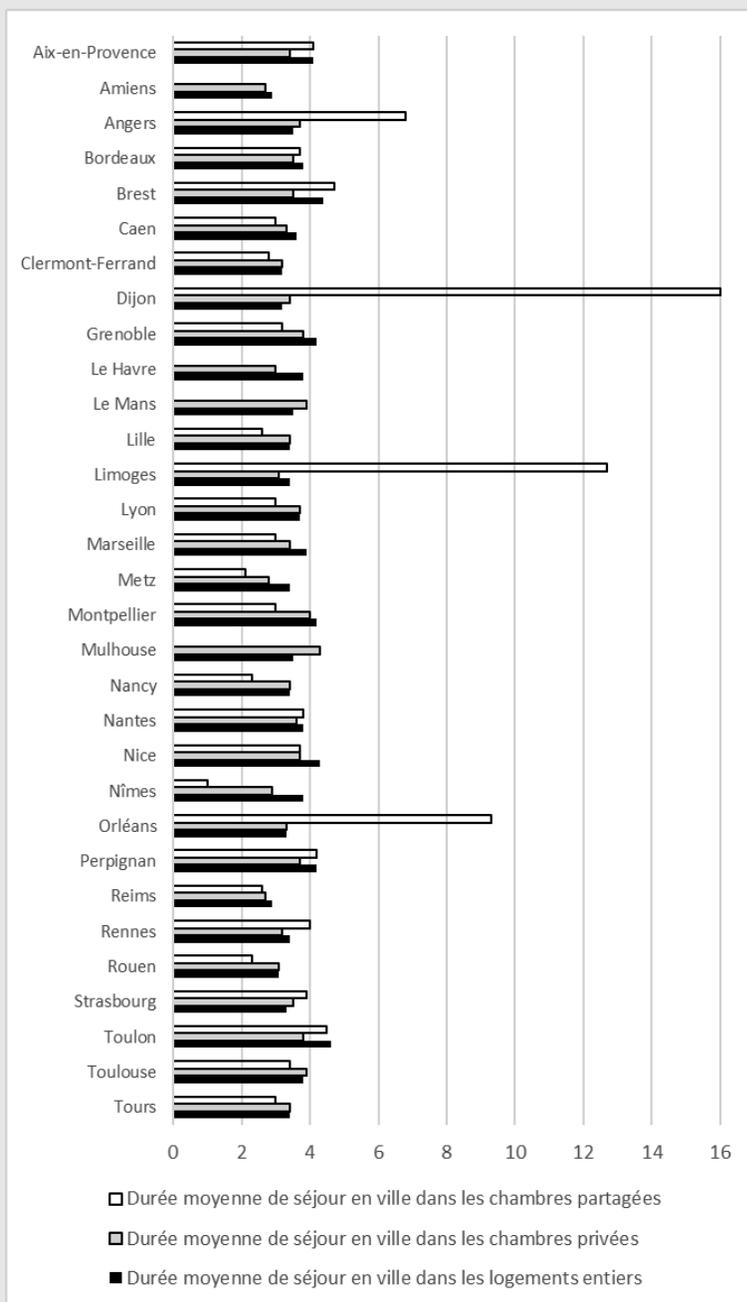
– **La taille des hébergements** n'est pas indiquée par Airbnb. Nous considérons donc le nombre de chambres comme un indicateur de la taille des logements entiers, et la capacité d'accueil comme un indicateur de la taille des chambres privées et partagées. Compte tenu de leur faible représentativité (moins de 50) nous regroupons les modalités excédant 6 dans une modalité « 6 et plus » dans chaque segment. Chaque modalité de taille est traitée comme une *dummy* pour faciliter l'approche des effets d'interaction avec la durée de séjour. Notons une très forte concentration des

observations sur les modalités de surface les plus faibles : 70 % (resp. 91,5 %) des logements entiers possèdent au plus une chambre (resp. 2 chambres), 87,4 % des chambres privées ont une capacité maximale de 2 personnes, 90,1 % des chambres partagées ont une capacité maximale de 3 personnes.

– **La durée moyenne de séjour (DS) par ville** et par segment est fournie par AirDNA (Figure 1). Dans chaque segment, DS offre une hétérogénéité substantielle pour des locations de courte durée. La simultanéité du choix du prix et de la durée pose un problème d'endogénéité. En l'absence de choc pendant la période, nous introduisons un décalage temporel en utilisant les durées d'octobre 2018. Nous n'utilisons pas de variable instrumentale, le nombre réduit des DS laisse plus de doute sur la qualité des instruments que l'usage de variable décalées. Notons que nous ne considérons pas les réductions de prix hebdomadaires ou mensuelles¹⁴ ni la durée minimale de séjour imposée par l'hôte¹⁵. Ce choix est commun aux études hédoniques, les hôtes ne précisant que leurs existences non leurs valeurs.

Le Tableau 3 affiche les statistiques descriptives des variables. Compte tenu d'une observation ponctuelle des annonces Airbnb et d'une observation moyenne des durées de séjour par ville, nous n'introduisons pas d'effet fixe temporel ou spatial (par ville).

Figure 1 – Durées moyennes de séjour par ville par segment



Source : auteurs (2020).

Tableau 3 – Statistiques descriptives

Vecteurs	Catégories	Variables	Type	Logements entiers Moyenne (sd) Fréquence %	Chambres privées	Chambres partagées
P (prix)	Prix	Prix par nuit (euros)	Continue	71,57(39,62)	38,77(19,18)	28,19(16,94)
Attributs extrinsèques	Centralité	Dist. centre	Continue	0,33(0,24)	0,42(0,28)	0,38(0,28)
		Dist. PIT max		0,37(0,27)	0,45(0,29)	0,42(0,31)
		Dist. 4 PITS		0,33(0,15)	0,37(0,16)	0,34(0,16)
Attributs extrinsèques	Voisinage	Centre Résidentiel	Continue	0,49(1,18)	0,48(1,18)	0,68(1,24)
		Résidentiel/ aisé		0,10(0,98)	0,22(1,01)	0,09(0,97)
		Populaire		-0,23(0,80)	-0,07(0,95)	-0,09(0,95)
		Touristique et commercial		1,06(2,02)	0,47(1,51)	0,59(1,56)
Attributs extrinsèques	Attractivité touristique urbaine	Littoral	Dummy	59,02		
		Commentaires TripAdvisor	Continue	23,76(15,838)		
Attributs intrinsèques	Housing type	Appartement	Dummies	89,37	69,09	89,44
		Appartement en résidence		1,32	1,51	1,53
		B&B		0,19	6,23	2,49
		Loft		0,97	0,57	0,96
		Maison		7,77	21,77	5,18
		Villa		0,36	0,80	0,38

Tableau 3 – (suite)

Attributs intrinsèques	Surface	Nb. Chambres =0	Dummies	18,07		
		=1		50,18		
		=2		23,23		
		=3		6,40		
		=4		1,71		
		=5		0,34		
		=6+		0,05		
		Capacité d'accueil/=1		13,03	26,29	
		=2		74,34	58,15	
		=3		5,42	5,56	
		=4		5,71	7,10	
=5	0,58	0,57				
=6	0,59	2,30				
Attributs intrinsèques	Espaces	Accommodation size	Continue	3,57(1,54)	2,11(1,41)	
		Nb. Salle de bains	Continue	1,07(0,30)	1,03(0,22)	
		Terrasse		7,25	3,53	
		Jardin		3,88	3,97	
		Patio		1,1	0,61	
		Espace de travail		41,58	36,93	

Tableau 3 – (suite)

Attributs intrinsèques	Équipements	Canapé convertible	6,42	7,80	31,28
		Cuisine	97,67	79,45	90,21
		Internet	59,73	52,48	57,39
		Télévision	75,35	52,82	60,46
		Chauffage	92,33	88,13	86,18
		Air conditionné	16,46	10,04	10,17
		Machine à laver	75,08	66,60	66,02
		Sèche linge	17,73	17,41	10,94
		Parking	28,81	35,57	27,25
		Wi-Fi	85,76	91,61	88,29
		Télévision câblée	23,38	13,98	15,35
		Ascenseur	32,66	31,16	34,93
		Cheminée	4,92	6,71	3,64
		Interphone	47,31	37,69	40,11
		Portier	1,66	0,92	1,15
		Piscine	3,97	4,41	2,88
		Jacuzzi	0,86	1,03	0,77
		Cintres	52,53	42,68	30,71
		Fer à repasser	47,67	38,77	40,49
		Sèche-cheveux	46,32	41,88	41,45
Verrou porte chambre		13,96			
Attributs intrinsèques	Services	Petit déjeuner	11,03	35,38	31,28
		Animaux autorisés	16,52	12,24	14,39
		Family-friendly	65,38	41,23	30,90
		Event-friendly	7,66	8,55	9,21
		Fumeurs autorisés	7,37	11,70	13,05
		Entrée 24h/24h	24,98	20,71	21,11
	Dummies				
	Dummies				

Tableau 3 – (suite)

Politique d'annulation	Stricte			Dummies	15,08	5,86	8,06
	Modérée	Flexible					
Attributs de l'hôte				Dummy	9,68	10	9,59
					1,71(3,10)	1,11(2,40)	1,23(2,69)
Variables contextuelles				Continues	56,8(54,32)	10,68(8,13)	1,78(1,27)
Durée de séjour				Continues	3,561(0,25)	3,57(0,27)	3,53(1,8)

Source : auteurs.

- 4 -

Méthodes

Pour discuter (P1), nous estimons par segment (t) un modèle semi-linéaire¹⁶ par moindres carrés ordinaires (MCO) sans interaction (équation 8) et avec interaction de DS (équation 9).

L'équation hédonique est notée :

$$p_{i,v}^t = \beta_0^t + \beta_{i,h}^t LA_{h,i,v}^t + \beta_{i,j}^t SA_{j,i,v}^t + \beta_{i,m}^t CTA_{m,i,v}^t + \beta_{i,n}^t CP_{n,i,v}^t + \beta_{i,l}^t HA_{l,i,v}^t + \varepsilon_i^t \quad (8)$$

où $p_{i,v}^t$ est le prix de la nuitée hors taxe dans l'hébergement (i) appartenant au segment (t) dans la ville (v). Les β^t sont les paramètres dans chaque catégorie (t), ε est le résidu. Pour rappel, LA_h représente les h attributs intrinsèques (taille, équipements, services), SA_j les j variables extrinsèques (voisinage, centralité), CTA_m les m variables contextuelles, CP_n les n modalités d'annulation, et HA_l les l attributs de l'hôte. Nous ne testons l'effet de modération que sur les attributs extrinsèques (centralité, voisinage) et sur les attributs intrinsèques (taille et équipements) en estimant l'équation (9) :

$$p_{i,c}^t = \beta_0^t + \beta_{i,h}^t LA_{h,i,c}^t + \beta_{i,h}^t DS_{t,c} LA_{h,i,c}^{t,p} + \beta_{i,j}^t SA_{j,i,c}^t + \beta_{i,j}^t DS_{t,c} SA_{j,i,c}^{t,p} + CP_{n,i,c}^t + \beta_{i,n}^t DS_{t,c} CP_{n,i,c}^t + \beta_{i,m}^t CTA_{m,i,c}^t + \beta_{i,n}^t \beta_{i,l}^t HA_{l,i,c}^t + \varepsilon_i^t \quad (9)$$

où les β^{t} sont les paramètres concernant les effets de modération de DS_t . La multicollinéarité est contrôlée par le facteur d'inflation de la variance ($VIF < 5$, voir Sheather, 2009). Pour réduire le risque d'endogénéité lié au choix simultané du prix avec certaines caractéristiques (taille, voisinage, centralité), nous avons utilisé des décalages temporels (voisinage), une discrétisation (taille), et des proxies (centralité) (Ayoub *et al.*, 2020). En présence d'hétéroscédasticité, nous approximons la fonction inconnue des régresseurs par une relation quadratique offrant la possibilité d'obtenir des erreurs standard cohérentes et des estimations plus efficaces. Les estimations corrigées de l'hétéroscédasticité (HC) sont affichées lorsque le test de Breusch-Pagan rejette l'homoscédasticité.

L'effet modérateur peut changer le signe ou la force de la relation entre variable explicative et prix. Les variables initiales et leurs interactions avec DS sont implémentées simultanément dans la fonction hédonique dans la mesure où les arguments théoriques de l'effet modérateur d'une variable doivent être distincts de son effet direct (Andersson *et al.*, 2014 ; Cohen *et al.*, 2003).

Pour discuter P2, nous utilisons une régression quantile (QR). La fonction quantile $Q_\tau(P)$ renvoie la valeur de P qui délimite les données dans les proportions τ (pour les valeurs inférieures) et $(1 - \tau)$ (pour des valeurs supérieures) (Koenker et

Bassett, 1978). Dès lors $Q_\tau(P)$ dépend de la fonction de distribution cumulative de Y tel que :

$$F_Y(Q_\tau(P)) = \text{Prob}(P < Q_\tau(P)), \quad 0 < \tau < 1$$

Le modèle hédonique définit la moyenne de P comme une fonction linéaire des attributs de H , $E(P/H) = H\beta$, et le modèle de régression quantile définit le quantile associé à la probabilité tel que $Q_\tau(P)/H = H\beta$.

- 5 - Résultats

Le Tableau 4 affiche le R^2 ajusté et la log-vraisemblance pour les estimations MCO sans interaction et avec interaction par segment. Même si l'interaction avec la durée augmente peu l'explicativité des modèles, l'effet existe toujours. Les interactions de DS^2 ne fournissent pas de meilleurs résultats. Le test de Breusch-Pagan rejette l'homoscédasticité, ce qui conduit à des estimations corrigées (HC).

Le Tableau 5 fournit les estimations de l'équation (9) par segment, et les estimations quantiles ($\tau=0,25, 0,5$ et $0,75$). Pour réduire les tableaux, nous n'affichons pas les équipements, représentés dans les figures 2 et 3.

Par la suite, nous commentons P1 et P2 par catégorie de variables. Le fichier de données additionnelles contient les tests de comparaison des coefficients estimés par segment.

5.1. La distance

Dans les logements entiers, l'influence de la distance au centre sur le prix n'est pas significative quel que soit le niveau des prix. En revanche, l'influence de la distance au point d'intérêt touristique maximal sur le prix est significativement négative sans influence des niveaux de prix. Cela suggère une prévalence des motivations touristiques mais relève aussi d'une forte concentration de l'offre dans les centres-villes (Travère *et al.*, 2017). Cependant, plus la durée augmente moins l'invité consent à payer pour la centralité touristique, d'autant que le prix diminue. Ce résultat est cohérent avec les travaux de Benites-Aurioles (2018). Lorsque la centralité est définie par le compromis entre quatre lieux touristiques, il ressort une relation positive entre la distance et le prix. L'arbitrage entre les lieux touristiques éloigne probablement l'individu du PIT maximum, cependant l'effet diminue lorsque DS augmente.

Dans les chambres privées, à l'inverse, comme le suggère Faye (2020), le prix augmente avec la distance au centre. Certains invités sont plus susceptibles de rechercher un hébergement dans un quartier loin du centre quand leurs motivations sont non touristiques ou orientées vers les relations sociales avec les hôtes. Comme l'ont noté Jung *et al.* (2016), la relation humaine peut être le principal actif partagé.

Tableau 4 – Tests des estimations MCO avec et sans effets d'interaction

	Estimation MCO	R ² aj	Log vraisemblance	Test Breusch-Pagan p. critique =	VIF max
Logements entiers	Sans interaction	0,465	-13973,42	0,000	4,47
	Interaction (DS)	0,478	-13497,30	0,000	
	Interaction (DS ²)	0,479	-13473,688	-	
Chambres privées	Sans interaction	0,292	-4283,673	0,000	4,18
	Interaction (DS)	0,309	-4148,942	0,000	
	Interaction (DS ²)	0,305	-4179,365	-	
Chambres partagées	Sans interaction	0,267	-260,478	0,0007	4,7
	Interaction (DS)	0,325	-215,119	0,098	
	Interaction (DS ²)	0,318	-218,802	-	

Note : pour chaque segment (ligne) le tableau affiche (colonne) les R² ajustés, log vraisemblance, probabilité du test de Breusch-Pagan et VIF (Variance Inflation Factor) maximum pour trois types d'estimation MCO (sans interaction, interaction de la durée de séjour, interaction de la durée de séjour au carré). Les R² ajustés et les valeurs de Log-vraisemblance, montrent l'intérêt des modèles en interaction sans justifier l'utilisation d'une DS au carré. Pour l'interaction retenue, le test de Breusch-Pagan rend nécessaire des estimations corrigées. Le VIF maximum des variables explicatives est inférieur à 5 (colinéarité acceptable).

Tableau 5 – Estimations corrigées de l'hétéroscédasticité (HC) et estimations quantiles (QR) par segment avec interaction de la durée moyenne de séjour par ville (DS)

Variables	Logements entiers			Chambres privées			Chambres partagées					
	CH	QR		CH	QR		CH	QR				
	T=0,25	T=0,5	T=0,75	T=0,25	T=0,5	T=0,75	T=0,25	T=0,5	T=0,75			
Constante	1,509	0,414	1,025	1,554	3,253***	3,51***	4,083***	4,069***	-28,647	3,827**	6,097***	0,04***
Littoral	0,112***	-0,084	-0,092	-0,12	0,03***	0,017***	0,027***	0,063***	0,008	0,019	0,052***	0,018***
Commentaires Tripadvisor	0***	0***	0***	0***	0***	0***	0***	0***	0***	0***	0***	0***
Professionnel	-0,012*	-0,006	-0,016	-0,019	-0,02*	0	0,004	-0,031*	-0,005	-0,027	0,052***	0,055***
Appartement	-0,159	-0,394	-0,598	-0,361	-0,47	1,558***	-0,749	-0,196	30,439	-1,398	3,215***	2,231***
Appart. résidence	-0,484	-0,927	-0,844	-0,476	0,277	1,478***	-0,081	1,058	29,166	-1,639	4,14***	0,839***
B&B	-0,038	0,707	-0,021	0,49	-0,068	0,816***	-0,275	0,319	30,368	-0,197	2,478***	2,059***
Loft	0,056	-0,069	-0,111	-0,324	0,906	0,914***	0,561	1,927**	29,462	0,319	3,525***	1,637***
Maison	-0,037	-0,357	-0,576	-0,177	-0,528	1,438***	-0,818	-0,566	30,938	-0,865	2,206***	2,569***
DS	0,56	0,748	0,612	0,624	0,238	0,404***	0,063	-0,008	0,004	0,052	0,628***	0,902***
Dist. centre	-0,337	-0,44	-0,411	-0,395	3,834***	4,45***	3,908***	5,462***	3,344***	3,496***	3,974***	4,375***

Tableau 5 – (suite)

Dist. PIT max	0,905***	-0,805	-0,775	-0,558	Dist. PIT max	3,61***	3,891***	4,125***	5,166***	2,715***	2,527***	2,881***	3,981***
Dist. 4 PIT	2,251***	2,035***	2,171***	2,33***	Dist. 4 PIT	1,287***	2,357***	1,191**	2,475***	1,291***	1,193***	1,629***	2,213***
Centre résidentiel	0,017	0,023	0,022	0,017	Centre résidentiel	0,164***	0,142***	0,175***	0,2***	0,12**	-0,037	0,005***	0,046***
Résidentiel aisé	0,24***	-0,18	-0,226	-0,298	Résidentiel aisé	0,03	0,017	0,063	-0,081	0,167**	0,122**	0,166***	0,054***
Populaire	0,137***	0,066*	0,13***	0,143***	Populaire	-0,2***	0,19***	0,247***	0,201***	0,013	0,218***	0,241***	0,068***
Tourisme	0,029**	0,055***	0,037**	0,02	Tourisme	0,038	0,089***	0,035	0,024	0,125**	-0,055	0,065***	0,189***
Capacités	0,13***	0,142***	0,087***	0,067**	Capacité =1	0,878	1,306***	0,625	0,625	0,283	-0,56	0,482***	0,543***
Nb. Chambres =0	1,338	2,297	2,257	1,734	=2	0,978	1,406***	0,586	0,764	0,519	-0,614	0,754***	0,553***
=1	1,492	2,54	2,485	1,838	=3	0,897	1,42***	0,528	0,378	1,316	0,367	1,272***	0,678***
=2	1,643	2,699	2,693	2,111	=4	1,392	1,741***	0,841	0,997	0,671	-0,13	0,371***	0,411***
=3	1,467	2,551	2,565	1,951	=5	1,069	1,353***	1,164	0,64	4,053*	3,67	0,087***	0,732***
=4	1,173	2,056	2,291	1,769	=6	0,602	2,227***	0,356	0,76	0,808	-0,034	0,593***	1,431***
=5	0,541	1,64	2,199	1,081	Nb Salle de bains	0,024	0,017**	0,005	0	0,396	0,708***	0,263***	0,945***
=6	1,458	3,293	3,519	1,273									
Nb. Salle de bains	-0,145	-0,03	-0,038	-0,195									

Tableau 5 – (suite)

Nb. Hôtels /IRIS	0	-0,001	0,002*	0,001	Nb. Hôtels/IRIS	0,005***	0,004***	0,004**	0,004	-0,001	0,001	0,002***	-
Nb. Logements entiers /IRIS	0,001***	0,001***	0,001***	0,001***	Nb. Chambres /IRIS	-0,001	0,001***	0	0	-	0,019**	-	0,019***
DS* Appart.	-0,008	0,051	0,098	0,037	DS* Appart.	-0,006	-0,071	-0,006	0,052	0,438	0,122	0,723***	-
DS* Appart. Résidence	0,063	0,176	0,147	0,057	DS* Appart. Résidence	-0,207*	-0,095	-0,205	-0,278	0,821	0,216	1,034***	-
DS*B&B	0,012	-0,2	0,021	-0,117	DS* B&B	-0,048	0,203***	-0,061	-0,009	0,459	-0,21	0,477***	-
DS* Loft	-0,026	0,002	0,012	0,068	DS* Loft	0,351**	0,206**	-0,329*	0,503**	0,761	-0,564	0,959***	0,945***
DS* Maison	-0,008	0,073	0,126	0,024	DS* Maison	0,041	-0,074	0,049	0,195	0,310	-0,022	0,48***	-
DS*Dist. centre	0,063	0,09	0,081	0,066	DS*Dist. centre	1,082***	1,257***	1,099***	1,534***	0,999***	1,102***	1,186***	1,218***
DS*Dist. PIT max	0,198***	0,184***	0,176***	0,114*	DS*Dist. PIT max	0,968***	1,056***	1,112***	1,379***	-	-	0,955***	-
DS*Dist. 4PIT	0,487***	0,474**	0,499***	0,489**	DS*Dist. 4PIT	0,436***	0,694***	0,396***	0,813***	-	-	0,428***	-
DS*Centre Résid.	-0,011*	-0,013	-0,012	-0,012	DS* Centre Résid.	0,046***	0,04***	0,05***	0,057***	-0,027*	0,015	0,006***	-
DS* Résid. aisé	0,062***	0,046***	0,058***	0,077***	DS* Résid. aisé	-0,006	-0,003	-0,016	0,027	0,059**	0,051***	0,055***	0,025***
DS* Populaire	0,046***	-0,027	-0,045	-0,047	DS* Populaire	0,047***	0,044***	0,058***	0,046**	-0,016	0,082***	0,084***	0,018***
DS* Tourisme	0,007**	-0,013	-0,009	-0,006	DS* Tourisme	-0,005	0,019***	-0,003	-0,001	-0,025	0,021*	0,011***	0,037***

Tableau 5 – (suite)

DS*Capacité	0,017***	-0,02	-0,007	-0,001	DS*capacité=1	-0,349	0,399***	-0,26	-0,317	-0,068	0,163	0,193***	0,182***
DS* chambre=0	-0,383	-0,597	-0,537	-0,488	=2	-0,325	0,377***	-0,198	-0,305	-0,074	0,239	0,317***	0,244***
=1	-0,386	-0,625	-0,559	-0,475	=3	-0,293	0,372***	-0,17	-0,182	-0,325	-0,066	0,275***	0,297***
=2	-0,375	-0,619	-0,56	-0,487	=4	-0,403	0,439***	-0,226	-0,325	-0,078	0,129	0,246***	0,273***
=3	-0,304	-0,549	-0,497	-0,424	=5	-0,321	0,355***	-0,337	-0,248	-1,178	-1,017	0,111***	0,328***
=4	-0,222	-0,415	-0,421	-0,365	=6	-0,159	0,547***	-0,084	-0,212	-0,193	0,071	0,292***	0,437***
=5	-0,059	-0,317	-0,396	-0,194									
=6	-0,287	-0,71	-0,759	-0,261									
DS*Nb Salles de bains	0,07***	0,039	0,043	0,084**									

Note : En colonne figurent les segments. Chaque colonne est divisée en quatre affichant d'abord les coefficients de l'estimation HC puis les coefficients de l'estimation quantile par valeur de tau. Les lignes sont regroupées en catégorie de variables. Significativité : ***1 %, **5 % ou *10 %.

Cependant, plus la durée augmente, moins l'individu est prêt à payer pour une distance donnée du centre, sans différence par niveaux de prix. Avec le temps, l'éloignement du centre pose sans doute des problèmes d'accessibilité aux services attendus. Mais, lorsque la distance est calculée au principal point d'intérêt touristique (ou aux 4 PIT), l'effet de la distance sur le prix est négatif et diminue avec la durée et l'augmentation des prix. Là encore, les externalités négatives des zones touristiques deviennent répulsives avec le temps. Ces résultats posent la question de l'hétérogénéité des préférences dans ce segment (Guttentag *et al.*, 2018). Plus précisément, des invités sont plus susceptibles de rechercher un hébergement dans un quartier éloigné, quand leurs motivations sont orientées vers les relations sociales avec les hôtes ou des motivations non touristiques. D'autres sont plus motivés par la proximité aux lieux touristiques.

Dans les chambres partagées, les résultats s'inversent. Les prix diminuent avec la distance au centre. L'effet se renforce avec la durée, d'autant que les prix s'accroissent. À l'inverse, les prix augmentent avec la distance au PIT maximal ou aux 4 points d'intérêt touristique mais cette fois l'effet s'atténue avec la durée, d'autant que les prix augmentent. Ce segment semble plus structuré par la centralité urbaine que la centralité touristique. Se pose encore la question de la finalité de l'hébergement, notamment les motivations non touristiques et l'interaction sociale pour ce segment à petit budget.

5.2. Le voisinage

Pour les logements entiers, les quartiers résidentiels centraux (D1) ont un effet positif sur le prix qui décroît avec la durée sans effets des niveaux de prix. Ce résultat n'est pas contradictoire avec la non-significativité de la distance au centroïde tant l'offre Airbnb se concentre dans les centres-villes. Les externalités négatives des centres peuvent avec le temps justifier l'atténuation de leur attractivité. Si le résidentiel aisé (D2) produit un effet négatif sur le prix, en lien avec sa distance du centre, celui-ci diminue avec la durée. Ce résultat reflète la substitution de la qualité de vie à la centralité à mesure que le séjour s'allonge. Les quartiers populaires (D3) et touristiques (D4) ont des effets positifs sur les prix mais s'atténuent avec la durée (de manière croissante avec le niveau de prix pour D3, décroissante pour D4). Ainsi, bien que les quartiers touristiques soient valorisés pour les courts séjours, cette préférence diminue avec le temps. Ici, nous retrouvons les mêmes conclusions que pour la distance aux lieux touristiques. Plus surprenante est l'influence positive des quartiers populaires sur les prix. La « gentrification » partielle des quartiers les plus proches du centre peut expliquer cette relation. Sur un séjour plus long, l'environnement social finit sans doute par l'emporter sur la centralité.

Pour les chambres privées, on observe un effet positif de D1 (résidentiel central) et un effet négatif de D3 (populaire), tous deux réduits par la durée. Pour D1, l'arbitrage entre la proximité du centre et les externalités négatives induites peut expliquer la relation. Pour D3, une chambre dans un quartier populaire implique une plus grande immersion sociale que la location d'un logement entier. Cependant,

que cet effet soit moins prononcé avec la durée suggère que certains invités cherchent à faire correspondre leur statut social à celui de leurs hôtes, une voie à explorer.

Enfin, pour les chambres partagées, les effets de D1 et D4 sont similaires à ceux des chambres privées. En revanche, D3 a un effet positif que ne modère pas la durée. Notons cependant que l'effet de modération sur D3 est significatif et élevé pour les budgets les plus faibles. D3 constituerait alors un arbitrage optimal entre centralité et correspondance sociale. Enfin, l'effet négatif de D2 (résidentiel aisé) est atténué par la durée, de manière croissante avec le budget.

5.3. La surface

Si le prix s'accroît avec la capacité d'accueil des logements entiers, l'interaction avec la durée suggère une valorisation croissante de la surface par occupant avec le temps. Toutefois, le nombre de chambres n'a pas d'effet significatif sur le prix et ce quel que soit le niveau de prix.

Pour les chambres privées, nous n'observons pas non plus d'effet significatif de la capacité d'accueil sur le prix excepté un effet positif globalement croissant avec la capacité pour les niveaux de prix les plus faibles ($\tau = 0.25$) jusqu'à la modalité 6.

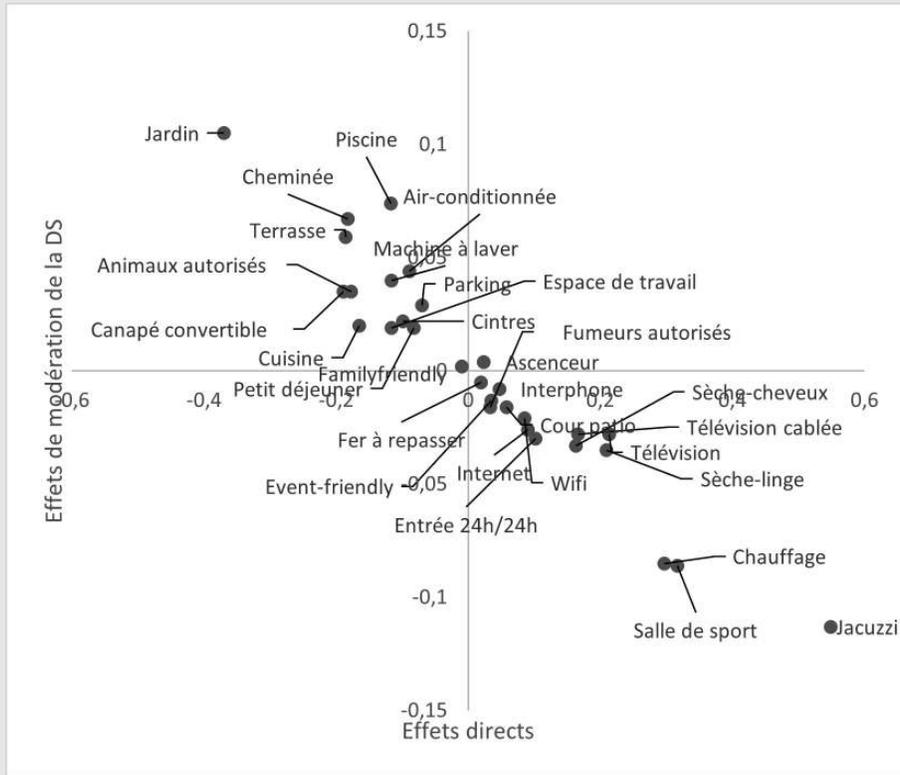
On retrouve le même schéma pour les chambres partagées avec une non-significativité de la capacité d'accueil. Cette fois cependant, la significativité apparaît pour les hauts niveaux de prix, avec des valorisations plus élevées des modalités x3 ($\tau = 0,5$) et 4 ($\tau=0.75$). Pour ces niveaux de prix, la durée atténue les effets directs.

L'absence d'effet de la surface sur les prix surprend. La concentration de l'offre sur de petites surfaces mais aussi le choix de traiter les modalités de surface comme des *dummies* peuvent être en cause. Dans ce cas, chaque modalité de surface est comparée à l'ensemble des autres. En annexe 2, nous affichons les coefficients de la surface, dans le cas d'une variable catégorielle (avec modalité de référence) à l'intérieur d'un modèle sans interaction. Nous observons peu de significativités ce qui montre la prévalence d'un effet de concentration de l'offre sur un défaut technique du modèle.

5.4. Équipements et services

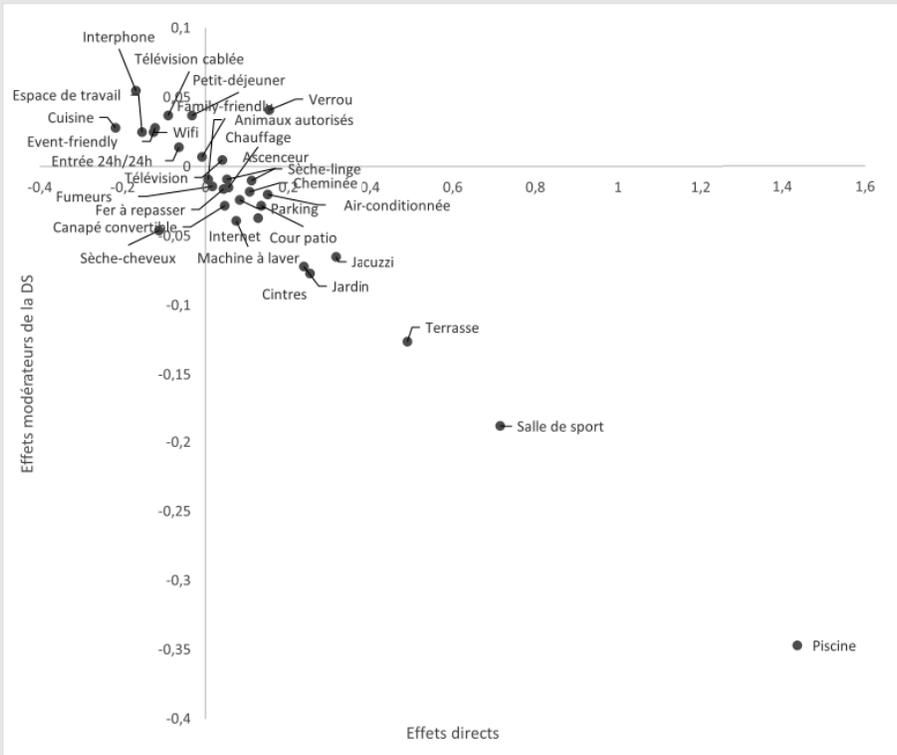
Pour simplifier la lecture des effets de la durée sur la valeur des équipements et services, nous les représentons dans la Figure 2 (logements entiers) et la Figure 3 (chambres privées¹⁷). En bas à droite (resp. à gauche) des figures, se trouvent les équipements dont l'impact positif (négatif) sur les prix est atténué par la durée. En haut à droite (respectivement à gauche) se trouvent celles dont l'influence positive (négative) sur le prix est renforcée par la durée. Les effets d'interaction se renforcent avec l'augmentation des niveaux de prix pour les attributs en gras, tandis que les étiquettes grisées indiquent un renforcement avec la diminution des niveaux de prix.

Figure 2 – Logements entiers : effets de modération de la DS sur la valorisation des équipements



Source : Auteur (2020).

Figure 3 – Chambres privées : effets de modérations de la DS sur la valorisation des équipements.



Source : Auteur (2020).

Notons que les effets directs estimés dans les modèles avec interaction et sans interaction sont très différents. Par exemple, dans les modèles sans interaction, le jardin ou la piscine ont une influence positive sur le prix, mais l'interaction de la durée conduit à des estimations négatives des effets directs.

- 6 -

Robustesse

La robustesse suppose de vérifier l'indépendance des résultats de la spécification du modèle et de la structure des données. Pour l'effet de spécification nous produisons un modèle réduit aux variables d'intérêt (centralité, voisinage, surface) et aux interactions avec la durée. Le Tableau 6 affiche les résultats pour une comparaison de signe et de significativité des coefficients estimés avec ceux du modèle primaire. Pour contrôler l'effet de structure nous tirons aléatoirement 75 % des observations et réestimons le modèle avec la spécification du modèle initial.

Au regard des signes des coefficients et de leur significativité, le comportement des variables d'intérêt (excepté la distance au centre) dans le segment des logements entiers est largement indépendant de la spécification du modèle et de la structure des données. Dans le segment des chambres privées, les deux contrôles de robustesse montrent une perte de significativité des capacités d'accueil, confirmant la fragilité de l'influence de la durée sur la valeur de la surface. Les résultats sont moins robustes pour les chambres partagées. Le faible effectif de ce segment, la diversité des motivations des invités (Faye, 2020) et la variance élevée des durées peuvent expliquer cette instabilité. Certaines villes (Limoges, Orléans, Dijon) affichent des durées très élevées dans ce segment, ce qui peut être lié à de très faibles prix pour les longs séjours¹⁸.

Nous contrôlons aussi la robustesse des résultats en réestimant séparément le modèle (spécification complète) pour les grandes villes (> 200 000 hab.) et pour les villes moyennes (100 000 à 200 000 hab.). Les résultats sont disponibles dans le fichier de données additionnelles (Tableau 7). Selon les segments, nous observons surtout des perturbations des résultats initiaux dans les villes moyennes, notamment pour la distance au PIT maximum, et pour les voisinages populaire et résidentiel central.

Tableau 6 – Robustesse : spécification réduite (SR) et tirage aléatoire des observations (EA : échantillon aléatoire).

	Logements entiers			Chambres privées		Chambres partagées	
	SR	EA		SR	EA	SR	EA
Dist. centre	-0,743***	-0,447*	Dist. centre	3,582***	3,815***	-2,085**	-1,846*
Dist. PIT max	-0,835***	-0,797***	Dist. PIT max	-2,746***	-3,682***	1,811**	1,417
Dist. 4 PIT	2,749***	2,435***	Dist. 4 PIT	-3,994***	-0,861*	0,774***	0,325
Centre résidentiel	0,067***	0,039	Centre résidentiel	0,158***	0,164***	0,011	0,025
Résidentiel aisé	-0,286***	-0,235***	Résidentiel aisé	0,152***	0,029	0,133**	-0,126
Populaire	0,226***	0,12***	Populaire	-0,333***	-0,142***	-0,03	0,105
Tourisme	0,03**	0,039**	Tourisme	0,064**	0,066**	0,027	0,028
Capacités	0,147***	0,134***	Capacités=1	-0,721	-0,36	0,459	0,965
Nb. Chambres=0	3,018	5,119	=2	-0,344	-0,219	0,767	1,158
=1	3,319	5,217	=3	-0,441	-0,14	1,418	2,65**
=2	3,467	5,353	=4	0,44	0,319	0,745	1,905*
=3	3,322	5,154	=5	0,054	-0,286	0,275*	-
=4	2,744	5,016	=6	0,03	0,196	0,416	0,591
=5	1,436	4,543					
=6	3,944	3,877					
DS*Dist.centre	0,19***	0,09	DS*Dist.centre	-1,002***	-1,068***	0,614***	0,541**
DS*Dist.PIT max	0,182***	0,172***	DS*Dist.PIT max	0,724***	0,981***	-0,614***	-0,473*

Tableau 6 – (suite)

DS*Dist.4PIT	-0,637***	-0,537***	DS*Dist.4PIT	1,227***	0,32**	-0,079*	-0,045
DS*Centre Résidentiel	-0,028***	-0,016**	DS*Centre Résidentiel	-0,046***	-0,047***	0,002	-0,008
DS*Résidentiel aisé	0,077***	0,061***	DS*Résidentiel aisé	-0,033**	-0,006	-0,026	0,033
DS*Populaire	-0,07***	-0,043***	DS*Populaire	0,081***	0,033**	0,008	-0,016
DS*Tourisme	-0,009**	-0,009**	DS*Tourisme	-0,015*	-0,015*	-0,001	-0,002
DS*Capacité d'accueil	-0,019***	-0,017***	DS*Capacité=1	0,057	-0,001	-0,189	-0,29
DS*Chambres=0	-0,844	-1,291	=2	0,013	0,014	-0,215	-0,267
=1	-0,873	-1,279	=3	0,055	-0,002	-0,407	-0,685*
=2	-0,858	-1,265	=4	-0,163	-0,101	-0,188	-0,48
=3	-0,787	-1,189	=5	-0,086	0,067		
=4	-0,618	-1,145	=6	-0,013	-0,04	-0,14	-0,172
=5	-0,281	-1,031					
=6	-0,91	-0,86					
DS*Nb.Salles de bains	0,12***	0,069**					

Note : Estimation primaire affiche les coefficients estimés de l'équation (9) sur l'ensemble des observations. « Échantillon aléatoire » affiche les coefficients estimés pour 75 % des observations prélevées aléatoirement dans les données initiales. Spécification réduite affiche les coefficients estimés pour une spécification réduite aux variables de centralité, de voisinage, de surface ainsi que leur interaction avec la DS.

- 7 -

Conclusion

Nombre de démarches hédoniques questionnent la tarification de l'hébergement P2P mais sans considération de l'influence de la durée de séjour sur le consentement à payer les attributs. Notre objectif est de combler cette absence.

Nous analysons 47 756 annonces Airbnb collectées en 2016 dans 31 villes françaises par l'Observatoire d'Airbnb ainsi que les durées de séjour par ville et segment fournies par AirDNA. Nous testons la modération de la durée sur les prix des attributs dans la fonction hédonique (P1) et leur stabilité selon les niveaux de prix par des régressions quantiles (P2).

Les résultats confirment le rôle significatif de la durée sur les préférences des invités avec des effets différents selon les types d'hébergement et les niveaux de prix. La durée atténue la valeur de la centralité à l'exception des logements entiers. Elle modère la valeur des voisinages, différemment selon le segment et le type de voisinage. La surface n'a pas d'impact sur le prix en raison de la surreprésentation des offres de petite taille. Notons cependant que l'influence positive de la capacité d'accueil dans les logements entiers diminue avec la durée suggérant une valorisation croissante de la surface par occupant avec le temps. Enfin, la durée modère significativement le consentement à payer de certains équipements et services d'une manière différente selon le segment et le niveau de prix.

Les contraintes liées aux données donnent un caractère exploratoire à cette recherche. Nous privilégions une approche hédonique mais des analyses par clusters d'annonces (Falk *et al.*, 2019) ou par pondérations géographiques (Shabrina *et al.*, 2021) pourraient affiner les résultats.

Nous fournissons des suggestions sur la façon dont les hôtes peuvent optimiser leur produit ou leur tarification en fonction de la durée de séjour des invités. Inversement, la durée requise par l'hôte peut être considérée comme une variable stratégique, permettant de mieux faire correspondre les caractéristiques offertes et demandées. En outre, la concurrence entre les hébergements P2P et l'industrie du tourisme conventionnel peut se structurer par durée du séjour.

L'introduction du temps dans la valorisation des attributs questionne surtout notre regard sur les concepts clés de l'économie urbaine. La spécialisation des pôles du système urbain et la mobilité croissante des ménages conduisent à une multiplicité des lieux de vie selon les services attendus, démocratisée par l'hébergement P2P, sans remettre en cause des temps d'ancrage. Même si nous avons encore beaucoup à apprendre de cet effet du temps, il questionne ce que nous savons des effets de la centralité (Gaschet et Lacour, 2002), du voisinage (Decamps, 2011), de la surface (Cavailhès, 2005), voire de l'identité (Faye et Lacour, 2020).

Annexes

Tableau 7 – Annexe 1. Données par IRIS

Catégories de Variables	Source	Variables
Type de logement	Base logement, Insee 2014 ^a	Nb. logements vacants, maisons, appartements
Statut d'occupation du logement		Nb. propriétaires, locataires, locataires en logement social
Age du logement		Nb. logements avant 1919, 1919-1945, 1946-1970, 1971-1990, 1991-2005, 2006-2013
Taille du logement		Nb. logements < 30 m ² , [30 ;40[, [40 ; 60[, [60 ; 80],[80 ; 100],[100 ; 120[, >120 m ²
Temps de résidence		Nb. de ménages en résidence depuis moins de 2 ans, 2-4 ans, 5-9 ans, 10 ans ou plus
Population et densité	Recensement, base IRIS, Insee 2014 ^b	Nb. hab par km ²
Origine de la population		Nb. ménages étrangers, immigrés, français
Âge		Nb. personnes âgées de 0-2, 3-5, 6-10, 11-17, 18-24, 25-39, 40-54, 55-64, 65-79, 80 et plus
Catégories socioprofessionnelles		Nb. artisans commerçants et chefs d'entreprises, cadres, employés, ouvriers, retraités
Composition des ménages	Recensement base IRIS[Couples – Familles – Ménages] Insee 2014 ^c	Nb. ménages seuls, couples sans enfants, couples avec enfants
Revenu	Revenu, pauvreté, niveau de vie, base communale, Insee 2014 ^d	Revenu médian annuel (euros) ; part des revenus du capital (%), part des avantages sociaux (%), part des pensions (%)
Formation	Recensement, base IRIS, Insee 2014	Nb. étudiants 18-24 ans, 25-29 ans, nb. d'établissements d'études supérieures
Commercial	Base permanente des équipements (BPE), Insee (2014)	Nb. magasins
Culture		Nb. cinémas, musées, conservatoires, théâtres, galeries d'art, salles de spectacle
Sports et loisirs		Nb. équipements de sports/loisirs

Tableau 7 – (suite)

<i>Bars et nightclubs</i>	Sirene (2014)	Nb. bars et nightclubs
<i>Restaurants</i>	BPE, Insee (2014)	Nb. restaurants
<i>Détente et beauté</i>		Nb. spas, salons de beauté, salons de coiffures, parfumeries, magasins de cosmétique, Bijouteries
<i>Parcs et jardins</i>	Comité Parcs et Jardins, 2014	Espace vert (m ²)
<i>Sécurité</i>	BPE, Insee, 2014	Nb. postes de police
<i>Intérêt touristique</i>	Tripadvisor Ministère de la culture, Liste des monuments historiques, 2014 ^e	Nb. commentaires Tripadvisor par point d'intérêt touristique (par IRIS) ; Nb. de points d'information touristique

a. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/3137421>

b. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/3137409>

c. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/3137412>

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

e. <https://www.data.gouv.fr/fr/datasets/monuments-historiques-liste-des-immeubles-protoges-au-titre-des-monuments-historiques/>

Tableau 8 – Annexe 2 : Coefficients estimés de la variable catégorielle « surface » dans un modèle sans interaction

Nb. chambres	Échantillon total					
	Logements entiers	Capacité	Chambres privées	Chambres partagées		
0	Ref.	1	Ref.	Ref.		
1	0,109*	2	0,09	0,23		
2	0,23***	3	0,03	1,044*		
3	0,095	4	0,533***	0,393		
4	-0,156	5	0,08	4,854**		
5	-0,559	6	-0,29	-0,092		
6	0,150					

Note : Les estimations par sous-échantillon (grandes villes, villes moyennes) sont disponibles dans le fichier données additionnelles.

Références

- Agarwal V, Koch JV, McNab RM (2019) Differing views of lodging reality: Airdna, STR, and Airbnb. *Cornell Hospitality Quarterly* 60(3): 193-199.
- Alegre J, Pou L (2006) The length of stay in the demand for tourism. *Tourism Management* 27 (6): 1343-1355.
- Andersson U, Cuervo-Cazurra, A, Nielsen B (2014) From the editors: Explaining interaction effects within and across levels of analysis. *Journal of International Business Studies* 45 (9): 1063-1071.
- Arvanitidis P, Economou A, Grigoriou G, Kollias C (2020) Trust in peers or in the institution? A decomposition analysis of Airbnb listings' pricing. *Current Issues in Tourism* 1-18.
- Ayouba K, Breuillé ML, Grivault C, Le Gallo J (2020) Does Airbnb disrupt the private rental market? An empirical analysis for French cities. *International Regional Science Review* 43(1-2): 76-104.
- Benítez-Auriales B (2018) The role of distance in the peer-to-peer market for tourist accommodation. *Tourism Economics* 24(3): 237-250.
- Berroir S, Cattan N, Dobruszkes F, Guérois M, Paulus F, Vacchiani-Marcuzzo C (2017) Les systèmes urbains français : une approche relationnelle, Cybergeo: *European Journal of Geography*.
- Cai Y, Zhou Y, Scott N (2019) Price determinants of Airbnb listings: Evidence from Hong Kong. *Tourism Analysis* 24 (2): 227-242.
- Cavaillès J (2005) Le prix des attributs du logement. *Économie et Statistique* 381(1) : 91-123.
- Chen Y, Xie K (2017) Consumer valuation of Airbnb listings: A hedonic pricing approach. *International Journal of Contemporary Hospitality Management* 29(9): 2405-2424.
- Cohen J, Cohen P, West SG, Aiken LS (2003) Applied multiple regression/ correlation analysis for the behavioral sciences. 3rd ed. Mahwah: NJ: Erlbaum.
- Decamps A (2011) La dynamique de la ségrégation urbaine à travers l'évolution des profils de quartiers : étude sur l'agglomération bordelaise. *Revue d'Économie Régionale et Urbaine* (1) : 151-183.
- Dolnicar S (2019) A review of research into paid online peer-to-peer accommodation: Launching the Annals of Tourism Research Curated Collection on peer-to-peer accommodation. *Annals of Tourism Research* 75: 248-264.
- Falk M, Larpin B, Scaglione M (2019) The role of specific attributes in determining prices of Airbnb listings in rural and urban locations. *International Journal of Hospitality Management* 83:132-140.
- Faye B (2020) Methodological discussion of Airbnb's hedonic study: A review of the problems and some proposals tested on Bordeaux City data. *Annals of Tourism Research* 86, 103079.
- Faye B, Lacour C (2020) Identité urbaine, question d'images. *Revue d'Économie Régionale et Urbaine* (5) : 803-827.
- Freeman AM (1993) The Measurement of Environmental and Resource Values: Theory and Methods. Resources for the Future, Washington.
- Gaschet F, Lacour C (2002) Metropolitanization, center and centrality. *Revue d'Économie Régionale et Urbaine* (1) : 49-72.
- Gitton FP, Khiati A (2016) Les quatre saisons du tourisme des Français : une moindre concentration géographique en demi-saison, *Études économiques DGE*, Décembre (63) 1-4.
- Gokovali U, Bahar O, Kozak M (2007) Determinants of length of stay: A practical use of survival analysis. *Tourism Management* 28 (3): 736-746.
- Guttentag D, Smith S, Potwarka L, Havitz M (2018) Why tourists choose Airbnb: A motivation-based segmentation study. *Journal of Travel Research* 57 (3): 342-359.
- Jung J, Yoon S, Kim S, Park S, Lee KP, Lee U (2016) Social or financial goals? Comparative analysis of user behaviors in couchsurfing and Airbnb. CHI Conference, San José, CA USA, 7-12 May.
- Koenker R, Bassett Jr G (1978) Regression quantiles. *Econometrica: Journal of the Econometric Society* 33-50.
- Kuhzady S, Seyfi S, Béal L (2022) Peer-to-peer (P2P) accommodation in the sharing economy: a review. *Current Issues in Tourism* 25(19): 3115-3130.

Le temps et la valeur hédonique des hébergements locatifs entre pairs

- Lancaster K J (1966) A new approach to consumer theory. *Journal of Political Economy* 74 (2): 132-157.
- Marrocu E, Paci R, Zara A (2015) Micro-economic determinants of tourist expenditure: A quantile regression approach. *Tourism Management* 50: 13-30.
- Nicolau JL, Zach FJ, Tussyadiah IP (2018) Effects of distance and first-time visitation on tourists' length of stay. *Journal of Hospitality & Tourism Research* 42 (7): 1023-1038.
- Rosen S (1974) Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition. *Journal of Political Economy* 82: 34-55.
- Shabrina Z, Buyuklieva B, Ng MK M (2021) Short-term rental platform in the urban tourism context: A geographically weighted regression and a multiscale GWR approaches. *Geographical Analysis* 53(4): 686-707.
- Sheather S (2009) A modern approach to regression. Springer Science & Business Media. New York.
- Teubner T, Hawlitschek F, Dann D (2017) Price determinants on Airbnb: How reputation pays off in the sharing economy. *Journal of Self-Governance & Management Economics* 5 (4): 53-80.
- Travère A, Baruch J, Motet L, Ferrer M (2017) Comment Airbnb a investi Paris et l'hypercentre des grandes villes. *Le Monde*. 4 août.
- Wang D, Nicolau JL (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.
- Xu F, Hu M, La L, Wang J & Huang C (2020) The influence of neighbourhood environment on Airbnb: a geographically weighed regression analysis. *Tourism Geographies* 22 (1): 192-209.

Notes

- 1 - Compte tenu de son caractère plus global, sa richesse en actifs touristiques et la diversité de sa population touristique.
- 2 - Voir synthèse dans le fichier matériel supplémentaire de l'article.
- 3 - Les études utilisent leurs propres outils d'extraction ou des données provenant de sites open source (*Inside Airbnb*, *Observatoire Airbnb*).
- 4 - La période automnale présente l'avantage de renforcer le caractère urbain du tourisme, l'homogénéité socio-démographique des touristes et la dissémination géographique des séjours (Gitton et Khiati, DGE, 2016).
- 5 - L'IRIS est un milieu homogène peuplé de 1 800 à 5 000 habitants.
- 6 - 737 sites touristiques ayant plus de 10 commentaires Tripadvisor sont sélectionnés, soit 316 927 commentaires. Les sites géolocalisés sont affectés dans leur IRIS par une jonction de localisation (QGIS). Le caractère touristique de l'IRIS est mesuré par la somme des commentaires de tous les sites lui appartenant.
- 7 - La base MERIMEE géolocalise les immeubles ayant le statut de monument historique.
- 8 - <https://www.parcsetjardins.fr>.
- 9 - Zone de logements récents, avec de jeunes étudiants et des personnes seules vivant en petits appartements avec une faible durée de résidence.
- 10 - Zone résidentielle de propriétaires de grands logements, sécurisée et confortable, habitées par les classes supérieures ou les retraités avec un faible *turnover*.
- 11 - Zone résidentielle peuplée de ménages cosmopolites, de familles et d'ouvriers ; locataires vivant dans des logements de taille moyenne notamment des logements sociaux.
- 12 - Zone historique, commerciale et touristique.
- 13 - Un point de rupture apparaît au-delà du quatrième point d'intérêt touristique dans la distribution des commentaires Tripadvisor, et avec un séjour moyen global de 3,8 jours, les touristes ne peuvent pas visiter beaucoup plus de quatre PITs.
- 14 - Les durées sont inférieures à une semaine.

- 15 - 90 % des hébergements ont une durée minimum inférieure à la durée moyenne de séjour.
- 16 - La forme fonctionnelle la plus commune dans les études des hébergements P2P (Faye, 2020).
- 17 - Les résultats des chambres partagées sont disponibles sur requête.
- 18 - <https://news.airbnb.com/fr/le-palmares-des-villes-moyennes-francaises-les-plus-abordables-sur-airbnb/>)