

## **De la note au sentiment : mieux comprendre les effets des avis en ligne ?**

### **Une application à la plateforme Airbnb**

#### **Sophie Balech**

Enseignant-Chercheur  
IAE Amiens – CRIISEA (EA 4286)  
Pôle Universitaire Cathédrale  
BP 2716 - 80027 Amiens cedex 1  
+ 33 6 73 98 63 78  
sophie.balech@gmail.com

#### **Christophe Benavent**

Professeur des universités  
Université Paris Nanterre – CEROS (EA 4429)  
200 avenue de la République  
92001 Nanterre Cedex  
+ 33 6 23 23 62 56  
christophe.benavent@gmail.com

#### **Pauline de Pechpeyrou**

Professeur des universités  
Université Paris-Est - IRG (EA 2354)  
Place de la porte des champs - Route de Choisy  
94010 Créteil Cedex  
+33 6 24 42 46 71  
pauline.de-pechpeyrou@u-pec.fr

# **De la note au sentiment : mieux comprendre les effets des avis en ligne ?**

## **Une application à la plateforme Airbnb**

### **Résumé**

L'économie des plateformes s'appuie en grande partie sur la mise en place d'un système de génération de la confiance dans les relations, avec des mécanismes de notation et de réputation. Notre recherche vise à mieux comprendre la dynamique de réservation des biens disponibles sur la plateforme Airbnb en fonction des avis laissés (notes mais également commentaires). L'ensemble des offres disponibles à Paris en juin 2019 a été collecté ainsi que la totalité des avis en langue française (soit 282 057 avis). Le jeu de données utilisé comprend au final 30 variables et 31 090 annonces Airbnb. Différents modèles de régressions sont comparés, prenant en compte : les caractéristiques de l'annonce, la stratégie d'offre de l'hôte, les signaux de qualité liés l'hôte, les avis en ligne et l'analyse du sentiment. L'effet de la note comme signal de qualité est confirmé. De plus, la prise en compte des avis en ligne et des sentiments améliore sensiblement la qualité du modèle. A contrario, la positivité des commentaires ne réduit pas la disponibilité, ce qui suggère des prolongements afin de mieux comprendre les conditions sous lesquelles les avis enthousiastes influencent positivement l'attractivité d'une offre.

**Mots-clés :** économie des plateformes, avis en ligne, théorie du signal, analyse du sentiment

### **From Ratings to Sentiment Analysis: Toward a Better Understanding of Online Reviews? The Airbnb Case.**

### **Abstract**

The platform economy mostly relies on implementing a trust generating system, through notation and reputation mechanisms. Our research aims at a better understanding of the dynamics of online bookings on Airbnb platform through the lens of online reviews (ratings and qualitative comments). The dataset covers the available offers in Paris in June 2019 and includes all the reviews written in French (282 057 reviews). The final dataset includes 30 variables and 31 090 offers. Several embedded regression models are compared, which include the characteristics of the offer, the host strategy, the signals regarding the host quality, the ratings and sentiment analysis. Results confirm that the average rating acts as a signal of quality. Taking into account simultaneously the ratings and the sentiment analysis improves the model quality. Finally, the positivity of comments does not reduce availability, which suggests future research directions.

**Key-words:** platform economy, online reviews, signal theory, sentiment analysis

## **De la note au sentiment : mieux comprendre les effets des avis en ligne ? Une application à la plateforme Airbnb**

Par leur impact majeur sur la prise de décision et les performances des entreprises, les avis en ligne suscitent un vif intérêt, tant sur le plan théorique que sur le plan managérial.

Sur le plan théorique, la disponibilité de données agrégées (sorties de salles, classement des ventes en ligne) couplée à celle d'indicateurs moyens sur les avis exprimés ont dans un premier temps orienté les recherches vers des secteurs tels que le cinéma (Larceneux, 2007), les *pure players* (Chevalier et Mayzlin, 2006) ou les sites d'enchères en ligne (Cabral et Hortacsu, 2010). Ces recherches mettent en évidence le rôle conjoint du volume d'avis et de leur valence sur les ventes en ligne (Chevalier et Mayzlin, 2006 ; Ren *et al.* 2018). Des tests de causalité établissent l'existence d'une relation bidirectionnelle entre le volume d'avis négatifs et le rang de l'article, la relation étant seulement marginale en ce qui concerne les avis positifs (Ren *et al.*, 2018). Ainsi, ce sont les avis négatifs qui jouent un rôle prépondérant car ils sont attribués à l'expérience en elle-même et non au rédacteur de l'avis (Chen et Lurie, 2013).

Sur le plan managérial, l'importance cruciale des avis en ligne explique l'intérêt que leur portent les responsables de la relation client. S'ils sont d'abord des sources de connaissance immédiate, les managers sont également sensibles à la problématique des « faux avis » et de moyens de les contrer ou de les éliminer. Plusieurs approches ont été proposées afin d'identifier les faux avis (Hu *et al.*, 2012 ; Munzel, 2015), parmi lesquelles le label attribué par une source tierce (*Consumer Reports*). De même, forte est la tentation d'y répondre même si les stratégies ne sont pas évidentes : dans le secteur hôtelier, il s'avère pertinent de répondre à un avis négatif tandis que répondre à un avis positif s'apparente à une stratégie promotionnelle, suscitant de la réactance chez les internautes (Wang et Chaudhry, 2018).

Positivité et négativité ont d'abord été appréhendées au travers des notes associées qui, agrégées, contribuent à définir le signal de qualité de l'objet évalué. Cependant l'étude de la distribution de ces notes, ainsi que certaines études visant à cross-valider d'une plateforme à l'autre ces notations, échouent à capter l'intégralité du signal de qualité émis. Des recherches récentes suggèrent de dépasser les seuls indicateurs de volume et de valence des avis afin de prendre en compte également la longueur de l'avis (Fink *et al.*, 2018) ou le sentiment exprimé (Wang *et al.*, 2018).

L'économie des plateformes, qu'il s'agisse d'Uber ou d'Airbnb, s'appuie en grande partie sur la mise en place d'un système de génération de la confiance dans les relations, avec des mécanismes de notation et de réputation (Balech, 2019). Ces plateformes présentent la spécificité d'un double système d'évaluation, par l'offre et par la demande, qui peut conduire à des comportements stratégiques qui peuvent biaiser la qualité du signal (Masclat et Pénard, 2012).

La plateforme Airbnb constitue notre terrain d'étude. L'ensemble des offres disponibles à Paris en juin 2019 a été collecté ainsi que la totalité des avis en langue française. Notre recherche vise à enrichir la littérature sur les avis en ligne à travers deux objectifs spécifiques :

1. Étudier l'impact du nombre d'avis et de la note moyenne sur une variable proxy de l'attractivité de l'annonce, à savoir le taux de disponibilité du bien.
2. Mettre en évidence l'intérêt de prendre en compte, au-delà de ces éléments quantitatifs, l'analyse du sentiment.

Pour cela, différents modèles de régressions seront comparés, prenant en compte : (1) les caractéristiques de l'annonce, (2) la stratégie d'offre de l'hôte, (3) les signaux de qualité liés à l'hôte, (4) les avis en ligne et (5) l'analyse du sentiment. L'effet de la note comme signal de qualité est confirmé. De plus, la prise en compte des avis en ligne et des sentiments améliore sensiblement la qualité du modèle.

## **Mieux comprendre les effets des avis en ligne à travers l'analyse du sentiment**

Les recherches sur les avis en ligne confortent l'effet prépondérant de l'influence sociale (notamment la note moyenne et le volume d'avis reçus), au-delà du jugement que le récepteur peut former par le biais du descriptif du produit (Tran, 2015). Les avis en ligne et la bienveillance attribuée au vendeur permettent ainsi d'expliquer à hauteur de 50% le premium de prix qu'un consommateur est prêt à payer sur eBay (Pavlou et Dimoka, 2006).

Nous expliciterons les principaux biais liés à la production des avis et les mécanismes en jeu lors de l'utilisation des avis en ligne avant de mettre en exergue les apports de l'analyse du sentiment.

### **Les biais liés à la production des avis**

Les systèmes d'évaluation mis en œuvre sur les plateformes peuvent induire des **comportements stratégiques** de la part des acteurs les utilisant. Masclet et Pénard (2012) distinguent ainsi trois types d'évaluations : celles fondées sur l'évaluation réelle du produit obtenu (*outcome rating*), celles qui visent à récompenser un retour positif obtenu (*feedback rating*) et celles qui envoient un retour positif dans l'espoir que l'autre partie indique elle aussi une évaluation positive (*strategic rating*). S'appuyant sur le jeu de la confiance développé par Berg *et al.* (1995), les auteurs démontrent qu'il est possible de réduire le risque d'évaluation stratégique en contraignant les deux parties à émettre leurs appréciations de manière simultanée avant qu'elles ne soient rendues publiques. Dans le prolongement de ces travaux, Lumeau *et al.* (2015) démontrent l'importance du feedback public (*vs.* privé) pour construire la confiance entre les acteurs d'un même marché. Le feedback privé n'est pas suffisant pour améliorer la coopération sur le long terme, suggérant que la réputation joue un rôle clé dans le succès des mécanismes de feedback. Au-delà des mécanismes stratégiques évoqués, l'empathie ressentie joue un rôle médiateur entre la proximité perçue avec l'hôte et la propension à laisser un avis négatif (Pera *et al.*, 2019). C'est la plus grande proximité exprimée à l'égard des hôtes Airbnb (*vs.* les établissements présents sur Booking) qui constitue une explication du plus faible nombre d'avis négatifs que l'on y trouve. Les effets de cadrage (instructions données par la plateforme, commentaires précédents, ...) et le biais d'approbation sociale peuvent également jouer un rôle dans la production des avis en ligne et influencer les signaux perçus par les consommateurs.

### **L'utilisation des avis par les consommateurs**

Deux facteurs ont principalement été mobilisés pour comprendre le rôle des avis dans le processus de décision : la crédibilité associée à l'avis et l'utilité retirée de ce dernier.

La **crédibilité** d'un avis repose notamment sur l'expertise et la bienveillance attribuées à la source (Pavlou et Dimoka, 2006). L'expertise associée à la source influence la décision d'achat du récepteur de manière directe mais également de manière indirecte, via une plus grande propension à rechercher de l'information auprès de cette source (Bansal et Voyer,

2000). Au-delà des notes reçues par des produits, il est ainsi essentiel d'intégrer la réputation des émetteurs afin de prédire plus finement le succès à long terme d'un produit à travers les mécanismes de bouche-à-oreille (Li *et al.*, 2019).

L'*utilité* d'un avis peut être mesurée de manière objective (à travers le nombre d'internautes ayant cliqué sur la mention « j'ai trouvé cet avis utile ») ou de manière subjective (au travers d'une échelle mesurant l'intérêt de l'avis dans la prise de décision). Une méta-analyse révèle que l'extrémité d'un avis, le nombre total de votes et le sentiment positif influencent négativement l'utilité associée à l'avis (Hong *et al.*, 2017). Ce résultat va dans le sens du rôle plus important joué par l'information négative démontré par ailleurs (Chevalier et Mayzlin, 2006 ; Chen et Lurie, 2013). La relation négative entre la valence d'un avis et son utilité peut s'expliquer par un mécanisme attributionnel : les avis positifs sont davantage attribués à la personnalité du rédacteur de l'avis tandis que les avis négatifs sont davantage attribués à l'expérience avec le produit ou le service (Chen et Lurie, 2013). De surcroît, la faible occurrence d'avis « 1 étoile » renforce leur caractère diagnostique (Chevalier et Mayzlin, 2006 ; Ren *et al.*, 2018).

### **Les apports de l'analyse du sentiment**

Les traces laissées sur le web, qu'il s'agisse de commentaires rédigés ou de simples émoticônes traduisant l'état d'esprit du rédacteur, présentent l'avantage d'être abondantes, indépendantes et spontanées mais non structurées (Moscarola et Boughzala, 2016). Pour analyser ces corpus, il semble indispensable de mixer les méthodes traditionnelles (s'appuyant sur les propriétés lexicales) avec des approches sémantiques *ad hoc* (construction et application de thésaurus) et des analyses de sentiments.

L'analyse des sentiments peut s'appréhender de deux manières : une approche fondée sur le *machine learning* et une approche fondée sur des dictionnaires. La première porte sur le repérage des phrases ou propositions comportant des tournures évaluatives et utilise des répertoires de termes positifs ou négatifs. La composition discursive ou sommative (Chardon, 2013) de ces éléments permet d'établir le caractère plus ou moins positif ou négatif d'un avis. La démarche comporte généralement deux étapes (Alkalbani *et al.*, 2016) : une étape de pré-traitement des avis bruts suivi d'une étape de classification des avis selon leur polarité. À cette fin, un sous-échantillon est utilisé pour entraîner l'algorithme de classification SVM (*Support Vector Machine*), afin de mesurer la précision de la prédiction. Prenant appui sur une cartographie des émojis en fonction du sentiment exprimé (Novak *et al.*, 2015), Crépin et Ngobo développent un modèle neuronal capable d'apprendre le vocabulaire associé avec la présence d'émojis positifs ou négatifs (exprimant un sentiment). La seconde approche, fondée sur des dictionnaires de mots ou d'expressions pré-évalués, permet de déterminer les sentiments contenus dans les textes par simple comptage d'occurrences de ces mots ou expressions (Mohammad et Turney, 2013 ; Pennebaker *et al.*, 2015).

Si l'analyse du sentiment a principalement été exploitée à des fins descriptives, elle a également été employée pour expliquer les ventes d'un produit (Li *et al.*, 2019), pour détecter les faux avis (Hu *et al.* 2012) ou encore pour identifier les forces et faiblesses relatives d'un produit telles qu'exprimées à travers les avis de consommateurs (Wang *et al.*, 2018). Les topics évoqués de manière positive et les topics évoqués de manière négative ont un effet direct sur les ventes mais également un effet indirect via la notation (Li *et al.*, 2019). La présence d'émotions dans les commentaires influence également les évaluations à travers un mécanisme attributionnel (Kim et Gupta, 2012) : un avis négatif à fort contenu émotionnel sera attribué à l'irrationalité de son rédacteur, à moins que plusieurs avis négatifs n'expriment les mêmes émotions.

En nous appuyant sur les données de la plateforme Airbnb, notre recherche vise à enrichir la littérature sur les avis en ligne à travers deux objectifs spécifiques :

1. Étudier l'impact du nombre d'avis et de la note moyenne sur une variable proxy de l'attractivité de l'annonce, à savoir le taux de disponibilité du bien ;
2. Mettre en évidence l'intérêt de prendre en compte, au-delà de ces éléments quantitatifs, l'analyse du sentiment.

## Les données et les choix méthodologiques

Les données traitées sont issues du site [insideairbnb.com](http://insideairbnb.com), qui reprend les informations concernant les logements offerts à la location au sein de plus de 50 villes et les commentaires des utilisateurs associés à ces annonces de location. Ces jeux de données sont réalisés par scraping du site [airbnb.com](http://airbnb.com). Le périmètre de l'étude s'est concentré sur la ville de Paris, et trois jeux de données ont été utilisés :

- ◆ *listings* qui reprend toutes les variables liées à une annonce et à son propriétaire et qui a servi pour les variables liées à l'annonce, à la stratégie d'offre de l'hôte et à ses caractéristiques propres ;
- ◆ *reviews* qui reprend tous les avis associés aux annonces et qui a servi pour construire les indicateurs liés aux sentiments positifs et négatifs contenus dans le corpus français en retenant, pour chaque annonce, 7 avis (nombre affiché par défaut par Airbnb, corpus de 153 686 avis), 20 avis (pour tenir compte de l'inégalité du nombre d'avis entre les annonces, corpus de 230 342 avis), et 50 avis (quasi-exhaustivité du corpus français, corpus de 267 444 avis sur 282 057 avis en français). Les indicateurs choisis visent à rendre compte du poids de l'expressivité des avis sur le processus de décision du consommateur. Ils ont été construit en ne tenant compte que des avis dont le contenu émotionnel est largement supérieur à la moyenne (le nombre de commentaires dont le taux de positif ou de négatif appartient au dernier décile) ;
- ◆ *calendar* qui reprend les dates d'ouverture à la réservation ou non pour chaque annonce et qui a servi pour construire les variables dépendantes de disponibilité, à 15 jours, 30 jours et 60 jours, qui représentent un proxy de l'attractivité des annonces. En effet, une offre jugée attractive aura moins de chance d'être disponible à la réservation, puisqu'elle suscite plus de demande.

Le jeu de données utilisés comprend au final 30 variables et 31 090 annonces Airbnb.

Six modèles de régression linéaires ont été comparés (tableau 1) sur 3 variables dépendantes de disponibilité : à 15 jours, 30 jours et 60 jours. Les modèles 5 et 5 bis ont été testés selon 3 modalités pour les variables du sentiment (7, 20, 50 commentaires). Au total, 30 régressions ont été effectuées.

Modèle	Expression	Variables
Modèle 1 lm1	dispo {15j ; 30j ; 60j} = Variables liées aux caractéristiques du logement	<u>Les caractéristiques du logement :</u> - le nombre de lits disponibles - le type de location (appartement entier, chambre chez l'habitant, chambre partagée) - l'arrondissement où est située l'annonce
Modèle 2 lm2	dispo {15j ; 30j ; 60j} = Modèle 1 + variables liées à la stratégie de l'hôte	<u>Les variables de la stratégie d'offre de l'hôte :</u> - le nombre de nuitées minimum pour une réservation - le prix de la nuitée

		<ul style="list-style-type: none"> <li>- la présence ou non d'un règlement intérieur</li> <li>- la présence ou non d'une caution</li> <li>- la présence ou non de frais supplémentaires de ménage</li> <li>- la possibilité de réserver instantanément le logement</li> <li>- les conditions d'annulation (strictes, modérées ou sans conditions)</li> </ul>
Modèle 3 lm3	dispo {15j ; 30j ; 60j} = Modèle 2 + variables liées aux caractéristiques de l'hôte	<p><u>Les signaux de qualité associés à l'hôte :</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- le nombre total d'annonces de l'hôte</li> <li>- si l'identité a été vérifiée par la plateforme</li> <li>- la présence ou non d'une photo de profil</li> <li>- la reconnaissance de la plateforme (l'hôte bénéficie du statut de <i>superhost</i> ou non)</li> <li>- l'ancienneté de l'hôte sur la plateforme</li> <li>- le genre de l'hôte (estimé à partir des prénoms : masculin, féminin, indéterminé)</li> </ul>
Modèle 4 lm4	dispo {15j ; 30j ; 60j} = Modèle 3 + variables liées aux avis	<p><u>Les signaux agrégés liés aux avis :</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- la note moyenne de l'annonce</li> <li>- le nombre de commentaires</li> <li>- la date du dernier commentaire (indication d'une activité récente)</li> </ul>
Modèle 5 lm5	dispo {15j ; 30j ; 60j} = Modèle 4 + variables liées aux sentiments {7 commentaires ; 20 commentaires ; 50 commentaires}	<p><u>Les signaux bruts liés aux avis :</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- nombre d'avis positifs appartenant aux 10% des avis les plus positifs</li> <li>- nombre d'avis négatifs appartenant aux 10% des avis les plus négatifs</li> </ul>
Modèle 5 bis lm5b	dispo {15j ; 30j ; 60j} = Modèle 4 + variables liées aux sentiments {7 commentaires ; 20 commentaires ; 50 commentaires}	<p><u>Les signaux bruts liés aux avis :</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- nombre d'avis positifs appartenant aux 10% des avis les plus positifs, en tenant compte de la longueur des avis</li> <li>- nombre d'avis négatifs appartenant aux 10% des avis les plus négatifs, en tenant compte de la longueur des avis</li> </ul>

Tableau 1 : Les modèles de régression linéaire

## Résultats

### *Comparaison de l'ajustement des modèles*

L'annexe 1 compare les principaux indicateurs de performance des modèles testés.

- La première chose que l'on observe est que la qualité de prédiction est d'autant meilleure que l'horizon de prédiction, exprimé en jours, est long. Ce qui peut s'expliquer par le caractère plus planifié du comportement des visiteurs. À court terme, les réservations se font sur un choix plus contraint par les circonstances.
- Le second constat est l'amélioration de l'ajustement à mesure que les blocs de variables sont ajoutés. L'introduction des caractéristiques liées aux avis en ligne (modèle 4)

améliore sensiblement l’ajustement, tout comme l’ajout des sentiments (modèle 5). Cependant, les différentes variantes de la mesure de sentiment donnent des résultats sensiblement identiques.

- La qualité du modèle s’améliore avec l’ajout des indicateurs de sentiment des avis, avec la durée de la disponibilité retenue et avec le nombre de commentaires pris en compte pour les indicateurs de sentiment. Ces premiers résultats confortent l’importance de l’influence sociale dans le choix d’un bien dont la qualité est difficile à apprécier a priori.

### *Examen des paramètres*

L’annexe 2 reprend les résultats des estimations des coefficients standardisés pour un choix de variables du modèle 5 bis pour une disponibilité de 60 jours et 50 commentaires. La note moyenne de l’annonce a un effet négatif sur la disponibilité, ce qui semble logique, une note positive envoie un signal de qualité aux consommateurs qui auront donc tendance à se tourner vers ces annonces pour leur séjour. Cependant, la disponibilité croît avec le nombre d’avis d’une annonce, ce qui témoigne vraisemblablement de la stratégie active de l’hôte qui obtient d’autant plus de commentaires qu’il loue son logement et donc que ce dernier est offert à la réservation.

L’effet des sentiments extrêmes contenus dans les avis s’accroît avec l’horizon de disponibilité, ce qui peut être lié aux stratégies de réservation des voyageurs, différentes à court et à long terme (tableau 2). L’hypothèse de l’effet de la positivité sur la disponibilité (plus les avis sont enthousiastes, moins les offres sont disponibles) est infirmée et les coefficients standardisés sont même supérieurs à l’effet des contenus négatifs, lorsque l’indicateur a été standardisé par le nombre de caractères des avis (modèle 5 bis).

	<b>lm5_50_15</b>	<b>lm5b_50_15</b>	<b>lm5_50_30</b>	<b>lm5b_50_30</b>	<b>lm5_50_60</b>	<b>lm5b_50_60</b>
top_pos50	0.018*		0.020**		0.022**	
	(0.007)		(0.007)		(0.007)	
top_neg50	0.052***		0.056***		0.053***	
	(0.007)		(0.007)		(0.007)	
top_posy50		0.054***		0.060***		0.056***
		(0.006)		(0.006)		(0.006)
top_negy50		0.035***		0.037***		0.036***
		(0.006)		(0.006)		(0.006)
R2	0.125	0.127	0.132	0.135	0.156	0.158
Adj. R2	0.124	0.125	0.131	0.133	0.155	0.157
Num. obs.	31090	31090	31090	31090	31090	31090
RMSE	0.936	0.935	0.932	0.931	0.919	0.918

\*\*\*p < 0.001, \*\*p < 0.01, \*p < 0.05

50 commentaires, dispo 15, 30 et 60

Tableau 2 : Comparaison des coefficients des variables du sentiment

L’inversion du poids des coefficients des indicateurs positifs et négatifs qui apparaît avec la prise en compte de la longueur des avis est un artefact : les commentaires très négatifs sont en moyenne d’une longueur supérieure aux avis positifs. Le signe du coefficient de l’indicateur de positivité pourrait quant à lui s’expliquer par une faible crédibilité associée par les consommateurs à des avis trop positifs, perçus comme n’étant pas authentiques et/ou par un engagement très fort de l’hôte sur la plateforme (beaucoup de disponibilité, une grande qualité de séjour).



## Conclusion

Les offres de logements disponibles sur les plateformes *peer-to-peer* appartiennent selon la typologie de Nelson (1970) aux biens d'expérience. Pour ces biens dont les seules caractéristiques objectives ne permettent pas nécessairement au consommateur de se forger une opinion, il est attendu que les facteurs d'influence sociale jouent un rôle déterminant. Notre recherche fondée sur les commentaires laissés sur la plateforme Airbnb et la disponibilité des logements à la location conforte cette hypothèse. L'introduction des caractéristiques liées aux avis en ligne a contribué à améliorer l'ajustement du modèle expliquant la disponibilité, tout comme l'ajout des sentiments. Les résultats confirment également le rôle important des avis négatifs.

Une première contribution empirique de ce travail est de s'intéresser aux comportements réellement observés sur les plateformes (la réservation ou non de biens) et non pas à des intentions mesurées en conditions expérimentales. Une deuxième contribution empirique concerne l'échelle à laquelle nous travaillons dans le modèle le plus complet, à savoir la quasi-totalité du corpus de commentaires en français, soit 267 444 avis sur les 282 057 laissés en français. Une comparaison des modèles permet de constater que la qualité du modèle s'améliore avec le nombre de commentaires pris en compte pour les indicateurs de sentiment (7, 20 ou 50). Une dernière contribution empirique est la comparaison de la qualité de prédiction en fonction de l'horizon de prédiction : la qualité de prédiction est d'autant meilleure que l'horizon de prédiction, exprimé en jours, est long, ce qui peut s'expliquer par le caractère plus planifié du comportement des visiteurs.

Cette recherche ouvre la voie à de nombreux prolongements, sur le plan méthodologique comme sur le plan conceptuel. L'analyse du sentiment s'est ici appuyée sur les indicateurs de positivité et de négativité associés aux commentaires laissés par les internautes. De futures recherches pourraient également intégrer les sujets (*topics*) abordés par les clients afin de voir si certains sujets sont davantage reliés à un sentiment globalement positif (ou négatif). Afin de renforcer la validité externe des résultats obtenus, une réplique des analyses sur un autre jeu de données (le corpus des avis en anglais par exemple) serait envisageable. Enfin, la positivité des avis n'ayant pas eu l'effet escompté sur la disponibilité des biens, une piste potentielle à explorer serait d'étudier le rôle de l'expressivité des avis dans la crédibilité des signaux.

## Bibliographie

Alkalbani A.M., Ghamry M.A., Hussain K.F. et Hussain O.K. (2016), Sentiment analysis and classification for software as a service reviews, *IEEE 30<sup>th</sup> International Conference on Advanced Information Networking and Applications*, p. 2-7.

Balech S. (2019), L'institutionnalisation des plateformes - Les cas d'Airbnb et Uber à Paris, Thèse de doctorat en sciences de gestion, Université Paris-Nanterre.

Bansal H.S. et Voyer P.A. (2000), Word-of-mouth processes within a services purchase decision context, *Journal of Service Research*, 3, 2, 166-177.

Berg J., Dickhaut J. et MacCabe K. (1995), Trust, reciprocity and social history, *Games and Economic Behavior*, 10, 122-142.

Cabral L. et Hortacsu A. (2010), The dynamics of seller reputation: evidence from eBay, *Journal of Industrial Economics*, 58, 1, 54-78.

- Chardon B. (2013), Chaîne de traitement pour une approche discursive de l'analyse d'opinion, Thèse de doctorat en intelligence artificielle, Université Toulouse 3 Paul Sabatier.
- Chen Z. et Lurie N.H. (2013), Temporal contiguity and negativity bias in the impact of online word of mouth, *Journal of Marketing Research*, 50, 4, 463-476.
- Chevalier J.A. et Mayzlin D. (2006), The effect of word of mouth on sales: online book reviews, *Journal of Marketing Research*, 43, 345-354.
- Crépin A. et Ngobo P-V. (2019), Détermination du sentiment exprimé au sein de données textuelles issues d'Internet : utilisation d'émojis et d'un modèle neuronal, *Actes du 18<sup>e</sup> Colloque sur le Marketing Digital*, Paris.
- Fink L., Rosenfeld L. et Ravid G. (2018), Longer online reviews are not necessarily better, *International Journal of Information Management*, 39, 30-37.
- Hong H., Xu D., Xu D., Wang G.A. et Fan W. (2017), A meta-analysis on the determinants of online review helpfulness, *Actes de la Conférence WHICEB 2017*, 34.
- Hu N., Bose I., Koh N.S. et Liua L. (2012), Manipulation of online reviews: An analysis of ratings, readability, and sentiments, *Decision Support Systems*, 52, 3, 674-684.
- Kim J. et Gupta P. (2012), Emotional expressions in online user reviews: How they influence consumers' product evaluations, *Journal of Business Research*, 65, 7, 985-992.
- Larceneux F. (2007), Buzz et recommandations sur Internet : quels effets sur le box-office ?, *Recherche et Applications en Marketing*, 22, 3, 45-64.
- Li X., Wu C. et Mai F. (2019), The effect of online reviews on product sales: A joint sentiment-topic analysis, *Information & Management*, 56, 2, 172-184.
- Lumeau M., Masclet D. et Penard T. (2015), Reputation and social (dis)approval in feedback mechanisms: An experimental study, *Journal of Economic Behavior & Organization*, 112, 127-140.
- Masclet D. et Pénard T. (2012), Do reputation feedback systems really improve trust among anonymous traders? An experimental study, *Applied Economics*, 44, 35, 4553-4573.
- Mohammad, S. M. and Turney, P. D. (2013), Crowdsourcing a word-emotion association lexicon, *Computational Intelligence*, 29, 436-465.
- Moscarola J. et Boughzala Y. (2016), Analyser les corpus d'avis en ligne : Analyse lexicale exploratoire et/ou modélisation sémantique ?, *Actes des 13<sup>e</sup> Journées Internationales d'Analyses Statistiques des Données Textuelles*, Nice. Disponible au lien suivant : <http://lexicometrica.univ-paris3.fr/jadt/jadt2016/01-ACTES/84919/84919.pdf>
- Munzel A. (2015), Attention aux faux avis ! Investigations expérimentales sur les indicateurs contextuels facilitant la détection des avis trompeurs par les internautes, *Recherche et Applications en Marketing*, 30, 4, 24-50.
- Nelson P. (1970), Information and Consumer Behavior, *Journal of Political Economy*, 78, 2, 311-329.
- Novak P.K., Smailović J., Sluban B. et Mozetič, I. (2015), Sentiment of Emojis, *PLOS ONE*, 10, 12, e0144296. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0144296>.

- Pavlou P.A. et Dimoka A. (2006), The nature and role of feedback text comments in online marketplaces: Implications for trust building, price premiums, and seller differentiation, *Information Systems Research*, 17, 4, 327-414.
- Pera R., Viglia G., Grazzini L. et Dalli D. (2019), When empathy prevents negative reviewing behavior, *Annals of Tourism Research*, 75, 265-278.
- Pennebaker, J.W., Boyd, R.L., Jordan, K., & Blackburn, K. (2015), The development and psychometric properties of LIWC2015, Austin, TX: University of Texas at Austin.
- Ren J., Yeoh W., Shan Ee M. et Popovič A. (2018), Online consumer reviews and sales: Examining the chicken-egg relationships, *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 69, 449-460.
- Tran Q-V. (2015), La crédibilité des recommandations électroniques. Etude sur l'achat de livre en ligne, Thèse de doctorat en sciences de gestion, Université Paris Ouest Nanterre la Défense, 30 novembre.
- Wang W., Feng Y. et Dai W. (2018), Topic analysis of online reviews for two competitive products using latent Dirichlet allocation, *Electronic Commerce Research and Applications*, 29, 142-156.
- Wang Y. et Chaudhry A. (2018), When and how managers' responses to online reviews affect subsequent reviews, *Journal of Marketing Research*, 55, 2, 163-177.

**Annexe 1 : Résultats des régressions linéaires : comparaison des qualités d'ajustement**

---

<b>15 jours</b>					
	<b>df</b>	<b>AIC</b>	<b>BIC</b>	<b>R<sup>2</sup> Adj.</b>	<b>RMSE</b>
<i>lm1</i>	28	87 354,12	87 587,77	0,029	0,986
<i>lm2</i>	36	84 949,04	85 249,45	0,101	0,948
<i>lm3</i>	43	84 828,21	85 187,03	0,105	0,946
<i>lm4</i>	46	84 262,22	84 646,08	0,121	0,937
<i>lm5_7</i>	48	84 232,95	84 633,49	0,122	0,937
<i>lm5_20</i>	48	84 175,72	84 576,27	0,124	0,936
<i>lm5_50</i>	48	84 180,22	84 580,76	0,124	0,936
<i>lm5b_7</i>	48	84 175,02	84 575,56	0,124	0,936
<i>lm5b_20</i>	48	84 116,36	84 516,91	0,125	0,935
<i>lm5b_50</i>	48	84 112,59	84 513,13	0,125	0,935

---

<b>30 jours</b>					
	<b>df</b>	<b>AIC</b>	<b>BIC</b>	<b>R<sup>2</sup> Adj.</b>	<b>RMSE</b>
<i>lm1</i>	28	87 316,59	87 550,24	0,030	0,985
<i>lm2</i>	36	84 757,43	85 057,84	0,107	0,945
<i>lm3</i>	43	84 636,29	84 995,11	0,110	0,943
<i>lm4</i>	45	84 006,67	84 390,53	0,128	0,934
<i>lm5_7</i>	47	83 972,06	84 372,60	0,129	0,933
<i>lm5_20</i>	47	83 905,11	84 305,66	0,131	0,932
<i>lm5_50</i>	47	83 907,66	84 308,20	0,131	0,932

<i>lm5b_7</i>	47	83 911,99	84 312,54	0,131	0,932
<i>lm5b_20</i>	47	83 840,18	84 240,72	0,133	0,931
<i>lm5b_50</i>	47	83 830,10	84 230,64	0,133	0,931

---

**60 jours**

	<b>df</b>	<b>AIC</b>	<b>BIC</b>	<b>R<sup>2</sup> Adj.</b>	<b>RMSE</b>
<i>lm1</i>	28	87 146,99	87 380,64	0,035	0,982
<i>lm2</i>	36	84 064,79	84 365,20	0,126	0,935
<i>lm3</i>	43	83 951,78	84 310,60	0,130	0,933
<i>lm4</i>	45	83 130,39	83 514,24	0,153	0,921
<i>lm5_7</i>	47	83 088,85	83 489,39	0,154	0,920
<i>lm5_20</i>	47	83 021,12	83 421,66	0,156	0,919
<i>lm5_50</i>	47	83 034,36	83 434,90	0,155	0,919
<i>lm5b_7</i>	47	83 043,14	83 443,68	0,155	0,919
<i>lm5b_20</i>	47	82 972,09	83 372,64	0,157	0,918
<i>lm5b_50</i>	47	82 966,51	83 367,05	0,157	0,918

---

**Annexe 2 : Comparaison des résultats standardisés des modèles de régression sur la disponibilité à 60 jours, en tenant compte de 50 commentaires.**