



**HAL**  
open science

## Les discriminations en raison du genre et de l'origine supposée sur deux plateformes collaboratives

Morgane Laouenan, Guillaume Chapelle, Pierre Deschamps, Dylan Glover, Xavier Lambin, Magloire Seshie, Paul Grisolia, Sika Alaye, Calixte Henry

### ► To cite this version:

Morgane Laouenan, Guillaume Chapelle, Pierre Deschamps, Dylan Glover, Xavier Lambin, et al.. Les discriminations en raison du genre et de l'origine supposée sur deux plateformes collaboratives. LIEPP; Défenseur des droits. 2022, 51 p. hal-04384290

**HAL Id: hal-04384290**

<https://sciencespo.hal.science/hal-04384290v1>

Submitted on 10 Jan 2024

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

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



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

# Les discriminations en raison du genre et de l'origine supposée sur deux plateformes collaboratives

Rapport du Laboratoire Interdisciplinaire d'Évaluation des Politiques Publiques (LIEPP)\* de Sciences Po réalisé dans le cadre d'un partenariat avec le Défenseur des Droits.

**Octobre 2022**

*Responsable du projet : Morgane LAOUENAN'*

*Equipe de recherche : Guillaume Chapelle<sup>ii</sup>, Pierre Deschamps<sup>iii</sup>, Dylan Glover<sup>iv</sup>, Xavier Lambin<sup>v</sup>, Magloire Seshie<sup>vi</sup>, Paul Grisolia<sup>vii</sup>, Sika Alaye<sup>viii</sup>, Calixte Henry<sup>ix</sup>*

\*Laboratoire Interdisciplinaire d'Évaluation des Politiques Publiques (LIEPP) centre d'excellence soutenu par l'ANR dans le cadre des "Investissements d'Avenir" (ANR-11-LABX-0091, ANR-11-IDEX-0005-02).

Ce travail a été financé par le Défenseur des Droits dans le cadre d'un appel d'offre.

i : Université Paris 1, CNRS, LIEPP ; ii : Université de Cergy-Pontoise, LIEPP ; iii : SOFI, Université de Stockholm, LIEPP ; iv : INSEAD, LIEPP ; v : ESSEC ; vi : LIEPP ; vii : LIEPP ; viii : LIEPP ; ix : LIEPP

Les discriminations en raison du genre et de l'origine supposée sur deux  
plateformes collaboratives : rapport d'étude

G. Chapelle, P. Deschamps, D. Glover, X. Lambin, M. Laouénan  
Magloire Seshie, Paul Grisolia, Sika Alaye, Calixte Henry



Octobre 2022

*Les opinions émises dans ce rapport sont propres aux auteurs et n'engagent pas nécessairement la position du LIEPP, de Sciences Po, de l'Université Paris I Panthéon Sorbonne, de l'INSEAD, de l'Université de Stockholm, de l'ESSEC et de CY Cergy Paris Université.*

*Le Laboratoire Interdisciplinaire d'Évaluation des Politiques Publiques (LIEPP) est un centre d'excellence soutenu par l'Agence Nationale de la Recherche dans le cadre des "Investissements d'avenir" (ANR-11-LABX-0091, ANR-11-IDEX-0005-02). Ce travail a été financé par le Défenseur des Droits dans le cadre d'un appel d'offre.*

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Contexte et but de l'étude</b>	<b>2</b>
1.1	Introduction : Le rôle croissant des plateformes . . . . .	2
1.2	Revue de littérature : la discrimination sur les plateformes numériques . . . . .	3
1.2.1	Scraping : analyse des données collectées . . . . .	4
1.2.2	Expérimentations : création de profils fictifs . . . . .	5
1.3	Résumé de l'étude . . . . .	7
<b>2</b>	<b>Blablacar</b>	<b>9</b>
2.1	Introduction . . . . .	9
2.2	Observation de l'activité en ligne . . . . .	10
2.3	Expérimentation par testing . . . . .	10
2.3.1	Création de conducteurs fictifs . . . . .	10
2.3.2	Création de passagers fictifs . . . . .	11
2.4	Résultats . . . . .	11
2.4.1	Résultat du scraping . . . . .	11
2.4.2	Résultat de l'expérimentation . . . . .	14
2.5	Discussion des résultats sur la plateforme BlaBlaCar . . . . .	17
<b>3</b>	<b>Le Bon Coin</b>	<b>21</b>
3.1	Introduction . . . . .	21
3.2	Observation de l'activité en ligne . . . . .	21
3.2.1	Méthode . . . . .	21
3.2.2	Résultats . . . . .	22
3.3	Expérimentation . . . . .	28
3.3.1	Méthode . . . . .	28
3.3.2	Résultats de l'expérimentation basée sur des vendeurs fictifs . . . . .	31
3.3.3	Identification de comportements discriminatoires à l'encontre des acheteurs . . . . .	34
<b>4</b>	<b>Discussion</b>	<b>38</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>40</b>
	Appendix . . . . .	44
	A BBC - Scraping . . . . .	44
	B BBC - Expérimentation . . . . .	46

C LBC - Expérimentation . . . . . 47

# Chapitre 1

## Contexte et but de l'étude

### 1.1 Introduction : Le rôle croissant des plateformes

L'économie numérique occupe une place croissante dans notre société. Des secteurs entiers de l'économie se retrouvent bouleversés par l'apparition de nouvelles entreprises qui concurrencent les acteurs historiques. Ainsi, 21 % des ventes de livres s'effectuent aujourd'hui sur Internet<sup>1</sup>. Au moins 40 % des locations immobilières se font dorénavant grâce à des plateformes numériques<sup>2</sup>. Or le fonctionnement de ce nouveau pan de l'économie reste souvent méconnu et ouvre des interrogations quant aux conséquences de son développement. Les plateformes digitales d'intermédiation sont des plateformes de mise en relation au cadre souple qui jouent uniquement un rôle d'intermédiation entre le client et le prestataire. Leur intervention est minimale : le client sélectionne lui-même son prestataire parmi les réponses recueillies par son annonce, clients et prestataires fixent eux-mêmes les prix des prestations.

En modifiant les services proposés et les modalités de contact entre utilisateurs, ces nouvelles plateformes peuvent générer plus facilement des discriminations, mais pourraient aussi les limiter. D'un côté, les utilisateurs de ces plateformes peuvent avoir plus de biais inconscients et de préjugés que, par exemple, des recruteurs sur le marché du travail. Ceux-ci étant davantage sensibilisés à la question des discriminations et à leur prévention, ils devraient effectuer leur sélection davantage sur la base de l'évaluation des compétences des candidats et moins sur la base de stéréotypes. De plus, ces plateformes facilitent considérablement le travail de recherche par les utilisateurs, qui ont accès de manière simple à un grand nombre de biens et services. Ceci peut donner aux utilisateurs la possibilité de choisir d'interagir avec certaines personnes plutôt que d'autres et donc favoriser la discrimination. D'un autre côté, les utilisateurs utilisent ces plateformes pour acheter un bien ou un service. Cette interaction se fait pendant un laps de temps très court et est moins risquée que, par exemple, un recrutement sur le marché du travail. Dans ce cadre très spécifique, les utilisateurs pourraient donc faire face à de la discrimination de la part d'autres utilisateurs. De plus, grâce à la mise en place de l'anonymat des utilisateurs ou à l'utilisation d'algorithmes, le niveau de discrimination pourrait être réduit sur ces

1. Chiffres-clés du secteur du livre 2018-2019, Publication du Ministère de la Culture.

2. Chapelle et Eyméoud (2022)

plateformes d'intermédiation.

C'est dans ce contexte que le Laboratoire Interdisciplinaire d'Évaluation des Politiques Publiques (LIEPP) a voulu mesurer et évaluer l'existence potentielle de discriminations sur des plateformes numériques françaises, en réponse à l'appel d'offre du Défenseur des Droits.

Deux plateformes ont ainsi été sélectionnées et observées par l'équipe de recherche avant de mettre en place un *testing* pour identifier l'existence de discriminations et leurs mécanismes sous-jacents :

- BlaBlaCar est une plateforme de covoiturage permettant de connecter des voyageurs et des conducteurs ayant des places libres dans leurs voitures.
- Le Bon Coin est une plateforme permettant aux utilisateurs de vendre et d'acheter divers types de biens (ameublement, maroquinerie, jeux vidéo mais aussi des voitures et des biens immobiliers).

Le présent chapitre revient sur la littérature scientifique portant sur l'analyse des pratiques discriminatoires sur les plateformes en ligne avant de présenter l'étude du LIEPP.

## 1.2 Revue de littérature : la discrimination sur les plateformes numériques

En économie, comme l'expliquent Becker et Stigler dans "De gustibus non est disputandum" (1977), nous considérons les préférences et les préjugés des individus sont considérés comme étant immuables. Ainsi, la littérature économique s'est plutôt intéressée à la quantification et aux manières de réduire les conséquences économiques de la discrimination, plutôt qu'aux politiques publiques permettant de réduire les préjugés. Cette discrimination désigne, pour les économistes, une disparité de traitement entre individus ayant des caractéristiques équivalentes, à l'exception du seul fait d'appartenir à un groupe particulier (genre, ethnie, ...).

Deux sources différentes de ces inégalités ont retenu en particulier l'attention des économistes. Un premier axe s'est intéressé à la discrimination dite par "goût". Dans ce cas, certains acheteurs ou employeurs d'un groupe particulier ont des préjugés ou une animosité contre les membres d'un certain groupe. Par exemple, un employeur ayant des préjugés subira un coût lorsqu'il embauche un membre du groupe discriminé. Toutes choses égales par ailleurs, il préférera donc embaucher un employé envers lequel il n'a pas de préjugés. Lorsque l'offre et la demande sont à l'équilibre, les membres du groupe discriminé reçoivent moins d'offres d'emploi ou d'achat, et doivent accepter des prix ou des salaires plus faibles.

Un deuxième axe s'intéresse à la discrimination dite "statistique". Dans ce cas, la discrimination dans l'emploi ne vient pas d'une animosité directe de la part des employeurs, mais d'une incertitude sur la productivité des travailleurs du groupe discriminé. L'employeur n'observe pas directement la productivité des employeurs, mais une mesure imprécise, un signal. Si la variance des signaux diffèrent selon les groupes, alors les employeurs averses au risques préfèrent embaucher un travailleur du groupe ayant la variance du signal la plus faible.

Si ces deux sources sont moralement et juridiquement condamnables, il reste important de les distinguer car les solutions pour réduire les disparités sont différentes suivant le cas en présence. En effet, dans le cas de la discrimination “statistique”, les inégalités entre les groupes disparaissent lorsque l’information sur la productivité des travailleurs ou la qualité des biens est précise. Quant à la discrimination par “goût”, celle-ci ne peut persister que dans des situations de fort déséquilibre entre offre et demande. Plus l’offre de bien ou de service se réduit pour un niveau de demande donnée (ou de manière équivalente, plus la demande augmente pour une offre donnée), plus la discrimination devient coûteuse pour ceux qui la pratiquent, et tend donc à se réduire.

Plusieurs articles empiriques ont démontré la présence de l’une ou l’autre forme de discrimination dans de nombreux marchés. Les plateformes collaboratives n’échappent pas à ce constat.

Dans la littérature concernant la discrimination sur les plateformes collaboratives, deux méthodes ont principalement été utilisées pour mettre en évidence les discriminations à l’encontre des minorités ethniques :

- le *scraping*, méthode consistant à récupérer les données publiquement disponibles sur le site internet concerné.
- le *testing* ou l’expérimentation, méthode qui consiste à créer des profils fictifs d’utilisateurs.

Nous proposons dans le cadre de ce projet d’étudier la discrimination ethnique et de genre sur les plateformes “Le Bon Coin” et “BlaBlaCar” en combinant ces deux méthodes.

### 1.2.1 Scraping : analyse des données collectées

Le collecte de données sur les sites concernés permet généralement d’accéder à une quantité de données plus importante que l’expérimentation, au prix d’une causalité plus difficile à établir. En effet, comme les chercheurs ne manipulent pas directement les informations perçues par les utilisateurs, il est difficile d’établir que deux profils de vendeurs ou de conducteurs sont identiques en tout points à l’exception de l’appartenance au groupe discriminé. La plupart des études précédentes étudiant la discrimination sur les plateformes collaboratives s’appuient sur le *scraping*. Sur les études réalisées précédemment en utilisant cette méthode, le degré d’information apparaît comme un facteur majeur déterminant l’ampleur de la discrimination, suggérant l’importance de la discrimination statistique.

Dans le cas d’Airbnb, Edelman et Luca (2014) ont montré que les logeurs d’origine afro-américaine dans la ville de New York proposent des prix 12 % inférieurs à ceux proposés par les hôtes blancs pour des biens similaires. En s’appuyant sur une base de données exhaustive de 19 villes en Amérique du Nord et en Europe, Laouénan et Rathelot (2022) ont prouvé l’existence de discriminations sur cette même plateforme. Les auteurs mettent en évidence une baisse des prix de 3,5 % en moyenne de la part des logeurs issus des minorités ethniques, sur la base d’une analyse fine des caractéristiques des biens et de

leurs localisations. A logements équivalents, cet écart de prix diminue significativement avec l'accroissement du nombre d'évaluations reçues (positives ou négatives) par les logeurs. Ces résultats, auxquels s'ajoutent des données longitudinales, démontrent que la discrimination ethnique sur Airbnb est principalement attribuable à une discrimination statistique.

En France, la recherche académique s'est aussi intéressée au cas de BlaBlaCar. Dans leur article, Farajallah, Hammond et Pénard (2019) ont montré que les conducteurs actifs sur la plateforme BlaBlaCar ayant un nom à consonance arabe ou musulmane proposaient des prix 21 % plus bas que les conducteurs ayant un nom français. Malgré des prix plus faibles, ces conducteurs ont une probabilité plus grande d'avoir des places non vendues. Lambin et Palikot (2018) ont montré qu'une grande partie de cette différence se concentre durant les premières interactions sur la plateforme, et que la discrimination s'atténue à mesure que les conducteurs collectent des commentaires (qu'ils soient positifs ou négatifs), ce qui suggère que la discrimination envers les conducteurs peut être atténuée par la mise à disposition d'informations supplémentaires sur ces derniers.

L'importance de l'information fournie a aussi été analysée sur d'autres plateformes : Agrawal, Lacetera et Lyons (2016) ont étudié une plateforme internationale d'intermédiation en ligne entre entreprises et travailleurs indépendants (oDesk). La qualité de l'information fournie (sur la fiabilité de l'historique du travail qui a été effectué précédemment) sur les CV des candidats augmentait fortement leur probabilité d'être embauché par l'entreprise.

Une littérature plus récente concernant la discrimination liée au genre dans l'économie numérique se développe rapidement. Cook et al. (2021) ont révélé que les conducteurs masculins gagnent environ 7% de plus sur la plateforme Uber que les conductrices. Cet écart peut cependant être entièrement expliqué par les habitudes d'utilisation des conductrices. L'étude récente de Farajallah, Hammond et Pénard (2019) sur BlaBlaCar trouve un écart de prix et un taux de remplissage en faveur des femmes, ce qui contraste fortement avec les écarts observés sur le marché du travail.

D'autres études ont identifié des effets discriminatoires de plus faible magnitude sur d'autres marchés. En utilisant des données du site américain <https://prosper.com>, site américain qui propose des prêts entre individus, Pope et Sydnor (2009) ont montré que les Afro-Américains doivent payer des taux d'intérêt plus élevés que les autres Américains.

### 1.2.2 Expérimentations : création de profils fictifs

De nombreuses études utilisent le "testing par correspondance" pour évaluer l'existence de discriminations sur ces plateformes. Cette méthode consiste à créer des profils fictifs d'utilisateurs soit pour envoyer des requêtes d'information aux vrais utilisateurs, soit pour envoyer des demandes d'achat de biens ou de services aux vrais utilisateurs de ces plateformes. L'expérimentation permet de créer des profils fictifs semblables en tous points,

sauf l'appartenance à un groupe pouvant être discriminé. Par rapport au scraping, elle permet donc de s'assurer que l'appartenance à un groupe minoritaire est la seule source possible de différence de traitement des utilisateurs de la plateforme. Néanmoins, cette approche méthodologique présente des limites. Sauf à noyer la plateforme de fausses annonces invalidant l'expérience, il est difficile de créer autant de données qu'il est possible d'en récupérer avec le scraping. Les profils étant fictifs, ils peuvent être identifiés comme tels par les utilisateurs. Enfin, l'impossibilité technique d'effectuer de vraies transactions avec un profil fictif contraint souvent les chercheurs à étudier le taux de réponses à de simples contact. Or, un simple contact entre deux personnes intéressées par une transaction ne signifie pas que la transaction aura bien lieu : même si des différences dans le taux de contact sont observées, cela ne se traduit pas forcément dans une moins bonne vente des produits, si la probabilité de vendre un bien pour un nombre de contact donné est différente selon les groupes.

La plateforme Airbnb a été particulièrement étudiée : Edelman, Luca et Svirsky (2017) ont créé des profils fictifs de voyageurs identiques entre eux, à la différence du nom qui indique une origine ethnique supposée du voyageur. Dans un *testing* mené dans plusieurs villes américaines, ils ont mis en évidence une très forte discrimination : les demandes d'hébergement émanant de voyageurs afro-américains étant 16 % moins souvent acceptées que celles provenant de voyageurs avec des prénoms laissant supposer une origine européenne. Cui, Li et Zhang (2020) ont, eux aussi, étudié la discrimination à l'encontre des voyageurs afro-Américains sur Airbnb, en comparant le taux de réponse sur des demandes d'hébergement entre des profils fictifs des deux groupes. Ils ont trouvé que la réputation sur le site (via les appréciations laissées par de précédents logeurs) permet de diminuer l'écart de réservations entre ces deux groupes.

D'autres plateformes ont été étudiées via le *testing*. Doleac et Stein (2013) ont proposé une expérimentation qui consiste à vendre des Ipods sur la plateforme américaine Craigslist, en laissant apparaître la main des vendeurs sur les photos proposées. Les vendeurs ayant une peau plus foncée reçoivent moins d'offres, en particulier dans les marchés avec peu d'acheteurs et dans les territoires caractérisés par des taux de criminalité et des niveaux de ségrégation raciale plus élevés. Ayres, Banaji et Jolls (2015) ont trouvé des résultats semblables avec un protocole expérimental similaire sur la plateforme Ebay. Sur la même plateforme, Nunley, Owens et Howard (2011) ont montré que les biens se vendant principalement à des membres d'un groupe particulier, se vendent à un prix plus élevé si le vendeur semble appartenir à ce même groupe. En étudiant un marché en ligne de revente de voitures d'occasion en Israël, Zussman (2013) a montré que les personnes ayant un prénom à consonance arabe ont une probabilité plus faible de recevoir une réponse à leur demande, mais n'a pas trouvé de corrélation entre discrimination envers les personnes supposées arabes et préjugés des utilisateurs.

L'amplitude de la discrimination sur les marchés en ligne dépend fortement du contexte (type de plateforme, biens échangés, pays, façon dont les informations sont présentées etc.). Cela appelle à davantage de recherche sur le sujet, notamment sur les plateformes collaboratives en France.

### 1.3 Résumé de l'étude

Cette étude vise à mesurer le phénomène de la discrimination sur les plateformes en ligne en France, et à proposer une méthodologie permettant de dépasser la simple analyse descriptive, afin de mieux en comprendre les mécanismes.

Pour mener à bien cette évaluation des discriminations fondées sur l'origine et le genre dans l'accès aux biens et services, l'étude se focalise sur deux plateformes collaboratives françaises de premier plan : Le Bon Coin et BlaBlaCar. Le choix s'est porté sur ces deux plateformes pour plusieurs raisons :

- A l'inverse d'Airbnb, peu d'études ont évalué la discrimination sur ces deux plateformes
- Il est intéressant d'évaluer la discrimination des deux côtés du marché. Ainsi, notre étude nous permet de regarder à la fois le comportement des conducteurs et des passagers sur BlaBlaCar et le comportement des acheteurs et des vendeurs sur Le Bon Coin ;
- L'existence d'API<sup>3</sup> sur les deux plateformes nous permet de comparer et contraster les résultats obtenus entre les données du *scraping* (observationnelles) et les données expérimentales ;
- La création de profils fictifs (acheteur/vendeur et passager/conducteur) et l'engagement de transactions sont relativement peu coûteuses, à l'inverse d'Airbnb ;
- Le gros volume de transactions permet d'étudier l'hétérogénéité de la discrimination présente sur les deux plateformes ;
- Les interfaces et procédures de ces plateformes permettent aussi de regarder l'impact du paiement sécurisé, de la réservation automatique, de l'usage de pseudonymes... sur la discrimination.

Concernant la plateforme Blablacar, l'analyse des données du scraping suggère que les conducteurs d'origine maghrébine ou africaine (minoritaires) perçoivent des revenus plus faibles pour des trajets semblables, que les conducteurs d'origine européenne (majoritaires). Le testing, met également en évidence un effet négatif sur le nombre de messages d'intérêt que les conducteurs fictifs d'origine maghrébine ou africaine reçoivent mais cet effet n'est pas statistiquement significatif<sup>4</sup>. Les résultats de l'expérimentation ne sont malheureusement pas assez précis et ne permettent donc pas d'infirmer ou confirmer les résultats du scraping<sup>5</sup>.

En revanche, nous constatons un avantage significatif pour les conductrices. Celles-ci ont une probabilité significativement plus élevée de recevoir des messages (+0,6 messages) et des réservations (+0,7 réservations) sur leurs trajets. Cet effet positif envers les femmes n'apparaît pas dans les analyses des données du scraping.

3. (Application Programming Interface, permettant de récupérer des données automatiquement sur les sites

4. La significativité statistique désigne le seuil à partir duquel les résultats d'un test sont jugés fiables, ou autrement dit, robuste à l'échantillon que nous avons tiré de la population globale.

5. Nos estimations nous permettent d'exclure un effet contre ces minorités plus grand d'environ un demi message de moins que les conducteurs majoritaires. L'imprécision des résultats peut-être liée à une plus grande variabilité de la demande, liée au COVID, et les difficultés de la mise en place de l'expérimentation.

Le deuxième volet de l'expérimentation sur BlaBlaCar s'interroge sur les comportements des conducteurs confrontés à des profils différents de passagers. Si le genre des passagers ou des conducteurs ne semble pas être particulièrement important, les passagers d'origine maghrébine ou africaine ont une probabilité plus faible (d'environ 4 points de pourcentage) de recevoir une réponse à leur demande. Cette discrimination est atténuée si le passager fictif est une femme, ou si le conducteur réel possède lui-même un prénom d'origine maghrébine ou africaine. Nous trouvons donc une asymétrie importante de la manifestation de la discrimination selon le côté du marché que nous étudions.

Les résultats de l'étude sur la plateforme du Bon Coin sont aussi très hétérogènes selon le côté du marché étudié et selon la catégorie du bien échangé. L'analyse des données du *scraping* montre que la durée de vie des annonces des personnes ayant un prénom d'origine africaine ou maghrébine est plus élevée. Ceci peut laisser supposer l'existence de comportements défavorables envers les membres de ce groupe. Cependant, les résultats de l'expérimentation par *testing* révèlent que les vendeurs minoritaires reçoivent à peu près le même nombre de contacts que les vendeurs majoritaires, en moyenne. Mais ce résultat cache une forte disparité selon la catégorie du bien étudié. Les vendeurs minoritaires peuvent recevoir plus de contacts pour les annonces de biens dans les catégories d'Ameublement et Équipements bébé (différence statistiquement significative), ou en recevoir moins, comme pour les biens des catégories d'Electroménager, Console/jeux vidéos et Vélos (différences non significatives). Ont également été étudiées certaines procédures ou démarches des utilisateurs sur les plateformes dont on aurait pu penser qu'elles participent à la réduction de discrimination éventuelle observée – tels que l'usage de pseudonyme qui ne permet pas d'inférer une origine ou encore l'adoption du paiement sécurisé. Or le nombre de contacts n'était pas significativement différent selon que l'utilisateur adopte ou pas ce type de comportement

Du côté des acheteurs fictifs, nous observons un effet discriminatoire net contre les minorités. Le *testing* montre qu'un acheteur minoritaire a une probabilité de recevoir une réponse de la part des vendeurs réels d'environ 17 points de pourcentage de moins qu'un acheteur majoritaire. Sur ce côté du marché, la "pseudonymisation" est performante pour contrer cet effet discriminatoire : le taux de réponse des acheteurs majoritaires et ceux avec pseudonyme sont statistiquement identiques. De plus, cet effet discriminatoire à l'encontre des minorités est plutôt homogène selon la catégorie du bien étudié, à l'inverse de ce qui est observé du côté des vendeurs.

# Chapitre 2

## Blablacar

### 2.1 Introduction

BlaBlaCar est une plateforme de covoiturage. Forte de 100 millions d'utilisateurs, cette entreprise française est le leader mondial du secteur. Le covoiturage présente un intérêt particulier pour l'étude des discriminations sur les plateformes collaboratives. En effet, toute transaction implique une forte proximité entre conducteurs et passagers, la distance moyenne effectuée ensemble en voiture étant de 330 kilomètres. Toutes choses égales par ailleurs, il semble donc raisonnable d'anticiper une plus forte discrimination sur cette plateforme, relativement à d'autres où les interactions resteraient par nature plus limitées au sein du véhicule (Uber, Drivy...).

Sur <https://BlaBlaCar.fr>, des passagers cherchent des covoiturages en définissant leur ville de départ et d'arrivée, et la date de départ souhaitée. Ils se voient alors proposer une liste de covoiturages correspondant à leurs critères. Chaque annonce montre tout d'abord l'heure de départ et d'arrivée et le niveau de confort des passagers (nombre de passagers à l'arrière). Le prénom ainsi qu'une photo du conducteur figurent de manière très visible sur l'annonce. S'il clique dessus, le passager peut obtenir davantage d'informations sur le voyage en question (passagers déjà inscrits, politique concernant la cigarette et les animaux...), ainsi que davantage d'informations sur le conducteur et son expérience. Environ la moitié des conducteurs ont activé l'option acceptation automatique; dans ce cas-là, les demandes effectuées par les passagers sont automatiquement acceptées par les conducteurs, sans que ceux-ci prennent le temps de consulter le profil du passager. Cette option empêche les conducteurs d'exercer toute discrimination directe. Au contraire, les conducteurs n'ayant pas activé cette option doivent accepter manuellement les requêtes des passagers. S'ils refusent, le passager est rejeté et doit continuer sa recherche.

Dans cette section du projet, et de manière cohérente avec l'étude du Bon Coin décrite en Section 3, sont étudiées le traitement des demandes de covoiturages issues des minorités ethniques et des femmes à partir d'un *scraping*, puis ensuite dans un cadre expérimental (*testing*) en créant des profils fictifs.

## 2.2 Observation de l'activité en ligne

Dans un premier temps, nous avons effectué un *scraping* systématique des offres postées sur le site de BlaBlaCar (entre mars 2020 et juin 2021). L'objectif de cette approche était d'obtenir une estimation de l'effet des caractéristiques des conducteurs sur les prix et le taux de remplissage des voitures. Par ailleurs, ces informations nous ont permis de déterminer les routes les plus empruntées, et de créer des indices de concurrence sur les marchés de BlaBlaCar. Nous voulons tester l'influence des éventuels déséquilibres du marché (très forte ou très faible demande de la part des passagers relativement à l'offre des conducteurs) sur l'ampleur d'une éventuelle discrimination. Par ailleurs, cette première étude permet de repérer si les offres des conducteurs diffèrent selon leurs caractéristiques observables (revenu par conducteur, prix affiché), ce qui pourrait indiquer la présence de discrimination. En revanche, la méthode ne permet pas d'observer les comportements des conducteurs envers leurs passagers, tels que le taux de rejet des demandes, et donc ne permet pas d'étudier l'importance d'une éventuelle réduction de discriminations grâce à l'acceptation automatique.

## 2.3 Expérimentation par testing

L'expérimentation sur BlaBlaCar s'est portée sur les deux côtés du marché (discrimination des passagers envers les conducteurs, et inversement). À notre connaissance, il n'y avait encore jamais eu d'expérimentation sur la plateforme. Notre projet de recherche est ainsi totalement novateur vis-à-vis de la littérature : les études existantes sur BlaBlaCar utilisent des données de *scraping* pour évaluer la discrimination des passagers envers les conducteurs en analysant le prix fixé et le taux de remplissage. À l'inverse, notre expérimentation permet d'observer les passagers et les conducteurs.

L'expérimentation a consisté à créer des profils fictifs de conducteurs et de passagers. Nous avons mis en place deux dimensions différentes de variation : origine apparente (prénom et photo suggérant une origine africaine, maghrébine, ou européenne) et genre apparent (prénom et photo suggérant un genre féminin ou masculin).<sup>6</sup>

### 2.3.1 Création de conducteurs fictifs

Au total 983 annonces fictives ont été postées sur BlaBlaCar, sur les 16 routes les plus fréquentées<sup>7</sup>, entre le 15 mai 2021 et le 15 août 2021. Un algorithme choisissait aléatoirement un conducteur et un trajet parmi une banque de 139 profils de conducteurs fictifs. Ces profils sont similaires entre eux, à l'exception du genre et/ou de l'origine supposée du conducteur, facilement identifiables via le prénom et la photo enregistrés sur le profil et visibles des passagers en recherche d'un trajet. Nous testons la présence de discrimination envers des profils ayant des prénoms et des photos indiquant une origine africaine ou maghrébine (ex :

6. Les photos utilisées ont été sélectionnées en utilisant la base de <https://thispersondoesnotexist.com>

7. Les trajets relient Paris à l'une des villes suivantes : Lyon, Lille, Toulouse, Strasbourg, Rennes, Nice, Grenoble, Nantes, Bordeaux, Reims, Clermont-Ferrand, Montpellier, Dijon, Le Havre, Tours, Marseille.

Demba ou Mehdi). L’ambition initiale était de tester séparément ces deux catégories mais les difficultés liées à l’automatisation du *testing* ne nous ont pas permis d’obtenir un échantillon assez grand pour pouvoir le faire.<sup>8</sup>

### 2.3.2 Création de passagers fictifs

Au total, 1930 demandes de passagers fictifs ont été envoyées auprès de 965 conducteurs choisis au hasard sur les 11 routes les plus fréquentées, entre le 23 septembre 2021 et le 2 février 2022. Nous testons une éventuelle discrimination envers le genre ou l’origine supposée. Chacun des conducteurs (réels) recevait ainsi deux demandes de précision concernant le voyage. Ces demandes étaient envoyées à intervalles très rapprochés et étaient en tous points similaires, mis à part le genre des passagers fictifs, ou leur origine (le conducteur recevait une demande d’un homme et d’une femme, ou d’une personne ayant un prénom d’origine européenne et un prénom d’origine maghrébine ou africaine). Les demandes, concernant la possibilité d’emporter un sac de petite taille, ou une dépose en sortie d’autoroute, étaient un simple prétexte pour stimuler une réponse du conducteur. En cas d’absence de réponse, nous considérons que le conducteur n’est pas intéressé par la demande du passager et ne souhaite donc pas lui vendre de siège.

## 2.4 Résultats

### 2.4.1 Résultat du scraping

Les données sur BlaBlaCar ont été collectés de mars 2020 à juin 2021. Au total 18121 observations exploitables ont été recueillies, chacune représentant un trajet de ou vers Paris à partir des 18 plus grandes villes françaises. Le *scraping* permet d’avoir une compréhension plus fine du marché de BlaBlaCar, mais il représente aussi une première approche pour étudier la présence de discriminations sur cette plateforme.

Les prénoms des conducteurs ont été appariés avec une base de données indiquant l’origine des prénoms<sup>9</sup>. Les prénoms des conducteurs ont été classés en trois catégories différentes : conducteurs avec prénom d’origine européenne (majoritaire), d’origine maghrébine ou africaine, ou d’origine inconnue. Dans la base, 19 % des utilisateurs sont identifiés comme ayant un prénom d’origine africaine ou maghrébine. Une opération semblable a été réalisée pour déterminer le genre des conducteurs, en utilisant la base INSEE de prénoms. La plupart des conducteurs sur la plateforme sont des hommes (70 % de notre échantillon).

Nous présentons les caractéristiques de cet appariement ainsi que des principales variables d’intérêt dans les tableaux A.1 et A.2 de l’Appendix. Ces deux tableaux indiquent les moyennes de chaque variable pour l’ensemble de l’échantillon (colonne 1), ainsi que

8. Voir en Appendice un échantillon des prénoms utilisés (Tableau B.1) et un exemple de trajet proposé par un conducteur fictif (Figure B.1).

9. La base recoupe plusieurs sources d’information mais est principalement composée des informations contenues dans la base suivante : <https://www.data.gouv.fr/fr/datasets/liste-de-prenoms> et de la classification de prénoms selon l’origine qui est largement utilisée dans la littérature (Jouniaux 2001).

séparément pour les conducteurs ayant un prénom d'origine maghrébine ou africaine et les conducteurs ayant un prénom d'origine européenne (col 2 et 3, tableau A.1) ou entre les conducteurs et les conductrices (col 2 et 3, tableau A.2).

Deux enseignements principaux peuvent être tirés de ces tableaux, chacun ayant une conséquence différente sur la confiance que nous pouvons avoir dans les résultats du scraping. Le premier est la grande quantité d'informations qu'il est possible de récupérer sur le site de BlaBlaCar à partir du scraping. Comme il est facile de le constater sur le tableau, nous récupérons la quasi-totalité des informations auxquelles ont accès les utilisateurs de BlaBlaCar lorsqu'ils cherchent une place de covoiturage, et donc nous pouvons prendre en compte les variables que les utilisateurs utilisent lorsqu'ils effectuent des choix sur la plateforme.

En revanche, la plupart de ces variables sont significativement différentes entre les groupes comparés. Par exemple, les conductrices ont une probabilité plus faible d'enclencher l'option réservation automatique que les hommes. Les conducteurs (hommes et femmes) ayant un prénom d'origine maghrébine ou africaine ont en moyenne 6 mois d'ancienneté en moins que les autres conducteurs, et ont aussi une probabilité plus élevée de choisir l'option réservation automatique. Ces variables sont prises en compte dans les régressions suivantes pour ne pas influencer les résultats. Mais, s'il existe une variable importante que nous n'avons pas récupérée lors du scraping, étant données les différences constatées entre les groupes sur les variables observables, il est possible qu'elle puisse expliquer les différences entre les deux groupes, en termes d'écart de revenu par exemple - et in fine biaiser nos résultats. Par exemple, nous ne récupérons pas les photos des conducteurs, car il serait difficile de quantifier et d'introduire dans les régressions des variables liées aux photos. L'expérimentation par testing, ou nous pouvons contrôler directement les offres que les utilisateurs voient, permet donc de compléter utilement les résultats du scraping.

Les données du *scraping* sont ensuite utilisées pour étudier directement les discriminations sur le site de BlaBlaCar. Le Tableau 2.1 présente l'effet d'avoir un prénom masculin, ou d'origine maghrébine ou africaine sur plusieurs variables d'intérêt, comme le prix du voyage ou le nombre de passagers. Chaque colonne représente le résultat d'une régression linéaire de la variable dépendante indiquée en en-tête de chaque colonne sur les variables indiquant l'origine et le sexe présumé des prénoms, ainsi que le reste des variables explicatives récupérées sur BlaBlaCar. En ajoutant ces variables dans la régression, nous devons normalement éliminer leur effet sur la variable dépendante. Généralement, ceci ne suffit pas à établir un lien causal entre par exemple le genre du conducteur et le prix du trajet car il existe des variables que le chercheur ne peut pas observer. En revanche, nous observons et récupérons ici toutes les caractéristiques que peuvent voir les passagers de BlaBlaCar, à part la photo du conducteur. La présence d'une différence pour les conducteurs masculins ou ceux ayant une origine supposée étrangère à partir des données de *scraping* peut donc être une indication de la présence d'une discrimination contre certains conducteurs sur BlaBlaCar.

La colonne 1 du Tableau 2.1 présente l'effet sur les prix du genre ou de l'origine

supposée (un prénom masculin ou d’origine étrangère). Les hommes, ainsi que les conducteurs ayant un prénom d’origine maghrébine ou africaine, demandent des prix plus élevés pour le même trajet, l’effet étant particulièrement important (environ 4 % plus cher) pour cette deuxième catégorie. Nous prenons donc en compte le prix dans les régressions des colonnes 2 et 3. Le taux de remplissage des voitures conduites par des hommes, que nous pouvons évaluer avec les variables “au moins un passager” (col. 2) et “nombre de passagers” (col. 3), n’est pas différent de celui des femmes. En revanche, les conducteurs d’origine maghrébine et africaine ont plus de mal à remplir leurs véhicules, même en prenant en compte les écarts de prix. Ceci se traduit par un revenu (prix multiplié par le nombre de passagers) plus faible pour ces conducteurs d’environ 1 euro par voyage (col. 4), malgré un prix plus élevé. Cet effet n’est pas significatif statistiquement, probablement à cause de la présence d’un grand nombre d’annonces n’ayant pas encore de réservation, et qui ont donc un revenu de 0. Lorsqu’on utilise une fonction permettant de mieux prendre en compte ces 0 (le sinus hyperbolique inverse<sup>10</sup>), les résultats sont significatifs au sens statistique (col. 5). La taille de l’effet est assez importante ; environ 15 % de revenu en moins pour les conducteurs d’origine maghrébine et africaine. Une fois encore il n’y a aucune différence entre hommes et femmes.

Ces résultats suggèrent la présence de discrimination sur le site, les conducteurs d’origine maghrébine et africaine recevant des revenus plus faibles pour des offres de trajet semblables (dans la limite des variables explicatives incluses dans la régression). Dans la prochaine section, nous présenterons les résultats de l’expérimentation qui permettent de compléter cette première approche, notamment en observant également le comportement des conducteurs.

TABLE 2.1: Analyses des données récupérées sur BlaBlaCar : régression

Variable Dépendante	Ln(prix) (1)	Au moins un passager (2)	Nb. passagers (3)	Revenu (4)	Asinh(revenu) (5)
Prénom d’origine maghrébine ou africaine	0.046*** (0.01)	-0.038*** (0.01)	-0.048*** (0.02)	-0.941 (0.61)	-0.150*** (0.04)
Prénom masculin	0.011** (0.00)	-0.005 (0.01)	-0.001 (0.01)	0.549 (0.48)	0.009 (0.04)
Prénom non identifié	0.056*** (0.01)	-0.044** (0.02)	-0.063** (0.03)	-1.128 (0.96)	-0.163** (0.08)
Effets fixes trajet et date	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Contrôles	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Contrôle prix	Non	Oui	Oui	Non	Non
Nb. observations	18121	18121	18121	18121	18121

Notes : \* $p < 0.10$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$ . Chaque colonne correspond à une régression linéaire différente. Chaque cellule au centre du tableau correspond au coefficient associé à la régression de la variable dépendante de la colonne sur la variable de la rangée. Les erreur-types sont en parenthèses.

Lecture : dans la première colonne, les conducteurs ayant un prénom d’origine maghrébine ou africaine fixent des prix en log 0,046 points plus élevés, ce qui correspond à environ 4,6 %. Les variables de contrôle sont la réputation du conducteur, si ses données personnelles ont été vérifiées, si sa présentation commence par le mot ”Bonjour”, le nombre d’avis, le nombre de mois passés sur la plateforme, le nombre d’annonces déjà posté par le conducteur, la distance au centre ville du départ et de l’arrivée, si la voiture est spacieuse et si le conducteur accepte les fumeurs et les animaux de compagnie. Les effets fixes prennent en compte le trajet, le mois, l’heure de départ et le jour de la semaine de l’annonce.

10. Voir Card et al. (2020).

## 2.4.2 Résultat de l'expérimentation

Le *testing* sur la plateforme BlaBlaCar a consisté en deux expériences distinctes. La première expérience étudiait la discrimination des passagers envers les conducteurs. Pour cela des annonces fictives ont été postées et les demandes de réservations par les passagers ont été analysées. La deuxième expérience analyse la discrimination des conducteurs envers les passagers. Des profils de passagers fictifs envoyant des demandes de précision aux conducteurs ont été créés. Les analyses portent sur les taux de réponse.

### Discrimination des passagers envers les conducteurs

Cette première partie s'intéresse aux résultats concernant les trajets proposés par les conducteurs fictifs. Chaque annonce a reçu en moyenne 1,4 demandes de réservation et 2,5 signes d'intérêts (demandes de précision ou réservations effectives)<sup>11</sup>.

En prenant en compte les caractéristiques des annonces et des routes, nous observons que les profils avec des photos et des prénoms masculins sont discriminés négativement. En effet, ils reçoivent en moyenne moins de messages (-0,6) de demandes de précision avant réservation que les femmes (voir Table 2.2, colonne 1). Les conductrices reçoivent 0,4 demandes de réservation de plus que les hommes (colonne 2) et 0,87 signes d'intérêt de plus que les hommes (colonne 3).

L'origine du conducteur fictif n'a en revanche pas d'effet significatif direct, à l'inverse de ce que nous avons pu observer dans les résultats du *scraping*.

Nous avons voulu creuser l'effet de la concurrence sur la discrimination, à partir de la variable demande de réservation, (variable influençant le plus directement le revenu des conducteurs). Dans la quatrième colonne, nous interagissons le genre du passager avec une variable "week-end", ce qui nous permet de mesurer s'il y a une différence dans la discrimination le vendredi, le samedi ou le dimanche, les jours où la demande sur BlaBlaCar est la plus élevée. L'interaction weekend x conducteur masculin est significative et positive, ce qui signifie que le traitement favorable des femmes se concentre essentiellement en semaine, lorsque la demande de trajet est généralement plus faible.<sup>12</sup> Ainsi la concurrence entre passagers fait baisser la discrimination envers les conducteurs, comme prédit par la théorie économique.

Dans la dernière colonne nous croisons genre et origine, ce qui permet de distinguer les résultats du *testing* pour 4 catégories différentes. Les femmes d'origine européenne constituent la catégorie de référence. Nous pouvons les comparer aux hommes d'origine européenne, qui reçoivent en moyenne 0,77 demandes de réservations en moins, ou aux femmes d'origine maghrébine ou africaine, qui reçoivent 0,3 demandes en moins. L'effet de la dernière catégorie, les hommes d'origine maghrébine ou africaine, peut être calculé en additionnant les deux coefficients précédents, et celui de la dernière rangée de la colonne 5

11. Ainsi les personnes envoyant plusieurs messages ou un message et une demande de réservation ne sont comptées qu'une seule fois.

12. Dans une régression auxiliaire qui ne se trouve pas dans le rapport, nous avons observé que nous recevons plus de réservations pour nos trajets si ceux-ci partent le samedi ou le dimanche, toutes choses égales par ailleurs.

(+0.64). Ce groupe reçoit donc -0,43 demandes de réservation de moins en moyenne que les femmes européennes, ce qui est plus que les hommes européens (-0,77). Les résultats sont très proches pour les deux autres variables dépendantes, “Messages” et “Intérêt”. Ainsi, même si les résultats ne sont pas toujours significatifs au sens statistique, on observe dans l’expérimentation que les hommes maghrébins ou africains sont discriminés positivement par rapport aux autres conducteurs fictifs européens. À l’inverse, les conductrices de même origine sont, elles, discriminées par rapport aux femmes européennes, même si elles gardent un avantage par rapport aux hommes en général. Le biais de genre change de sens selon l’origine du conducteur fictif.

De façon surprenante, ces résultats ne concordent pas avec ceux du *scraping*. Là où le *scraping* semblait montrer une discrimination envers les conducteurs ayant un prénom d’origine maghrébine ou africaine, l’expérimentation ne trouve pas d’effet. Les causes potentielles de ces différences sont discutées dans la partie 2.5.

TABLE 2.2: Analyses des demandes de précisions, du nombre de réservations, et du nombre de signes d’intérêt (message ou réservation) selon le genre et l’origine supposée du conducteur fictif : régression linéaire

Variable Dépendante	Messages (1)	Réservations (2)	Intérêt (3)	Réservations (4)	Réservations (5)
Conducteur masculin	-0.581*** (0.20)	-0.409* (0.22)	-0.871** (0.35)	-0.673** (0.26)	-0.771** (0.36)
Origine maghrébine ou africaine	-0.168 (0.18)	0.045 (0.21)	-0.160 (0.33)	0.070 (0.27)	-0.301 (0.32)
Conducteur masculin × weekend				0.762** (0.33)	
Origine maghrébine ou africaine × weekend				-0.064 (0.38)	
Conducteur masculin × Origine maghrébine ou africaine					0.642 (0.44)
Effets fixes trajet et date	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Contrôles	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Nb. Observations	967	967	967	967	967

Notes : \* $p < 0.10$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$ . Chaque colonne correspond à une régression linéaire différente. Chaque cellule au centre du tableau correspond au coefficient associé à la régression de la variable dépendante de la colonne sur la variable de la rangée. Les erreurs-types sont en parenthèses.

Lecture : dans la première colonne, les conducteurs reçoivent 0,58 messages en moins par trajet en moyenne. Les variables de contrôle prennent en compte le temps où l’annonce est restée sur le site et si le message décrivant le trajet commence par “bonjour”. Les effets fixes prennent en compte le trajet, le mois, et le jour de la semaine de l’annonce.

Les données recueillies nous permettent aussi d’analyser la segmentation des marchés : certaines catégories de passagers cherchent-elles à réserver auprès de conducteurs relevant de leur propre catégorie ou de certaines catégories particulières ? Nous observons que les conducteurs d’origine maghrébine ou africaine reçoivent significativement moins de demandes provenant de femmes : au total, 44 % des demandes émanent de passagères. Sur la Table 2.3, nous observons que les conducteurs reçoivent 12% de demandes provenant de femmes de moins que leurs homologues ayant un prénom européen (colonne 1).

Une polarisation ethnique est aussi visible. 80 % des demandes de l'échantillon proviennent de passagers ayant un prénom à consonance européenne. Les conducteurs d'origine européenne obtiennent 10 % de demandes en plus provenant de passagers européens, comparés à leurs homologues d'origine africaine ou maghrébine (colonne 2). En croisant cette information avec le fait que les conducteurs européens reçoivent en moyenne le même nombre de demandes que les minorités (cf. Table 2.3), ceci indique une polarisation : les passagers d'origine africaine ou maghrébine s'adressent de préférence aux conducteurs de cette même origine, et les passagers d'origine européenne s'adressent de préférence aux conducteurs d'origine européenne. On observe en revanche une absence d'effet du genre du conducteur. Les effets croisés genre x origine ne semblent pas être importants ici (colonnes 3 et 4).

TABLE 2.3: Analyse des demandes émanant de femmes et des demandes émanant de passagers européens, selon les caractéristiques du conducteur fictif : régression

Variable Dépendante	Part de demandes de femmes (1)	Part de demandes de prénoms européens (2)	Part de demandes de femmes (3)	Part de demandes de prénoms européens (4)
Conducteur masculin	0.046 (0.04)	0.060 (0.04)	0.054 (0.07)	0.030 (0.06)
Origine maghrébine ou africaine	-0.123*** (0.04)	-0.101** (0.04)	-0.116* (0.06)	-0.128** (0.06)
Conducteur masculin × Origine maghrébine ou africaine			-0.014 (0.09)	0.052 (0.09)
Effets fixes trajet et date	Oui	Oui	Oui	Oui
Contrôles	Oui	Oui	Oui	Oui
Nb. Observations	336	336	336	336

Notes : \* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ . Chaque colonne correspond à une régression linéaire différente. Chaque cellule au centre du tableau correspond au coefficient associé à la régression de la variable dépendante de la colonne sur la variable de la rangée. Les erreurs-types sont en parenthèses.

Lecture : dans la première colonne, la part de demandes de femmes dans les retours des conducteurs est plus élevée de 6 points de pourcentage pour les conducteurs masculins. Les variables de contrôle prennent en compte le temps où l'annonce est restée sur le site et si le message décrivant le trajet commence par "bonjour". Les effets fixes prennent en compte le trajet, le mois, et le jour de la semaine de l'annonce.

## Discrimination des conducteurs envers les passagers

Des demandes de renseignement ont ensuite été envoyées aux conducteurs en provenance de faux profils : le taux moyen de réponse à ces demandes est de 63 %. Comme précisé dans le protocole expérimental, le conducteur reçoit deux demandes, une provenant d'un homme ou d'un passager ayant un prénom indiquant une origine européenne, et une autre venant d'une femme ou d'un passager ayant un prénom indiquant une origine africaine ou maghrébine. Ces deux messages demandent des précisions sur le trajet et sont différents afin de minimiser la probabilité de détection. Ce protocole nous permet d'inclure un effet fixe "conducteur" permettant d'éliminer tout effet lié au profil du conducteur, autre que la caractéristique testée (genre ou origine apparente). Cela nous permet alors l'interprétation suivante de la régression : "Pour un conducteur recevant deux demandes d'information, quel est le changement dans la probabilité de répondre si le passager

potentiel est une femme plutôt qu'un homme?".<sup>13</sup>

Les résultats sont présentés dans le Tableau 2.4. Il ressort que sur toutes les spécifications, les passagers d'origine africaine ou maghrébine ont une probabilité plus faible de recevoir une réponse à leur demande, d'environ 4 points de pourcentage.

L'étude de l'interaction entre le genre et l'origine du passager (colonne 2) montre que cet effet négatif n'est présent que pour les hommes - les femmes d'origine maghrébine ou africaine ont la même probabilité de recevoir une réponse que les passagères d'origine européenne. Dans la colonne 3, nous regardons si les conducteurs d'origine africaine ou maghrébine discriminent moins. Les résultats suggèrent que la discrimination envers les passagers d'origine africaine ou maghrébine disparaît lorsqu'ils contactent un conducteur d'origine africaine ou maghrébine, mais le coefficient n'est pas significatif. Les deux autres colonnes, qui analysent le genre du conducteur avec l'origine ou le genre des passagers, ne montrent pas de différences importantes ou significatives. Les conductrices semblent donc agir de la même façon que les conducteurs. Le genre du passager ou du conducteur ne semble pas avoir d'effet sur la probabilité de répondre en général.

## 2.5 Discussion des résultats sur la plateforme BlaBlaCar

Dans le cadre de cette étude, nous avons mis en œuvre deux approches différentes pour estimer d'éventuels biais discriminatoires : d'une part l'analyse des données disponibles sur le site BlaBlaCar (*scraping*), et d'autre part la mise en place de conditions expérimentales (*testing*).

### Effet de l'origine perçue

La mise en regard des résultats de ces différentes approches a un intérêt non seulement quantitatif mais aussi méthodologique. Les résultats du *scraping* et de l'expérimentation (*testing*) semblent se contredire. Les résultats du *scraping* indiquent la présence d'une discrimination envers les conducteurs d'origine maghrébine ou africaine, dont l'effet n'est pas retrouvé à partir de l'expérimentation. Plusieurs pistes peuvent expliquer ce résultat.

Tout d'abord, l'expérimentation a été difficile à mettre en place. L'automatisation de la création de fausses annonces n'a pas permis de pouvoir poster un grand nombre de trajets fictifs, BlaBlaCar détectant et supprimant régulièrement les profils et annonces identifiés

13. Pour faciliter le travail des assistants de recherche, les demandes ont été envoyées de sorte à ce que le passager avec un prénom d'origine maghrébine ou africaine contactait le conducteur après le passager avec un prénom d'origine Européenne. Comme les demandes ont été envoyées dans un court laps de temps, il est probable que les conducteurs les aient reçus en même temps. Nous avons néanmoins testés séparément l'effet d'être premier en envoyant 194 demandes (97 paires) où les passages des paires ne différaient pas entre eux, ayant la même origine et le même sexe. Il n'y a strictement aucune différence sur ces paires ; les passagers envoyés en premier et en deuxième recevant 52 réponses positives et 45 réponses négatives chacun. Il n'y a donc vraisemblablement pas d'effet d'être envoyé en premier sur la probabilité de réponse.

TABLE 2.4: Analyse de la réception d'une réponse selon le genre et l'origine supposée du conducteur et du passager fictif : régression

Variable dépendante :	la requête a reçu une réponse				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Passager d'origine africaine ou maghrébine	-0.034** (0.01)	-0.040*** (0.01)	-0.050*** (0.02)	-0.047*** (0.02)	-0.041*** (0.01)
Passagère	-0.005 (0.02)	-0.019 (0.02)	-0.017 (0.02)	-0.017 (0.02)	-0.012 (0.02)
Passagère × Passager d'origine africaine ou maghrébine		0.048* (0.03)			
Conducteur d'origine africaine ou maghrébine × Passager d'origine africaine ou maghrébine			0.044 (0.03)		
Conductrice × Passager d'origine africaine ou maghrébine				0.024 (0.03)	
Conductrice × Passagère					-0.021 (0.04)
Taux de réponse	0.618*** (0.02)	0.617*** (0.02)	0.644*** (0.02)	0.644*** (0.02)	0.645*** (0.02)
Observations	1930	1930	1802	1802	1802
Effets fixes grappe	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui

Notes : Les erreur-types sont en parenthèses. \*p<0.1 ; \*\*p<0.05 ; \*\*\*p<0.01

Lecture : Les passagers d'origine africaine ou maghrébine ont 4,3 points de pourcentage en moins de probabilité de recevoir une réponse à une demande d'information. Les variables de contrôle prennent en compte le type de requête (information sur les bagages ou d'être déposé près de l'autoroute). Chaque conducteur reçoit deux demandes d'information différentes pour un même trajet. Les effets fixes sont au niveau des conducteurs.

comme fictifs ou suspicieux.<sup>14</sup> Si la taille de l'échantillon est comparable aux analyses précédentes en économie, elle reste insuffisante pour détecter des comportements discriminatoires plus modestes.<sup>15</sup> En effet, les données récoltées par *scraping* sur BlaBlaCar suggèrent que les conducteurs d'origine maghrébine ou africaine ont 0,048 passagers de *moins* (voir tableau 2.1 col 3). En prenant la mesure analogue dans l'expérimentation (le nombre de réservations par annonce fictive) les conducteurs de ce groupe reçoivent 0,045 demande de *plus*. Ce coefficient est cependant estimé avec beaucoup d'imprécision. Les bornes de l'intervalle de confiance sont -0,17 et +0,26, ce qui inclut donc le chiffre de -0,048 suggéré par le *scraping*. L'expérimentation manque encore de puissance, malgré la quantité importante d'annonces postées. Il faudrait donc poursuivre l'expérience pour confirmer ou infirmer le résultat du scraping.

La deuxième piste interroge le *scraping* et porte sur le comportement différencié entre conducteurs d'origine européenne et non-européenne. Il est observé dans le *scraping* que les conducteurs d'origine non-européenne demandent des prix plus élevés, il peuvent donc proposer un service différencié que nous n'arrivons pas à capturer avec les variables de contrôle. Au-delà de ce biais, il se peut aussi que les conducteurs européens et non-européens aient des stratégies d'admission de passagers différentes. Si les conducteurs d'origine maghrébine ou africaine rejettent plus souvent les demandes de réservation, ils reçoivent alors des revenus plus faibles. Mais dans les données brutes, il n'est pas observé de taux de réponse différencié entre conducteurs européens et non-européens, cette hypothèse semble donc peu vraisemblable.

L'expérimentation nous permet aussi d'analyser spécifiquement la discrimination des conducteurs envers les passagers (le *scraping* ne nous permettant que d'analyser conjointement la discrimination dans les deux directions). Ici, nous observons une discrimination importante de la part des conducteurs envers les hommes d'origine maghrébine ou africaine, qui ont une probabilité plus faible (d'environ 4 points de pourcentage) d'avoir une réponse à leur demande de renseignement. Cette discrimination semble s'atténuer lorsque le conducteur est lui-même d'origine maghrébine ou africaine, mais ce coefficient n'est pas significatif statistiquement.

## Effet du genre

Les femmes sont minoritaires parmi les utilisateurs de BlaBlaCar. Les données du *scraping* indiquent qu'elles représentent environ 30% des conducteurs et 44% des passagers selon le *testing*.<sup>16</sup>

Le *scraping* suggérait que les conductrices demandent des prix inférieurs aux hommes mais bénéficiaient néanmoins d'un taux d'occupation similaire à leurs homologues

14. Cette suppression peut être manuelle ou algorithmique, fondée par exemple sur des comportements inhabituels.

15. Par ailleurs, les incertitudes liées au COVID ont rendu la demande particulièrement volatile, certains de nos conducteurs recevant plus de 20 demandes de réservation pour certains trajets tandis que d'autres trajets sur d'autres liaisons et d'autres dates n'en recevaient aucun. Ce phénomène diminue mécaniquement la précision de nos résultats.

16. Le genre des passagers est plus facilement identifiable lors du *testing*, car le prénom du voyageur faisant la requête apparaît systématiquement, ce que ne permet pas toujours notre technologie de *scraping*.

masculins. Le *testing* permet une compréhension plus fine des mécanismes en jeu grâce à la création de groupes d'études tout à fait comparables. Tout d'abord, nous observons une discrimination positive envers les conductrices qui se traduit non seulement dans les demandes de réservations fermes, mais aussi dans des notifications d'intérêt telles que les demandes de précision sur le trajet. En outre, nous pouvons analyser la provenance des demandes : nous observons que les propositions de trajet émanant de conductrices suscitent davantage d'intérêt aussi bien auprès des passagers femmes que des passagers hommes. Les conductrices d'origine européenne semblent, plus particulièrement, attirer davantage de demandes émanant de passagers femmes. De l'autre côté du marché, nous ne trouvons pas de discrimination en raison du genre à l'encontre des passagers. Nous ne trouvons pas non plus de préférence de la part des conductrices pour les passagères.

# Chapitre 3

## Le Bon Coin

### 3.1 Introduction

Le Bon Coin est une plateforme française de consommation collaborative qui met en relation essentiellement des particuliers souhaitant vendre ou acheter des biens ou services. Avec 800 000 annonces postées chaque jour, 26 millions de visiteurs par mois et plus de 50 millions d'annonces en ligne, il s'agit du premier site de vente entre particuliers en France. Un Français sur deux s'y connecte chaque mois. Les transactions se finalisent pour une large part par une rencontre physique, sans mécanisme de certification : elles nécessitent une confiance entre acheteur et vendeur relativement importante. Peu d'informations sur le vendeur ou l'acheteur sont disponibles, l'information se réduisant généralement à un prénom (voire un pseudonyme). Certains profils fournissent aussi une photo, mais cela reste assez rare. Le prénom révèle souvent une origine sur la base de laquelle un comportement discriminatoire peut éventuellement se fonder. Nous étudierons ces effets en deux temps. Dans un premier temps, nous étudierons le traitement des utilisateurs perçus comme d'origine étrangère (ayant un prénom maghrébin ou africain) en analysant les données du scraping, puis dans un cadre expérimental de *testing* nous permettant une estimation plus précise des phénomènes observés.

### 3.2 Observation de l'activité en ligne

#### 3.2.1 Méthode

Une première partie de l'étude sur le Bon Coin a été consacrée à la récolte automatiquement des données très détaillées sur les biens mis en vente et les caractéristiques des vendeurs. Ce travail a fourni une première estimation de la discrimination à partir de données non expérimentales. En récupérant des données sur les annonces des biens (prix, photos, location, texte), et en associant les prénoms à des groupes minoritaires (ayant un prénom maghrébin ou africain) ou majoritaires, il est possible d'étudier le différentiel de prix demandé entre ces deux groupes pour des biens identiques. Selon la théorie économique, le prix d'un bien proposé par une minorité sera plus faible que celui d'un même bien proposé par un majoritaire, dans un contexte de discrimination.

Comme indiqué précédemment dans la littérature, les acheteurs peuvent avoir une aversion particulière à l'encontre des vendeurs minoritaires. La discrimination peut ainsi se traduire en équivalents monétaires : si un individu discrimine par goûts (Becker 1957), il accepte de payer davantage pour éviter d'être en contact avec les minorités. Ainsi, le prix fixé par le vendeur du groupe minoritaire sera plus faible pour compenser cette demande plus faible de la part des acheteurs discriminants. En observant les données de prix et des annonces, nous pouvons donc évaluer la pénalité payée par les vendeurs minoritaires qui prennent en compte cette discrimination, pour un même bien. Au-delà de l'observation du prix du bien, nous avons aussi pu évaluer la durée de la mise en vente du bien, quantifiée en nombre de jours entre la publication de l'annonce et son retrait du site (qui suppose la vente du bien). Cela suppose que dès que le bien est vendu, le vendeur retire son annonce du site. Pour un prix donné, nous nous attendons à ce que le bien d'un vendeur minoritaire soit vendu moins rapidement que celui d'un vendeur majoritaire. Ainsi, la durée de l'annonce sera plus longue pour le groupe minoritaire que pour le groupe majoritaire.

Pour identifier ces deux différentiels de prix et de durée, nous avons effectué une collecte régulière des annonces sur Le Bon Coin. Trois *scraping* ont été réalisés en janvier, février et avril 2020 et ont permis de récupérer plus de 300 000 annonces dans 21 catégories de biens différentes.

### 3.2.2 Résultats

La méthode du *scraping* nous a permis de collecter la quasi-totalité des annonces à une date donnée pour une grande variété de catégories de biens. Pour évaluer la discrimination, comme dans le cas de Blablacar, il est nécessaire d'associer chaque profil à un groupe d'appartenance (minoritaire ou majoritaire). En nous basant sur les prénoms, et à partir d'une classification de prénoms largement utilisée dans la littérature (Jouniaux 2001. "Les 20,000 plus beaux prénoms du monde", Hachette eds), nous avons associé chaque annonce à une origine supposée du vendeur. La première colonne du tableau 3.1 représente l'appariement entre les prénoms utilisés dans les annonces et les groupes ethniques tels que définis dans notre classification de prénoms. Au total, nous pouvons en moyenne apparier un prénom sur deux à un groupe. Ce résultat est satisfaisant au regard du grand nombre de pseudonymes utilisés sur la plateforme et dont l'origine est beaucoup plus difficile à établir.

Le taux d'appariement des prénoms est compris entre 39% et 48%, à l'exception de la catégorie "Voitures" dont le taux d'appariement est extrêmement bas avec 19%. Ce chiffre s'explique par la sur-représentation de professionnels (notamment de garages) dans cette catégorie. La deuxième colonne représente la part des prénoms minoritaires sur la totalité des prénoms, pour chaque catégorie. Le taux oscille entre 1% et 2%, à l'exception de la catégorie "téléphonie" où leur part est de 4,6%. Il est important de noter que la part de prénoms identifiés comme minoritaires dans les annonces du Bon Coin postées dans un département donné est très corrélée avec la part d'étrangers résidant dans le département. Cela semble indiquer que la population active sur le Bon Coin est assez représentative de la population vivant sur un territoire en termes d'origine.

Dans la suite, nous retenons le sous échantillon de 10 catégories pour lequel le vendeur a été associé à l'un des deux groupes (excluant les annonces vendues sous pseudonymes

ou par des vendeurs dont le prénom n'a pas été apparié). Nous avons exclu les catégories qui n'exigent pas des utilisateurs de référencer les caractéristiques de leurs biens (modèle, marque...). Effectivement, pour certaines catégories, une annonce d'un bien est seulement représentée par une photo, un titre et un court descriptif, ce qui ne permet pas de s'assurer de la comparabilité des biens et de la durée de l'annonce.

Dans le tableau 3.2, nous analysons le différentiel de prix entre les deux groupes. Nous étudions le lien entre le prix du bien (en logarithme, ce qui nous permet d'interpréter les résultats en termes de pourcentage) et le fait que le vendeur soit issu du "groupe majoritaire". La première spécification n'inclut aucune variable de contrôle, la deuxième colonne inclut les caractéristiques du bien (état, matière, modèle, couleur,..), la troisième colonne inclut à la fois les caractéristiques du bien et de l'annonce (nombre d'images, nombre de mots,...). Les chiffres indiquent les coefficients associés au "groupe majoritaire" pour chaque spécification. Les coefficients sont positifs lorsque les majoritaires vendent leurs biens plus chers comparativement aux minoritaires. A l'inverse, les coefficients sont négatifs lorsque les majoritaires vendent leurs biens moins chers comparativement aux minoritaires. Entre la première et la troisième colonne, en incluant des contrôles sur les biens et les annonces, le différentiel de prix entre les deux groupes se réduit drastiquement.

Dans la troisième colonne, pour les catégories "Motos", "Montres et Bijoux", et "Vélos", les prix des annonces postées par les utilisateurs du groupe majoritaire sont plus élevés que pour les minoritaires, à biens équivalents. Pour les catégories "Electro-ménager", "Equipeement bébé", "Consoles et jeux vidéos" et "Chaussures", c'est l'inverse, les prix des annonces postées par les utilisateurs majoritaires sont plus faibles que pour les minoritaires. Il est notable que le degré de détail requis par Le Bon Coin varie en fonction des catégories. Ainsi, les catégories telles que Voitures, Téléphone ou Motos demandent de renseigner beaucoup d'informations standardisées à l'aide d'un formulaire pré-rempli sur les biens. Ceci limite l'arbitraire dans la description des biens et augmente la capacité des modèles économétriques à expliquer objectivement les différences de prix. En revanche, les catégories plus hétérogènes comme les accessoires demandent beaucoup moins d'informations standardisées. Ainsi, pour ces catégories, il est plus probable que la qualité inobservée du bien soit corrélée avec l'origine du vendeur ce qui peut biaiser les résultats. Par exemple, si les minorités vendent des biens de moins bonne qualité (marque moins réputée, matériau moins noble etc...), le modèle économétrique peut surestimer la discrimination car ces caractéristiques ne sont pas identifiables et ne peuvent être introduites comme contrôle. Un modèle avec beaucoup de variables permet d'atteindre un pouvoir explicatif élevé. La capacité des modèles économétriques à expliquer la différence de prix et de durée des différentes annonces est mesurée grâce au  $R^2$  (dernière colonne des tableaux 3.2 et 3.3). Le  $R^2$  varie de 0 (situation dans laquelle le pouvoir explicatif du modèle est nul) à 1 (situation dans laquelle 100% des variations de prix ou de durée sont expliquées). Ainsi, lorsque le  $R^2$  est proche de 1, il est moins probable que les coefficients soient biaisés.

TABLE 3.1: Appariement entre les prénoms des vendeurs sur Le Bon Coin et leurs origines, selon les catégories

<b>Catégorie</b>	% prénoms appariés / totalité prénoms	% minoritaires / totalité prénoms	% majoritaires / totalité prénoms
Cat2 : Voitures	19,10	1,21	17,88
Cat 3 : Motos	39,97	1,57	38,38
Cat 6 : Equipement Auto	43,40	1,52	41,87
Cat 15 : Informatique	45,30	2,40	42,88
Cat 16 : Image et Son	46,70	1,90	44,78
Cat 17 : Téléphonie	48,54	4,60	43,90
Cat 19 : Ameublement	47,66	2,20	45,42
Cat 20 : Electro-ménager	47,54	2,41	45,10
Cat 21 : Bricolage	43,93	1,31	42,60
Cat 23 : Equipement bébé	47,50	1,96	45,48
Cat 25 : Dvd-Films	42,66	0,96	41,67
Cat 26 : CD-Musique	39,56	0,89	38,66
Cat 41 : Jeux et Jouets	44,82	1,46	43,30
Cat 42 : Montres et Bijoux	45,41	1,97	43,40
Cat 43 : Consoles et Jeux vidéos	47,27	2,63	44,60
Cat 44 : Equipement Moto	44,29	0,95	43,33
Cat 47 : Accessoires et Bagagerie	44,50	1,87	42,60
Cat 52 : Jardinage	44,48	1,32	43,14
Cat 53 : Chaussures	44,92	2,12	42,76
Cat 54 : Vêtements Bébé	46,09	1,56	44,48
Cat 55 : Vélos	47,10	1,97	45,09

Notes : La première colonne représente la part de prénoms issus d’annonces du Bon Coin qui ont été appariés à la classification de prénoms indiquée précédemment. La deuxième colonne représente la part de prénoms issus d’annonces du Bon Coin qui ont été appariés à des prénoms minoritaires (d’origine maghrébine et d’origine africaine). La troisième colonne représente la part de prénoms issus d’annonces du Bon Coin qui ont été appariés à des prénoms majoritaires. Lecture : 19% des prénoms de vendeurs de biens issus de la catégorie “Voitures” ont été catégorisés ; 1,2% des prénoms de vendeurs de biens issus de la catégorie “Voitures” ont été catégorisés comme étant d’origine minoritaire ; 17,9% des prénoms de vendeurs de biens issus de la catégorie “Voitures” ont été catégorisés comme étant d’origine majoritaire.

TABLE 3.2: Prix des biens selon les groupes Majoritaire/Minoritaire

Catégories	(1)	(2)	(3)	R <sup>2</sup>
Cat2 - Voitures	0,35*** (0,017)	0,05*** (0,007)	0,04*** (0,007)	0,82
Cat3 - Motos	0,30*** (0,04)	0,12*** (0,03)	0,09*** (0,03)	0,52
Cat17 - Téléphonie	-0,17*** (0,012)	-0,04*** (0,007)	-0,05*** (0,007)	0,62
Cat19 - Ameublement	-0,11*** (0,013)	-0,03*** (0,010)	-0,06*** (0,010)	0,36
Cat20 - Electro-ménager	-0,14*** (0,02)	-0,06*** (0,01)	-0,06*** (0,01)	0,53
Cat23 - Equipement bébé	-0,11*** (0,02)	-0,0017 (0,01)	-0,02** (0,01)	0,57
Cat42 - Montres & bijoux	-0,004 (0,09)	0,09* (0,05)	0,09* (0,05)	0,55
Cat43 - Consoles & jeux vidéos	-0,35*** (0,03)	-0,28*** (0,02)	-0,25*** (0,02)	0,16
Cat53 - Chaussures	-0,25*** (0,02)	-0,02** (0,01)	-0,03*** (0,01)	0,53
Cat55 - Vélos	0,3*** (0,03)	0,27*** (0,02)	0,2*** (0,02)	0,55
Contrôles caractéristiques des biens	Non	Oui	Oui	
Contrôles caractéristiques des annonces	Non	Non	Oui	

Notes : \* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ . Chaque colonne correspond à une régression linéaire différente. Chaque cellule au centre du tableau correspond au coefficient associé à la régression de la variable dépendante de la colonne sur la variable de la rangée. Les erreurs-types sont entre parenthèses. La dernière colonne informe du pouvoir explicatif du modèle complet (3) pour chaque catégorie. La première colonne n'inclut aucun contrôle, la deuxième colonne inclut les caractéristiques du bien (état, matière, modèle, couleur,...), la troisième colonne inclut à la fois les caractéristiques du bien et de l'annonce (nombre d'images, nombre de mots,...)

Lecture : pour les voitures, les vendeurs majoritaires fixent le prix de leurs biens 35% plus élevés que les vendeurs minoritaires (en colonne 1, c'est-à-dire quand on ne contrôle pas par les caractéristiques du bien ni de l'annonce). Les vendeurs majoritaires fixent le prix de leurs biens 5% plus élevés que les vendeurs minoritaires (en colonne 2, c'est-à-dire quand on contrôle par les caractéristiques du bien). Cette différence entre ces deux chiffres s'explique donc par le fait que les majorités vendent des voitures qui ont des caractéristiques (modèle, marque) de plus grande valeur.

Dans le tableau 3.3, nous étudions le différentiel de durée de vie sur le site du bien entre les deux groupes. Comme précédemment, la première spécification de la colonne (1) reporte la corrélation la plus simple entre l'origine du vendeur et la durée de publication. Dans cette colonne, l'estimation de la discrimination est la plus susceptible d'être biaisée si les caractéristiques des biens sont corrélés avec l'origine supposée des vendeurs (voir supra). Pour corriger cette éventualité, la deuxième colonne ajuste la corrélation pour prendre en compte l'influence des caractéristiques du bien et la troisième colonne fait de même en prenant en compte également l'influence des caractéristiques de l'annonce. Les coefficients sont positifs lorsque les annonces des utilisateurs majoritaires sont en ligne pour un temps supérieur relativement à la minorité. A l'inverse, les coefficients sont négatifs lorsque les annonces des utilisateurs majoritaires sont en ligne pour un temps inférieur. Dans la troisième colonne, les résultats montrent que les biens du groupe majoritaire restent moins longtemps sur le site, et donc cela signifie qu'ils sont plus rapidement vendus que les biens postés par le groupe minoritaire, en ajustant pour les caractéristiques observables du bien et de l'annonce. Pour 8 catégories parmi les 10 catégories étudiées, les biens des vendeurs du groupe majoritaire sont plus demandés que ceux des vendeurs du groupe minoritaire.

TABLE 3.3: Durée de l'annonce selon les groupes Majoritaire/Minoritaire

Catégories	(1)	(2)	(3)	R <sup>2</sup>
Cat2 - Voitures	2,52*** (0,22)	-0,416** (0,182)	-0,413** (0,179)	0,37
Cat3 - Motos	-0,42 (0,77)	-1,49* (0,769)	-1,30* (0,765)	0,039
Cat17 - Téléphonie	0,39 (0,28)	-2,37*** (0,28)	-2,10*** (0,28)	0,07
Cat19 - Ameublement	-0,15 (0,19)	-1,49*** (0,18)	-1,43*** (0,18)	0,16
Cat20 - Electro-ménager	1,54*** (0,37)	-1,05*** (0,35)	-1,04*** (0,35)	0,19
Cat23 - Equipement bébé	1,51*** (0,36)	-0,65** (0,32)	-0,59* (0,32)	0,21
Cat42 - Montres & bijoux	2,87 (1,98)	-0,71 (1,32)	-0,80 (1,32)	0,19
Cat43 - Consoles & jeux vidéos	2,56*** (0,47)	-0,78** (0,38)	-0,80** (0,38)	0,18
Cat53 - Chaussures	1,14*** (0,41)	-1,70*** (0,33)	-1,64*** (0,32)	0,29
Cat55 - Vélos	0,81* (0,46)	-0,28 (0,44)	-0,12 (0,44)	0,12
Contrôles caractéristiques des biens	Non	Oui	Oui	
Contrôles caractéristiques des annonces	Non	Non	Oui	

Notes : \* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ . Chaque colonne correspond à une régression linéaire différente. Chaque cellule au centre du tableau correspond au coefficient associé à la régression de la variable dépendante de la colonne sur la variable de la rangée. Les erreur-types sont entre parenthèses. La dernière colonne informe du pouvoir explicatif du modèle complet (3) pour chaque catégorie. La première colonne n'inclut aucun contrôle, la deuxième colonne inclut les caractéristiques du bien (état, matière, modèle, couleur,...), la troisième colonne inclut à la fois les caractéristiques du bien et de l'annonce (nombre d'images, nombre de mots,...).

Lecture : pour les voitures, en moyenne les vendeurs majoritaires mettent 2,5 jours de plus que les vendeurs minoritaires pour vendre leurs biens (en colonne 1, c'est-à-dire quand on ne contrôle pas par les caractéristiques du bien ni de l'annonce). Les vendeurs majoritaires mettent 0,4 jours de moins que les vendeurs minoritaires pour vendre leurs biens (en colonne 2, c'est-à-dire quand on contrôle par les caractéristiques du bien). Cette différence entre ces deux chiffres s'explique par le fait que les majorités vendent des voitures qui ont des caractéristiques (modèle, marque) qui intéressent davantage les acheteurs.

## 3.3 Expérimentation

Si l'observation de l'activité en ligne permet de fournir des statistiques différenciées entre les vendeurs issus du groupe minoritaire et ceux issus du groupe majoritaire, ces différences de moyennes ne peuvent être interprétées comme la preuve de l'existence de discrimination. En effet, comme déjà expliqué, les différences de prix ou de durée des annonces peuvent également révéler une différence inobservée dans la qualité perçue des biens (les objets peuvent être différents, les photographies de moins bonne qualité, etc...). Ainsi, il a semblé indispensable de compléter cette première approche purement descriptive par une expérimentation afin de s'assurer que les biens proposés par les minorités et les majorités présentent des caractéristiques rigoureusement similaires (en utilisant des photographies, des biens et des annonces très substituables pour les vendeurs des deux groupes). Cette partie présente la méthode et les résultats de l'expérimentation mise en place sur le Bon Coin.

Comme pour BlaBlaCar, le testing sur la plateforme Le Bon Coin a consisté en deux expériences distinctes. La première expérience étudiait la discrimination des acheteurs envers les vendeurs. Nous avons posté pour cela des annonces fictives et analysé les demandes de contacts par les acheteurs. La deuxième expérience analyse la discrimination des vendeurs envers les acheteurs. Pour cela nous créons des profils d'acheteurs fictifs qui envoient des demandes d'informations aux vendeurs avant d'analyser le taux de réponse.

### 3.3.1 Méthode

#### Création d'annonces fictives

Afin d'identifier l'existence de discrimination sur le site Le Bon Coin, nous avons mis en place une expérimentation sur l'agglomération parisienne. Notre choix est justifié par différents facteurs. Tout d'abord, cette agglomération est très dense, ainsi les biens proposés restent facilement accessibles en transport en commun ce qui permet d'attirer un nombre suffisant d'acheteurs potentiels et donc d'atteindre une masse critique pour identifier les effets potentiels de discrimination. De plus, l'île de France concentre une part importante des immigrés et descendants d'immigrés résidant en France (Brutel 2016). Enfin, ce choix est également motivé par l'étude des données collectées sur la plateforme où nous remarquons que 13% des annonces sont concentrées en île de France et que 28% des annonces attribuées à des minorités y sont postées.

Les systèmes de protection et de vérification des annonces sur Le Bon Coin nous ont conduit à restreindre les catégories sur lesquelles l'expérimentation a été possible. En effet, la publication d'annonces sur Le Bon Coin n'est pas automatique et immédiate. Les annonces créées par les utilisateurs sont vérifiées par des robots pour éviter que de fausses annonces perturbent la plateforme. Les difficultés que nous avons rencontrées se situent à deux niveaux. En premier lieu, le site du Bon Coin a mis en place une protection contre les robots qui limite le nombre de connections provenant d'un même poste informatique identifié par son adresse IP. Nous avons pu contourner cette difficulté en adoptant un système de proxies rotatifs. Ainsi, un même ordinateur peut changer d'IP à chaque

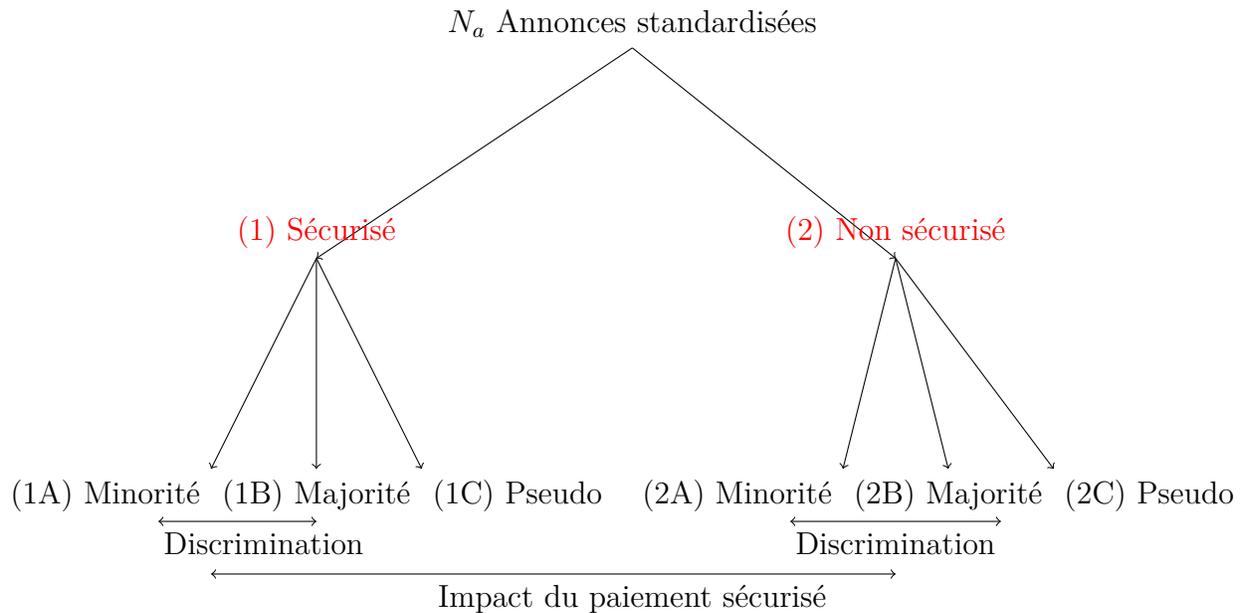
connexion sur Le Bon Coin et ainsi publier un nombre important d'annonces fictives. La deuxième difficulté provient du fait que pour certaines catégories, Le Bon Coin exige des caractéristiques techniques précises. Pour la catégorie des voitures et des téléphones portables par exemple, les vérifications assez contraignantes ont ainsi amené au rejet de la majorité de nos annonces fictives. Par conséquent, nous avons donc dû restreindre l'expérimentation aux catégories suivantes : Ameublement, Équipements bébé, Electroménager, Consoles et jeux vidéo, et Vélos. Ainsi nos résultats restent partiels et n'excluent pas l'existence ou l'absence de discriminations au sein des autres catégories.

Notre expérimentation se déroule en plusieurs étapes. La première consiste à créer un nombre relativement élevé de profils d'utilisateurs sur Le Bon Coin en utilisant des adresses mails et des numéros de téléphone différents. Ces profils fictifs sont classés en trois grandes catégories selon leurs prénoms : Minorités, Majorités et Pseudonymes.<sup>17</sup> Au total, 332 profils différents ont été créés afin de réaliser notre expérimentation : 197 profils de vendeurs fictifs d'origine maghrébine et africaine, 104 profils de majoritaires et 31 profils ayant des pseudonymes. La seconde étape consiste à créer un générateur d'annonces pour la mise en place de la publication aléatoire d'annonces. Pour ce faire, nous avons collecté un grand nombre de photos de biens standards classés dans différentes catégories de la plateforme. Ces photos correspondent à des biens précis (chaises, tables, balancelles pour enfants etc...) pour lesquels nous disposons d'au moins six légères variantes de couleur. Ces biens constituent la base de notre expérimentation. Un programme a ensuite été développé afin de mettre en place l'expérimentation. Ce programme sélectionne aléatoirement un type de bien et crée simultanément 6 annonces à partir des 6 variantes du bien. Il génère également un texte standardisé incluant quelques variations pour rendre les annonces différentes et assigne les biens aléatoirement à une commune de la petite couronne francilienne ou des arrondissements parisiens. Les 6 annonces sont divisées en deux groupes, au sein desquels il est possible d'estimer la discrimination en les assignant aléatoirement à un profil de chaque groupe (minorité, majorité et pseudonyme) et à un ordre de publication. Les deux groupes se distinguent dans d'autres dimensions permettant d'identifier les canaux de discrimination. Par exemple, pour tester si le paiement sécurisé influence le degré de discrimination, nous proposons ce service dans un groupe mais pas dans l'autre. Nous résumons la démarche dans le graphique 3.1.

La dernière étape consiste à poster les annonces avec les profils ainsi créés. En raison d'importants problèmes techniques dus à la protection du site Le Bon Coin (comme indiqué plus haut), il n'a pas été possible d'automatiser la publication des annonces en ligne (contrairement à la collecte d'annonces). Les assistants de recherche ont donc été chargés de mettre en ligne manuellement les annonces avec les profils sélectionnés en suivant les indications générées par l'algorithme (date de publication, profil, photos et descriptions). Au total, nous avons posté 1233 annonces sur une période s'étalant du 19 Avril 2021 au 29 juin 2022.

17. Voir en Appendice un échantillon de prénoms utilisés pour chaque catégorie (Tableau B.1).

FIGURE 3.1: Évaluation de la discrimination et de l'effet du paiement sécurisé sur Le Bon Coin



### Création de potentiels acheteurs fictifs

Pour mettre en place l'expérimentation testant la discrimination du côté des vendeurs, nous avons utilisé les comptes des vendeurs qui avaient déjà été créés (voir la description ci-dessus). Au total, 882 demandes d'informations d'acheteurs fictifs ont été envoyées auprès de 312 vendeurs choisis au hasard sur les biens en vente sur la plateforme, entre le 29 juin 2022 et le 12 juillet 2022<sup>18</sup>. Nous avons identifié des biens accessibles et fréquents (issus des catégories 'Ameublement', 'Consoles et jeux vidéo', 'Electroménager', 'Images et son' et 'Vélos'). Comme sur l'autre côté du marché, nous testons une éventuelle discrimination envers l'origine supposée. Chacun des vendeurs (réels) recevait ainsi trois demandes d'informations concernant le bien mis en vente sur la plateforme. Ces demandes étaient envoyées à intervalles très rapprochés et étaient en tous points similaires, mis à part l'origine des acheteurs fictifs (le vendeur recevait une demande d'une personne ayant un prénom d'origine Européenne, une demande d'une personne ayant un prénom d'origine maghrébine ou africaine et une demande d'une personne ayant un pseudonyme dans un ordre totalement aléatoire)<sup>19</sup>. Comme sur BlaBlaCar, les demandes concernant la disponibilité du bien en vente étaient un simple prétexte pour stimuler une réponse du conducteur. Dans le cas d'une absence de réponse, nous considérons que le vendeur n'est pas intéressé par la demande de l'acheteur et ne souhaite donc pas lui vendre le bien.

18. Certaines annonces ont été désactivées entre les différentes demandes de nos acheteurs fictifs, ce qui explique pourquoi le nombre d'observations est plus faible que  $312 \times 3 = 936$ .

19. Les messages de demandes d'informations étaient très semblables à ceux reçus par nos vendeurs fictifs : "Bonjour, je suis intéressée, ce bien est-il encore disponible ? Merci XXX" ou encore "Bonjour, le bien est-il toujours disponible ? Merci XXX". Le message était signé avec le prénom de l'acheteur fictif, sauf pour ceux avec pseudonymes.

### 3.3.2 Résultats de l'expérimentation basée sur des vendeurs fictifs

La variable de résultat principal est le nombre total de contacts (par SMS, par message vocal ou par email) que les vendeurs fictifs reçoivent concernant leurs biens. Les messages reçus par les vendeurs fictifs portent sur la disponibilité et sur la demande d'informations concernant le bien. Il est aussi possible que l'acheteur potentiel puisse émettre directement une offre d'achat auprès du vendeur, mais cela reste extrêmement rare.

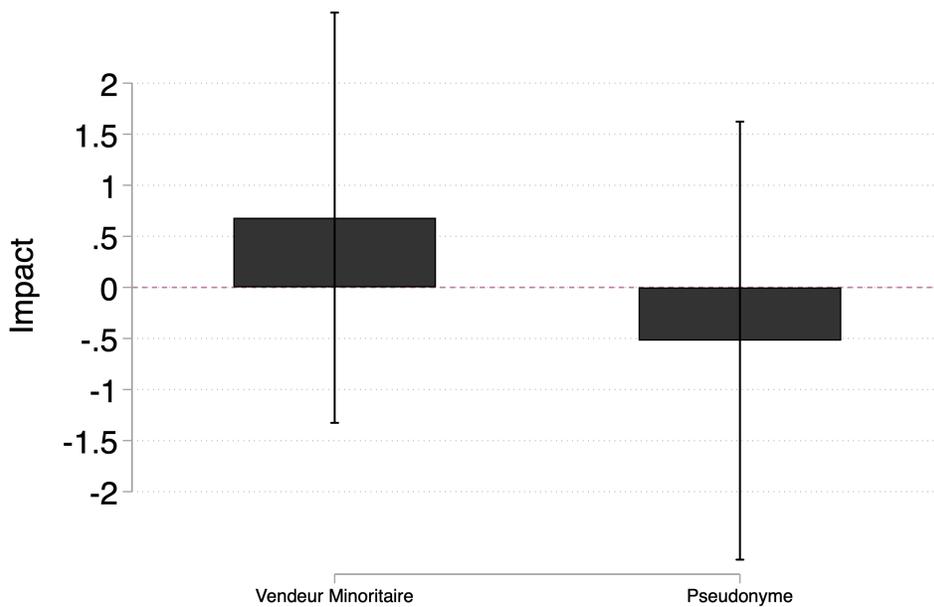
Pour estimer l'influence de l'origine du vendeur sur la demande, nous étudions l'effet de l'origine supposée du prénom du vendeur fictif sur le nombre de contacts reçus par les potentiels acheteurs. Dans cette estimation, nous prenons en compte le fait d'avoir publié une grappe de 6 annonces d'un même bien afin de refléter le protocole expérimental (voir sous-section 3.3.1).

Le graphique 3.2 montre que les vendeurs fictifs minoritaires (prénoms d'origine supposée maghrébine ou africaine subsaharienne) reçoivent en moyenne 0,7 contacts de plus que les vendeurs majoritaires (prénoms d'origine supposée européenne). Cet effet estimé n'est toutefois pas statistiquement significatif avec notre échantillon de 1233 annonces. Nous observons que les vendeurs avec pseudonyme reçoivent -0.52 contacts d'intérêt pour le bien en comparaison avec les vendeurs majoritaires mais cet effet n'est pas non plus statistiquement significatif.

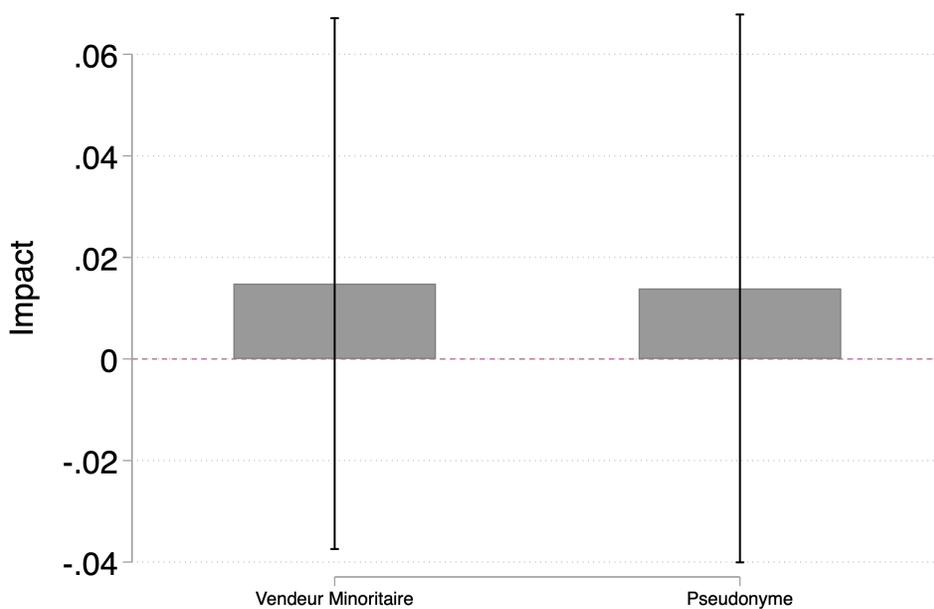
La même analyse est répétée mais en remplaçant la variable dépendante par un indicateur qui prend la valeur 1 si le vendeur a reçu au moins un contact pour son annonce et zéro sinon. Les barres dans le panel b) de la figure 3.2 montrent donc l'impact sur la probabilité d'avoir reçu au moins une requête en comparaison avec les vendeurs majoritaires. Nous observons des petits effets positifs sur cette probabilité mais qui ne sont pas non plus statistiquement significatifs.

En résumé, ces analyses montrent, qu'en moyenne, les vendeurs minoritaires et les vendeurs avec pseudonyme reçoivent à peu près le même nombre de requêtes pour leurs biens que les vendeurs majoritaires.

FIGURE 3.2: Impact sur les contacts



(a) Nombre total de contacts reçus



(b) Probabilité de recevoir au moins un contact

Note : (a) Impact sur le nombre total de contacts reçus par les vendeurs minoritaires (première barre) et les vendeurs avec pseudonyme (deuxième barre) en comparaison avec les vendeurs majoritaires. Nous tronquons la distribution des contacts au 99% percentile (121 contacts) pour minimiser l'impact des valeurs extrêmes. (b) Impact sur la probabilité d'avoir reçu au moins un contact. Les vendeurs minoritaires sont définis par les prénoms à consonance maghrébine et africaine sub-saharienne. Intervalles de confiance de 95%. Quand zéro n'est pas inclus dans ces intervalles, nous inférons que l'effet est statistiquement significatif. N=1233.

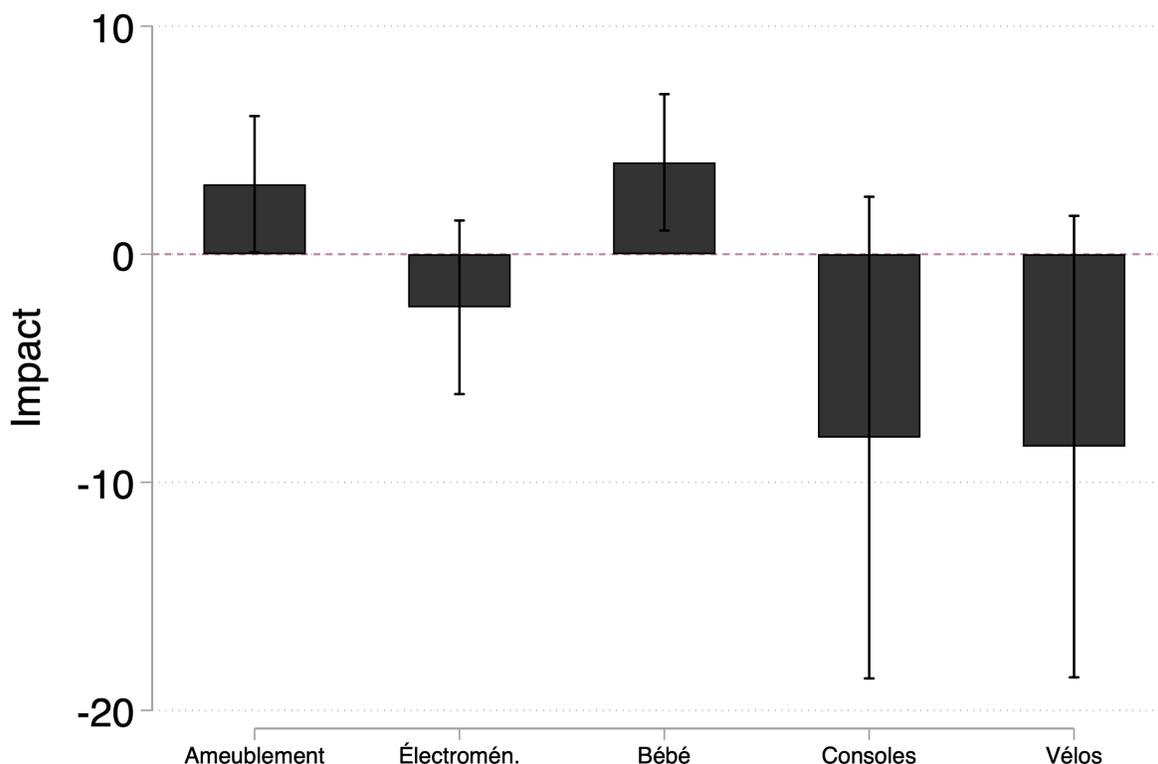
Nous examinons ensuite si ces effets varient selon la catégorie du bien proposé par le vendeur. Dans un premier temps, nous regroupons le vendeur majoritaire et celui avec pseudonyme en comparaison avec un vendeur minoritaire, ce qui permet d'augmenter la puissance statistique et donc d'améliorer la précision de nos estimations. La figure 3.3 montre que l'impact moyen sur l'ensemble de l'échantillon masque une forte hétérogénéité selon la catégorie du bien. Pour les catégories Ameublement et Équipement bébé, nous détectons un *effet positif* et statistiquement significatif lié aux vendeurs minoritaires. En d'autres termes, les minorités reçoivent davantage de contact pour ces catégories. Cet effet s'inverse pour les trois autres catégories – Électroménager, Console et Jeux Vidéo et Vélo – où les minorités reçoivent moins de demande de contacts. La réduction de la taille de l'échantillon réduit la précision des estimations. Cependant, si les effets ne sont pas statistiquement significatifs lorsque l'on considère chaque catégorie séparément, nous avons assez de puissance statistique pour soutenir que ces effets sont différenciés entre chaque catégorie ( $p - \text{value} < 0.01$ ). Ainsi, la non-existence de discrimination en fonction de l'origine supposée du vendeur sur l'ensemble des biens semble masquer des effets différenciés dépendant des marchés considérés, les minorités recevant davantage de messages pour les meubles et les équipements bébé et moins de messages pour les vélos, les consoles et jeux vidéos et l'électroménager.

La figure 3.4 décompose ce dernier résultat en effectuant des comparaisons directes entre vendeurs minoritaires et majoritaires puis entre vendeurs minoritaires et vendeurs sous pseudonyme. Nous observons la même tendance dans les deux cas avec des effets positifs pour ameublement et Équipement bébé et des effets négatifs pour les trois autres catégories. Mais nous constatons une différence pour la catégorie Vélo où les effets sont plus précisément estimés quand nous comparons les minorités avec les vendeurs sous pseudonyme. L'effet reste cependant marginalement statistiquement significatif, les vendeurs minoritaires sont particulièrement moins performants que les vendeurs avec pseudonyme dans cette catégorie.

Nous avons aussi introduit de la variation expérimentale concernant le paiement sécurisé et le prix du bien. Environ la moitié des annonces fictives ont été assignées aléatoirement avec l'option "paiement sécurisé" qui pourrait permettre de modérer les discriminations statistiques. Nous ne constatons aucun effet statistiquement significatif lié à cette option. En ce qui concerne la variation du prix, nous avons varié le prix de plus au moins 10% de manière aléatoire afin de tester l'hypothèse que les minorités font face à des courbes de demande différente. Nous ne trouvons pas non plus un effet significatif sur cette dimension. Il convient toutefois de rappeler que l'hétérogénéité de l'effet entre les catégories peut brouiller ces tests. Il serait nécessaire d'étendre l'expérimentation à des échantillons beaucoup plus grands pour être en mesure d'identifier l'effet différencié de ces options au sein de chaque catégorie.

En résumé, les comportements des acheteurs potentiels semblent très différents selon les catégories de biens considérées. Dans le cas des catégories Équipements bébé et Ameublement, les vendeurs minoritaires reçoivent davantage de demande de contacts alors qu'ils en reçoivent moins pour les Vélos, l'Electroménager et les Consoles/jeux vidéos. Ces résultats conduisent à conclure à l'absence de discrimination systématique à l'encontre des

FIGURE 3.3: Impact sur le nombre total de contacts selon la catégorie du bien



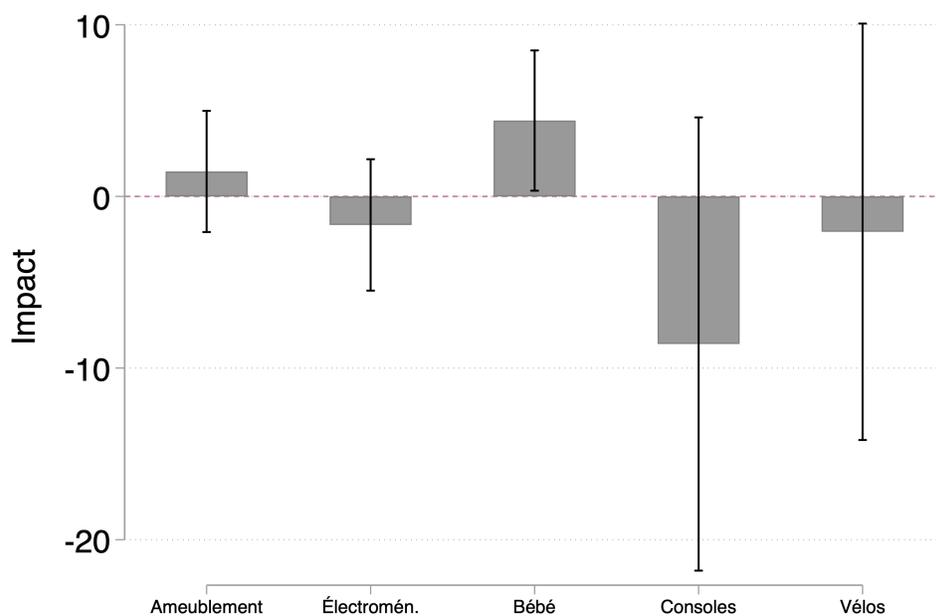
Note : Différence dans le nombre total de contacts pour un vendeur minoritaire versus un vendeur majoritaire ou avec pseudonyme. Nous tronquons la distribution des contacts au 99<sup>e</sup> percentile (121 contacts) pour minimiser l'impact des valeurs extrêmes. Intervalles de confiance de 95%. N=1233.

minorités proposant leurs biens sur la plateforme. Toutefois, nos résultats n'excluent pas l'existence de comportements différenciés des acheteurs potentiels en fonction de l'origine supposée des vendeurs sur certains sous-marchés.

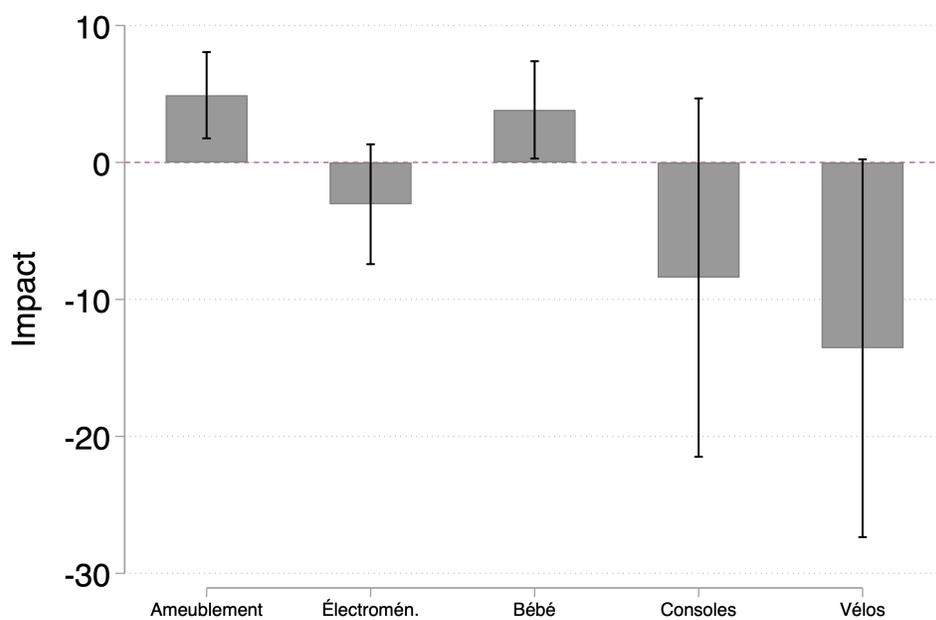
### 3.3.3 Identification de comportements discriminatoires à l'encontre des acheteurs

A l'inverse de ce que nous observons du côté des vendeurs, le *testing* met en évidence la présence d'une discrimination à l'encontre des acheteurs minoritaires, en moyenne. La première barre dans la figure 3.5 montre la différence de réponses de demandes d'informations d'acheteurs minoritaires par rapport à celles émanant d'acheteurs majoritaires. En moyenne, 82% des sollicitations envoyées par des acheteurs fictifs ont reçu une réponse du vendeur mais le taux de réponse des acheteurs minoritaires est plus faible de 17 points de pourcentage par rapport aux acheteurs majoritaires. Cet effet est important car il représente presque la moitié d'un écart-type du taux de réponse. Quand nous comparons avec les acheteurs avec pseudonyme (deuxième barre), nous observons une différence qui est non-significative : le taux de réponse entre le groupe d'acheteurs avec pseudonyme et le groupe majoritaire est

FIGURE 3.4: Effet d'être un vendeur minoritaire...



(a) ...versus vendeur majoritaire

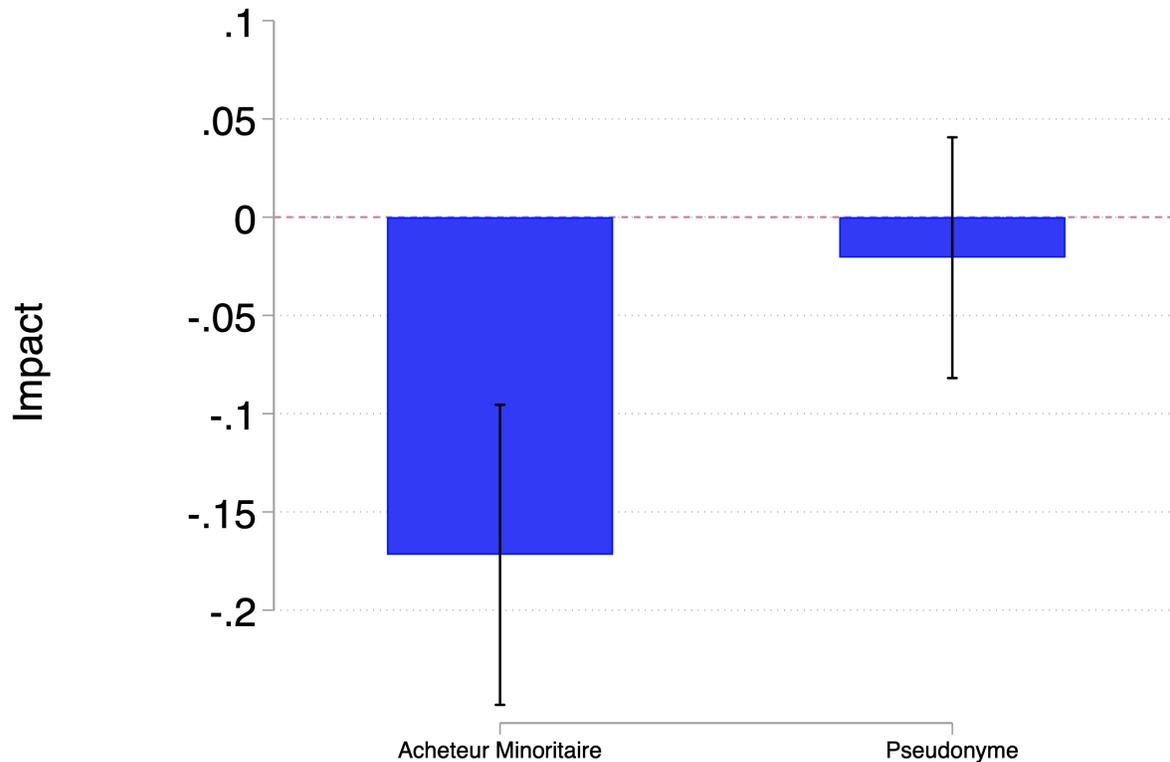


(b) ...versus vendeur avec pseudonyme

Note : (a) N=836. Vendeur minoritaires versus vendeur majoritaire (b) N=811. Vendeur minoritaires versus vendeur avec pseudonyme. Nous tronquons la distribution des contacts au 99% percentile (121 contacts) pour minimiser l'impact des valeurs extrêmes. Intervalles de confiance de 95%.

statistiquement identique. Comme nous l’observons visuellement, en comparant un acheteur minoritaire et celui avec un pseudonyme, l’impact est également statistiquement différent. Nous estimons que cette différence est de 15 points de pourcentage ( $p - value < 0.001$ ). Cela veut dire que si un acheteur minoritaire adoptait un pseudonyme masquant son origine supposée, il pourrait augmenter le taux de réponse de la part des vendeurs de manière significative.

FIGURE 3.5: Impact sur la probabilité de recevoir une réponse



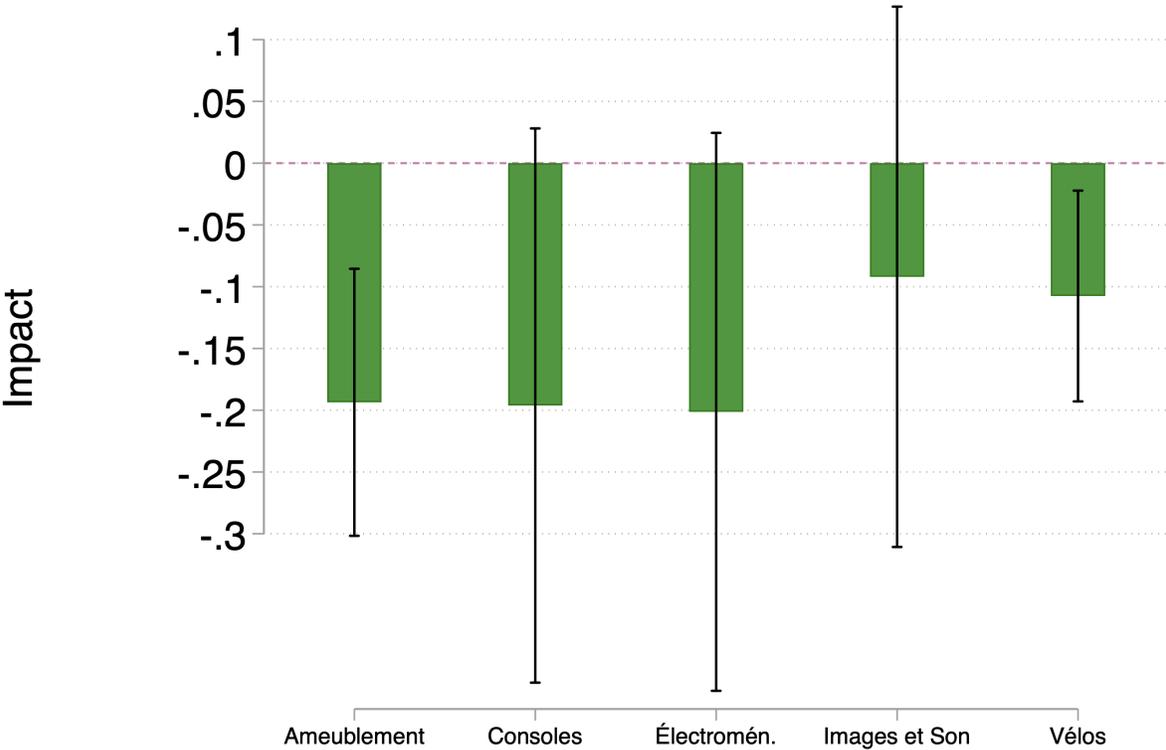
Note : Différence dans la probabilité de recevoir une réponse sur Le Bon Coin en comparaison avec un acheteur avec un nom d'utilisateur issu de la majorité. Intervalles de confiance de 95%. N=882.

Comme nous l'avons analysé du côté du vendeur, il est possible que cet effet discriminatoire contre les acheteurs minoritaires soit hétérogène selon la catégorie de biens. Pour cette analyse, nous regroupons les vendeurs majoritaires et avec pseudonyme en comparaison avec les vendeurs minoritaires pour augmenter la puissance statistique.<sup>20</sup> La figure 3.6 montre que les effets négatifs à l'encontre des potentiels acheteurs minoritaires sont significatifs pour deux catégories : Ameublement et Vélos. Pour ces deux catégories, les acheteurs minoritaires fictifs reçoivent donc moins de réponses suite à leurs sollicitations que les acheteurs majoritaires/avec pseudonymes. De plus, les effets estimés sont plus faibles pour les catégories "Son et image" et "Vélo" mais ces différences d'impact ne sont

20. Il est cohérent d'effectuer cela car nous ne détectons aucune différence significative entre le taux de réponse des acheteurs majoritaires et ceux avec pseudonyme.

toutefois pas statistiquement significatives. Ainsi, nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse que l'impact de la discrimination est homogène, étant donné notre échantillon d'acheteurs fictifs (p-value=0.55). Il s'avère donc que la discrimination à l'encontre des acheteurs minoritaires est un phénomène qui se manifeste de manière plus ou moins homogène sur cette plate-forme.

FIGURE 3.6: Impact sur la probabilité de recevoir une réponse pour les acheteurs minoritaires selon la catégorie du bien



Note : Différence dans la probabilité de recevoir une réponse sur Le Bon Coin en comparaison avec un acheteur avec un nom d'utilisateur issu de la majorité ou avec pseudonyme. Intervalles de confiance de 95%. N=882.

# Chapitre 4

## Discussion

Ce rapport constitue une première étape dans l'étude des discriminations sur les plateformes numériques en France. Nos résultats montrent que les plateformes numériques ne sont pas protégées contre les discriminations, et soulèvent de nombreuses questions qui méritent d'être investiguées, en poursuivant les expérimentations.

En premier lieu, des différences importantes sont mises en évidence entre les résultats obtenus à partir de l'analyse de l'activité en ligne (*scraping*) et les résultats de l'expérimentation (*testing*). Sur la plateforme BlaBlaCar, les résultats du *scraping* et de l'expérimentation (concernant l'origine) ne coïncident pas : les résultats du *scraping* n'indiquent aucune discrimination lié au genre alors que le *testing* montre bien la présence d'une discrimination positive en faveur des conductrices. De même, le *scraping* semble montrer une discrimination envers les conducteurs minoritaires, alors que nous ne détectons pas d'effet similaire avec le *testing*.

Il en est de même pour la plateforme du Bon Coin. Si les résultats du *scraping* montrent que pour la grande majorité des catégories, les biens des vendeurs du groupe majoritaire sont plus rapidement vendus que ceux des vendeurs du groupe minoritaire, l'expérimentation ne corrobore pas ces résultats. Le *testing* montre que les comportements des acheteurs potentiels semblent très différents selon les catégories de biens considérées. En effet, nous observons que les biais ne vont pas dans le même sens selon les catégories de biens. Ainsi, les différences en termes du nombre de contacts pour les vendeurs minoritaires selon la catégorie devraient nuancer toute élaboration de politique publique visant à minimiser les manifestations de la discrimination en ligne. Et ainsi, la mise en place d'une "pseudonymisation" complète sur Le Bon Coin du côté du vendeur peut remettre en cause l'efficience du marché dans certains cas.

Concernant la possible discrimination de la part des conducteurs/vendeurs, les résultats sont plus clairs sur les deux plateformes : la discrimination à l'encontre des minorités ethniques est avérée. Sur BlaBlaCar, nous observons une discrimination importante de la part des conducteurs envers nos passagers masculins fictifs ayant des prénoms d'origine maghrébine ou africaine. Sur Le Bon Coin, les acheteurs minoritaires fictifs ont beaucoup moins de chance de recevoir une réponse à leur demande d'information et une "pseudonymisation" peut s'avérer efficace pour réduire la discrimination. Il est aussi important de rappeler que notre expérimentation sur Le Bon Coin porte principalement sur

les premiers échanges et les demandes de renseignement et non l'achat effective du bien. Ainsi, il se peut qu'une discrimination intervienne lors de la deuxième étape du processus et non lors du premier contact. Par exemple, sur le marché du travail, même s'il n'y a pas de discrimination au moment de la convocation pour un entretien, il se peut que celle-ci intervienne au moment de proposer une offre d'emploi. Si ce problème reste pertinent pour Le Bon Coin, il convient de noter que dans le cas de BlaBlaCar, les estimations restent similaires, que l'on observe les demandes d'informations ou bien directement les réservations.

Comme nous l'avons établi dans la première section, les études précédentes ont montré l'existence de la discrimination via les données de *scraping* et via les expérimentations (à l'aide de création d'annonces fictives), même si pour cette deuxième méthode, il n'y a pas de consensus clair sur l'amplitude de la discrimination sur les marchés en ligne, car celle-ci dépend fortement du contexte. Sur les deux plateformes étudiées ici, nous retrouvons bien ces résultats provenant du scraping, mais ce n'est pas le cas avec nos données issues de l'expérimentation. Concernant la discrimination du côté des vendeurs/conducteurs, à notre connaissance, il n'y a que deux expérimentations (sur Airbnb) qui testent la discrimination de la part des logeurs avec la création de demandes de réservations fictives. Nos résultats concordent avec les leurs car nous trouvons également une discrimination de la part des vendeurs sur BlaBlaCar et Le Bon Coin.

Quel rôle les politiques publiques peuvent-elles jouer dans ce contexte? Les résultats suggèrent que les mécanismes en jeu sont complexes, et que par exemple, observer l'activité en ligne n'est pas suffisant pour déceler une discrimination. L'intérêt de la pseudonymisation et les groupes discriminés varient selon le côté du marché (vendeur ou acheteur) où l'on se situe et selon la catégorie de biens considérés. Ces résultats plaident pour une généralisation et une systématisation de notre étude afin de continuer à mettre en lumière et prévenir les discriminations sur ces plateformes qui occupent une part toujours plus importante dans nos sociétés.

# Bibliographie

- Agrawal, Ajay, Nicola Lacetera et Elizabeth Lyons. 2016. “Does standardized information in online markets disproportionately benefit job applicants from less developed countries?” *Journal of international Economics* 103 : 1-12.
- Ayres, Ian, Mahzarin Banaji et Christine Jolls. 2015. “Race effects on eBay”. *The RAND Journal of Economics* 46 (4) : 891-917.
- Becker, Gary S. 1957. *The economics of discrimination*. University of Chicago press.
- Brutel, Chantal. 2016. *La localisation géographique des immigrés : une forte concentration dans l'aire urbaine de Paris*. Rapport technique, INSEE Première 1591.
- Card, David, Stefano DellaVigna, Patricia Funk et Nagore Iriberry. 2020. “Are Referees and Editors in Economics Gender Neutral?” *The Quarterly Journal of Economics* 135 (1) : 269-327.
- Chapelle, Guillaume, et Jean Benoît Eyméoud. 2022. “Can big data increase our knowledge of local rental markets? A dataset on the rental sector in France”. *PLOS ONE* 17 (1) : 1-21.
- Cook, Cody, Rebecca Diamond, Jonathan V Hall, John A List et Paul Oyer. 2021. “The gender earnings gap in the gig economy : Evidence from over a million rideshare drivers”. *The Review of Economic Studies* 88 (5) : 2210-2238.
- Cui, Ruomeng, Jun Li et Dennis J Zhang. 2020. “Reducing discrimination with reviews in the sharing economy : Evidence from field experiments on Airbnb”. *Management Science* 66 (3) : 1071-1094.
- Doleac, Jennifer L, et Luke CD Stein. 2013. “The visible hand : Race and online market outcomes”. *The Economic Journal* 123 (572) : F469-F492.
- Edelman, Benjamin G, et Michael Luca. 2014. “Digital discrimination : The case of Airbnb.com”. *Harvard Business School NOM Unit Working Paper*, n<sup>os</sup> 14-054.
- Edelman, Benjamin, Michael Luca et Dan Svirsky. 2017. “Racial discrimination in the sharing economy : Evidence from a field experiment”. *American Economic Journal : Applied Economics* 9 (2) : 1-22.
- Farajallah, Mehdi, Robert G Hammond et Thierry Pénard. 2019. “What drives pricing behavior in peer-to-peer markets? Evidence from the carsharing platform BlaBlaCar”. *Information Economics and Policy* 48 : 15-31.

- Jouniaux, Léo. 2001. *Les 20,000 plus beaux prénoms du monde*. Hachette eds.
- Lambin, Xavier, et Emil Palikot. 2018. “Does reputation hinder entry? Study of statistical discrimination on a platform”.
- Laouénan, Morgane, et Roland Rathelot. 2022. “Can information reduce ethnic discrimination? evidence from Airbnb”. *American Economic Journal : Applied Economics*.
- Nunley, John M, Mark F Owens et R Stephen Howard. 2011. “The effects of information and competition on racial discrimination : Evidence from a field experiment”. *Journal of Economic Behavior & Organization* 80 (3) : 670-679.
- Pope, Devin, et Justin Sydnor. 2009. “What’s in a Picture? Evidence of Discrimination from Prosper. corn”. *Journal of Human Ressources* 46 : 1.
- Stigler, George J, et Gary S Becker. 1977. “De gustibus non est disputandum”. *The American Economic Review* 67 (2) : 76-90.
- Zussman, Asaf. 2013. “Ethnic discrimination : Lessons from the Israeli online market for used cars”. *The Economic Journal* 123 (572) : F433-F468.

# Table des figures

3.1	Évaluation de la discrimination et de l'effet du paiement sécurisé sur Le Bon Coin . . . . .	30
3.2	Impact sur les contacts . . . . .	32
3.3	Impact sur le nombre total de contacts selon la catégorie du bien . . . . .	34
3.4	Effet d'être un vendeur minoritaire... . . . . .	35
3.5	Impact sur la probabilité de recevoir une réponse . . . . .	36
3.6	Impact sur la probabilité de recevoir une réponse pour les acheteurs minoritaires selon la catégorie du bien . . . . .	37
B.1	Trajet fictif publié en Novembre par le profil fictif Abdel . . . . .	46
C.1	Annonce fictive de table de salle à manger publiée en Juin par le profil fictif Youssef . . . . .	47

# Liste des tableaux

2.1	Analyses des données récupérées sur BlaBlaCar : régression . . . . .	13
2.2	Analyses des demandes de précisions, du nombre de réservations, et du nombre de signes d'intérêt (message ou réservation) selon le genre et l'origine supposée du conducteur fictif : régression linéaire . . . . .	15
2.3	Analyse des demandes émanant de femmes et des demandes émanant de passagers européens, selon les caractéristiques du conducteur fictif : régression	16
2.4	Analyse de la réception d'une réponse selon le genre et l'origine supposée du conducteur et du passager fictif : régression . . . . .	18
3.1	Appariement entre les prénoms des vendeurs sur Le Bon Coin et leurs origines, selon les catégories . . . . .	24
3.2	Prix des biens selon les groupes Majoritaire/Minoritaire . . . . .	25
3.3	Durée de l'annonce selon les groupes Majoritaire/Minoritaire . . . . .	27
A.1	Statistiques descriptives des données récupérées sur BlaBlaCar - comparaison de profils avec prénoms d'origine européenne et non-européenne . . . . .	44
A.2	Statistiques descriptives des données récupérées sur BlaBlaCar - comparaison de profils avec prénoms masculins et féminins . . . . .	45
B.1	Exemple de noms et prénoms utilisés pour la création de profils fictifs . . . . .	46

## Appendix

### A BBC - Scraping

TABLE A.1: Statistiques descriptives des données récupérées sur BlaBlaCar - comparaison de profils avec prénoms d'origine européenne et non-européenne

	Moyenne Tous (1)	Moyenne Prénom Européen (2)	Moyenne Prénom Afr. ou Mag. (3)	Différence Afr. ou Mag. - Européen (4)
Prix	30.267 (13.022)	29.807 (12.565)	32.188 (14.628)	2.380*** (0.244)
Distance du centre aller	8.640 (7.558)	8.934 (7.652)	7.412 (7.021)	-1.522*** (0.142)
Distance du centre retour	7.581 (9.550)	7.683 (9.471)	7.152 (9.866)	-0.531*** (0.180)
Au moins 1 passager	0.336 (0.472)	0.346 (0.476)	0.295 (0.456)	-0.051*** (0.009)
Homme	0.695 (0.460)	0.657 (0.475)	0.854 (0.354)	0.196*** (0.009)
Réputation	4.633 (0.288)	4.641 (0.285)	4.600 (0.302)	-0.041*** (0.005)
Pas de réputation	0.141 (0.348)	0.130 (0.337)	0.187 (0.390)	0.057*** (0.007)
Identité vérifiée	0.488 (0.500)	0.507 (0.500)	0.409 (0.492)	-0.098*** (0.009)
Téléphone vérifié	0.999 (0.025)	0.999 (0.023)	0.999 (0.029)	-0.000 (0.000)
Email vérifié	0.951 (0.215)	0.957 (0.202)	0.926 (0.261)	-0.031*** (0.004)
Photo présente	0.851 (0.356)	0.864 (0.342)	0.796 (0.403)	-0.068*** (0.007)
Mois sur la plateforme	61.473 (36.485)	62.619 (36.374)	56.678 (36.561)	-5.942*** (0.685)
Nb avis	39.473 (88.808)	40.410 (92.603)	35.556 (70.650)	-4.853*** (1.671)
Nb voyages	55.613 (126.914)	54.824 (126.656)	58.911 (127.952)	4.087* (2.389)
Spacieux	0.660 (0.474)	0.670 (0.470)	0.616 (0.486)	-0.054*** (0.009)
Fumeurs non autorisés	0.410 (0.492)	0.426 (0.495)	0.345 (0.475)	-0.081*** (0.009)
Pas d'animaux	0.331 (0.471)	0.329 (0.470)	0.337 (0.473)	0.008 (0.009)
Réservations automatiques	0.318 (0.466)	0.303 (0.460)	0.379 (0.485)	0.076*** (0.009)
Observations	18,123	14,625	3,498	18,123

\* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ . Écart-types en parenthèses. Les colonnes 1 à 3 représentent les moyennes des variables indiquées à gauche. La colonne 1 donne la moyenne pour tout l'échantillon, la colonne 2 pour les conducteurs ayant un prénom d'origine européenne, et la colonne 3 pour les conducteurs ayant un prénom d'origine maghrébine ou africaine. La 4ème colonne donne la différence entre les deux moyennes.

TABLE A.2: Statistiques descriptives des données récupérées sur BlaBlaCar - comparaison de profils avec prénoms masculins et féminins

	Moyenne Tous (1)	Moyenne Conductrice (2)	Moyenne Conducteurs (3)	Différence Conducteurs - Conductrices (4)
Prix	30.267 (13.022)	30.098 (12.775)	30.341 (13.129)	0.242 (0.210)
Distance du centre aller	8.640 (7.558)	9.448 (7.861)	8.286 (7.394)	-1.162*** (0.122)
Distance du centre retour	7.581 (9.550)	7.738 (9.429)	7.512 (9.603)	-0.226 (0.154)
Au moins 1 passager	0.336 (0.472)	0.330 (0.470)	0.339 (0.473)	0.008 (0.008)
Homme	0.695 (0.460)	0.000 (0.000)	1.000 (0.000)	1.000 (0.000)
Réputation	4.633 (0.288)	4.646 (0.286)	4.628 (0.289)	-0.018*** (0.005)
Pas de réputation	0.141 (0.348)	0.161 (0.367)	0.133 (0.339)	-0.028*** (0.006)
Identité vérifiée	0.488 (0.500)	0.426 (0.495)	0.515 (0.500)	0.089*** (0.008)
Téléphone vérifié	0.999 (0.025)	0.999 (0.027)	0.999 (0.024)	0.000 (0.000)
Email vérifié	0.951 (0.215)	0.944 (0.231)	0.955 (0.208)	0.011*** (0.003)
Photo présente	0.851 (0.356)	0.850 (0.357)	0.852 (0.355)	0.001 (0.006)
Mois sur la plateforme	61.473 (36.485)	59.737 (36.019)	62.234 (36.663)	2.497*** (0.589)
Nb avis	39.473 (88.808)	26.498 (50.208)	45.160 (100.664)	18.663*** (1.426)
Nb voyages	55.613 (126.914)	34.925 (74.190)	64.681 (143.128)	29.757*** (2.036)
Spacieux	0.660 (0.474)	0.659 (0.474)	0.660 (0.474)	0.001 (0.008)
Fumeurs non autorisés	0.410 (0.492)	0.399 (0.490)	0.415 (0.493)	0.016** (0.008)
Pas d'animaux	0.331 (0.471)	0.282 (0.450)	0.352 (0.478)	0.071*** (0.008)
Réservations automatiques	0.318 (0.466)	0.265 (0.441)	0.341 (0.474)	0.077*** (0.007)
Observations	18,123	5,523	12,600	18,123

\* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ . Écart-types en parenthèses. Les colonnes 1 à 3 représentent les moyennes des variables indiquées à gauche. La colonne 1 donne la moyenne pour tout l'échantillon, la colonne 2 pour les conductrices, et la colonne 3 pour les conducteurs. La 4ème colonne donne la différence entre les deux moyennes.

## B BBC - Expérimentation

FIGURE B.1: Trajet fictif publié en Novembre par le profil fictif Abdel

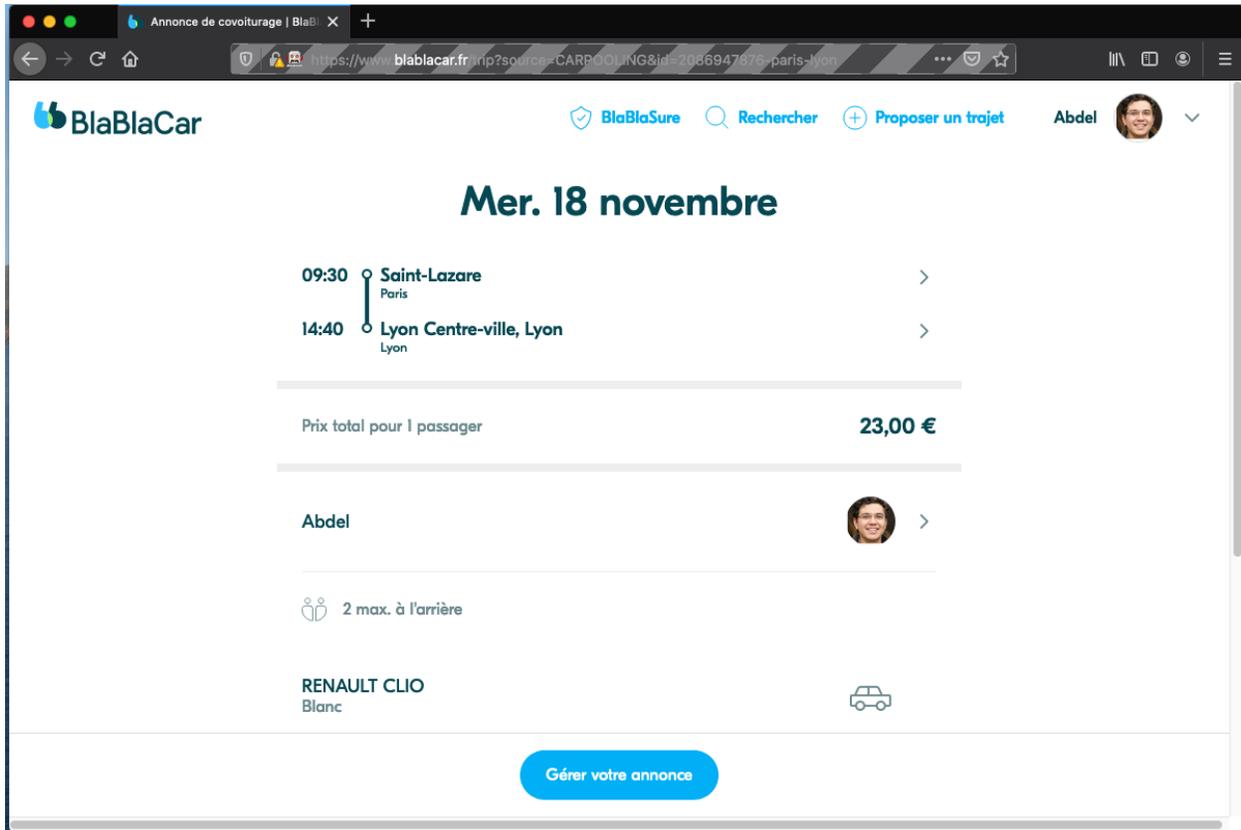


TABLE B.1: Exemple de noms et prénoms utilisés pour la création de profils fictifs

	Profils d'origine		Pseudonymes
maghrébine	africaine	européenne	
Amine WAGUE	Demba COULIBALY	Julien BONNET	mag05
Youssef BEN ALI	Kouassi OUEDRAOGO	Jean MARTIN	jo953
Fatima ZIDANE	Bakary TRAORE	Alexis DUPONT	baba98
Medhi BISHARA	Bintou OUEDRAOGO	Emilie PETIT	anto905
Hicham NOURI	Aya TRAORE	Adèle VINCENT	kr56

## C LBC - Expérimentation

FIGURE C.1: Annonce fictive de table de salle à manger publiée en Juin par le profil fictif Youssef

The screenshot shows the Leboncoin website interface. At the top, the Leboncoin logo is on the left, followed by a button to 'Déposer une annonce' and a search bar labeled 'Rechercher'. On the right, there are icons for 'Mes recherches', 'Favoris', 'Messages' (with a notification badge), and the user profile 'Youssef'. Below the header is a banner with a 'Plus d'informations' button. A search bar contains the text 'Recherchez dans vos annonces', with a 'Catégories' dropdown and a 'Rechercher' button. The main content area shows 'Annonces en ligne (1)' and 'Annonces expirées (0)'. A 'Mettre en pause mes annonces' button and a 'Trier par : Date' dropdown are visible. Below this are several action buttons: 'Remonter en tête de liste', 'Abonnement tête de liste', 'À la une', 'Logo Urgent', and 'Supprimer'. The main advertisement is for a 'Table salle à manger' priced at '110 €' under the category 'Ameublement'. It includes a photo of the table, a 'Vendez plus vite' button, and 'Mettre en pause' and 'Modifier gratuitement' buttons. To the right, it shows the date '16 juin 18:05' and a statistics sidebar with 628 views, 24 calls, and 8 messages. A 'Détails' link is at the bottom of the sidebar.