



HAL
open science

Les discriminations dans l'accès au logement en France : un testing de couverture nationale

Julie Le Gallo, Yannick L'Horty, Loic Du Parquet, Pascale Petit

► **To cite this version:**

Julie Le Gallo, Yannick L'Horty, Loic Du Parquet, Pascale Petit. Les discriminations dans l'accès au logement en France : un testing de couverture nationale. 2018. halshs-01878188

HAL Id: halshs-01878188

<https://shs.hal.science/halshs-01878188>

Preprint submitted on 20 Sep 2018

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

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



**LES DISCRIMINATIONS DANS L'ACCES AU LOGEMENT
EN FRANCE :
UN TESTING DE COUVERTURE NATIONALE**

JULIE LE GALLO, YANNICK L'HORTY, LOIC DU PARQUET, PASCALE PETIT

www.tepp.eu

TEPP - Travail, Emploi et Politiques Publiques - FR CNRS 3435

Les discriminations dans l'accès au logement en France : Un testing de couverture nationale

Julie LE GALLO¹, Yannick L'HORTY², Loïc DU PARQUET³, Pascale PETIT⁴

Décembre 2017

Résumé

La méthode du testing n'a pas encore été appliquée à grande échelle en France pour mesurer les discriminations dans l'accès au logement. Des expérimentations ont déjà été menées sur ce thème mais avec des échantillons restreints ou sur des territoires particuliers. Le contraste est impressionnant avec la littérature qui s'est développée dans d'autres pays, en particulier aux Etats-Unis où les testings sont appliqués à l'accès au logement à grande échelle depuis les années 1970 et où les preuves expérimentales de discriminations sont multiples.

Dans cette étude, nous mesurons l'ampleur de la discrimination dans l'accès au logement du parc privé à l'aide d'un testing de couverture nationale, qui est représentatif de chacune des 50 plus grandes aires urbaines de France métropolitaine, tout en couvrant un large spectre de motifs de discriminations : l'âge, l'origine, le lieu de résidence, le statut de fonctionnaire et leurs combinaisons. Le protocole du projet a consisté à envoyer, entre juin et décembre 2016, 5 candidatures fictives en réponse à une sélection de 5 000 annonces de locations dans le parc privé réparties sur l'ensemble du territoire métropolitain, soit 100 annonces par aire urbaine ou encore 25 000 réponses à des annonces immobilières. Ce protocole nous permet non seulement de mesurer les différentes formes de discrimination dans l'accès au logement et leurs combinaisons mais aussi d'analyser les déterminants de ces discriminations. Nous vérifions si les discriminations dans l'accès au logement dépendent des caractéristiques du candidat (en ajoutant à leur profil des signaux de stabilité financière, avec un statut de fonctionnaire), de celles de l'annonceur (en distinguant les particuliers et les professionnels) et de celles du contexte local.

Codes JEL: J14, R31.

Mots-clés : *discrimination, logement, testing, expérience contrôlée*

Cette étude a bénéficié du soutien de l'Agence Nationale de la Recherche dans le cadre du projet « Discrimination dans l'Accès au Logement : un Testing de cOuverture Nationale » (projet DALTON ANR-15-CE28-0004). Nous remercions Abdel DIAKITE, Victor SIMO et Ludovic EBENE MOUSSOLE pour leur assistance dans la construction de la base de données.

¹ CESAER UMR1041 – AgroSup Dijon, INRA, Université de Bourgogne Franche-Comté, 26 Boulevard Petitjean F-21079 Dijon Cedex, julie.le-gallo@agrosupdijon.fr

² Université Paris-Est, ERUDITE (EA 437), TEPP-CNRS (FR 3435), UPEC, UPEM, F-77454 Marne-La-Vallée France, yannick.lhorty@u-pem.fr

³ Université du Mans, GAINS et TEPP-CNRS (FR 3435), UFR Droit, Sciences Economiques, Gestion, Avenue Olivier Messiaen 72085 Le Mans cedex, loic.duparquet@univ-lemans.fr

⁴ Université Paris-Est, ERUDITE (EA 437), TEPP-CNRS (FR 3435), UPEC, UPEM, F-77454 Marne-La-Vallée France. pascale.petit@u-pem.fr

Introduction

La méthode du testing a été encore peu appliquée en France à la mesure des discriminations dans l'accès au logement. Le contraste est impressionnant avec la littérature qui s'est développée dans d'autres pays, en particulier aux Etats-Unis où les testings sont appliqués à l'accès au logement depuis les années 1970 et où les preuves expérimentales de discriminations sont multiples, en particulier pour les discriminations ethno-raciales qui sont les plus étudiées (Yinger, 1986 ; Page, 1995 ; Choi *et al.*, 2005 ; Hanson et Hawley, 2011). C'est le cas également dans l'ensemble des pays européens où des testing ont été réalisés⁵.

Certes, le testing est fréquemment utilisé en France dans d'autres domaines, principalement sur le marché du travail et selon différents motifs : le sexe (Duguet et Petit, 2005 ; Petit, 2007), l'origine apparente (Berson, 2011), la réputation du lieu de résidence (Bunel *et al.*, 2016), la religion (Adida *et al.*, 2010 ; Pierné, 2013), et les effets croisés de plusieurs motifs de discrimination (Duguet *et al.*, 2010 ; L'Horty *et al.*, 2011 ; Petit *et al.*, 2014). Cependant, il a encore été peu utilisé en France pour le marché du logement à l'exception d'un petit nombre de travaux réalisés sur des échantillons restreints et/ou ciblés sur des territoires particuliers (Bonnet *et al.*, 2015, Acolin *et al.* 2016, Bunel *et al.*, 2017).

Dans cette étude, notre objectif est de mesurer et d'interpréter les discriminations dans l'accès au logement du parc privé à l'aide d'un testing de couverture nationale, qui soit représentatif au niveau de chaque aire urbaine, tout en couvrant un large spectre de motifs de discriminations : l'âge, l'origine, le lieu de résidence et leurs combinaisons. Le testing a consisté à envoyer cinq candidatures fictives en réponse à une sélection de 5 000 annonces de locations dans le parc privé, réparties sur les 50 plus grandes aires urbaines du territoire métropolitain. Nous avons ainsi constitué une base de données expérimentale de 25 000 observations dont nous effectuons une exploitation statistique. Ce protocole nous permet de mesurer les différentes formes de discrimination dans l'accès au logement et leurs combinaisons mais aussi d'analyser les déterminants de ces discriminations. Nous vérifions si les discriminations dans l'accès au logement dépendent des caractéristiques du candidat (en ajoutant à leur profil des signaux de stabilité financière, avec un statut de fonctionnaire), de celles de l'annonceur (un particulier ou une agence), et de celles du contexte local.

Plusieurs avancées peuvent être signalées relativement aux travaux existants. Cette étude est le premier testing scientifique dans l'accès au logement en France permettant de produire une mesure statistique conforme aux standards internationaux, et permettant de couvrir simultanément plusieurs motifs pertinents de discriminations dans l'accès au logement : l'âge (discrimination à l'encontre des jeunes), l'origine (en distinguant Maghreb et Afrique de l'Ouest), le lieu de résidence (habiter un quartier inscrit dans la géographie prioritaire de la politique de la ville). La mesure des discriminations couvre l'ensemble du territoire métropolitain et nous permet de cartographier pour la première fois les discriminations à l'échelle des aires urbaines. Nous nous donnons ainsi les moyens de comparer l'importance relative des différents motifs de discriminations étudiés ainsi que le cumul éventuel de ces motifs, tout en identifiant la part de discrimination statistique en ajoutant aux profils des candidats des signaux de stabilité financière (avec un statut de fonctionnaire). Nous évaluons également dans quelle mesure les réponses diffèrent selon que les annonces proviennent de particuliers ou d'agences immobilières.

⁵ Pour la Suède : Ahmed *et al.*, 2008 et 2010 ; Bengtsson *et al.*, 2012 ; Carlsson et Eriksson, 2014. Pour l'Espagne : Bosch *et al.*, 2010. Pour l'Italie : Baldini et Federici, 2011. Pour la Belgique : Heylen *et al.*, 2015. Pour la Grèce : Drydakis, 2011.

1. Discrimination dans l'accès au logement : un survol de la littérature

Les rares études qui ont mesuré les discriminations dans l'accès au logement en France reposent sur de petits échantillons et/ou couvrent des territoires particuliers. Ainsi, Bonnet *et al.* (2015) exploitent une campagne réalisée au printemps 2009 en réponse à 250 annonces de biens immobiliers à louer en Ile-de-France pendant laquelle des figurants ont téléphoné aux loueurs en révélant des informations personnelles selon un protocole préétabli. Acolin *et al.* (2016) ont envoyé des courriers électroniques pour six candidats dont 5 avec un nom de famille qui évoque une origine étrangère, en réponse à 300 annonces publiées sur internet pendant deux mois, entre avril et mai 2014, jusqu'à atteindre un total de 1800 réponses sur la France entière. Ces deux études concluent à l'existence de fortes discriminations dans l'accès au logement selon l'origine ethnique sans pouvoir véritablement ni les spatialiser ni en interpréter les causes.

Bunel *et al.* (2017) ont étudié à l'aide d'une campagne de testing menée entre début avril et fin mai 2016, l'ampleur de la discrimination dans l'accès au logement de candidats d'origine maghrébine à Paris. Les chercheurs ont envoyé quatre messages sollicitant la visite d'un logement en réponse à 504 annonces immobilières émanant de particuliers ou d'agences immobilières, soit un envoi de 2016 réponses. Ils concluent que les discriminations à l'encontre des individus d'origine maghrébine sont très fortes dans l'accès au logement parisien et qu'elles sont peu liées à la fragilité financière supposée de ces individus. L'individu de référence d'origine française a un taux de réponse de 18,7 % à ses demandes de visite de logement. Pour l'individu d'origine maghrébine, ce taux est de 12,9 %, soit un tiers de chances en moins de recevoir une issue favorable à sa demande de visite. Si le candidat maghrébin précise qu'il est fonctionnaire, son taux de réponse est de 15,5% ce qui reste inférieur au candidat d'origine française qui ne fait pas mention de sa situation. Lorsque c'est le candidat d'origine française qui envoie le même signal de stabilité, son taux de réponse atteint 42,9 %. Un signal de stabilité professionnelle et financière n'augmente fortement les chances d'accès au logement que pour les candidats d'origine française, ce qui suggère une forte discrimination à la Becker à l'encontre des candidats maghrébins. Ce résultat est vérifié que l'annonce émane d'un particulier ou d'une agence immobilière.

Le contraste est très net avec la littérature qui s'est développée dans d'autres pays, en particulier aux Etats-Unis où les testings sont appliqués à l'accès au logement depuis les années 1970 et où les preuves expérimentales de discriminations sont multiples même si les discriminations ethno- raciales sont les plus étudiées (Yinger, 1986 ; Page, 1995 ; Ondrich *et al.*, 2000 et 2003; Zhao, 2005 ; Zhao *et al.* 2006 ; Ahmed et Hammarstedt, 2008, Ahmed *et al.*, 2010 ; Bosch *et al.*, 2010 ; Hanson et Hawley, 2011). Tous ces travaux mettent en évidence que les minorités sont victimes d'un traitement différencié sur le marché de l'immobilier. Globalement ces candidats sont moins souvent contactés et le nombre et la qualité des biens qui leur sont présentés sont plus faibles.

Les études montrent de façon générale que la discrimination sur le marché du logement peut varier selon les caractéristiques du loueur, le type de bien loué, l'environnement où est localisé ce bien, le signal d'intégration et/ou de stabilité économique transmis par le candidat. Aux Etats-Unis, les premières études prenant en compte à un niveau désagrégé l'environnement ethnique sont celles de Yinger (1986), Page (1995) et Roychoudhury et Goodman (1996). Depuis, Ondrich *et al.* (2003) puis Hanson et Santas (2014) à l'aide d'échantillons plus importants ont précisé la relation entre la proportion de blancs dans un quartier et l'ampleur de la discrimination. Les résultats obtenus par ces travaux indiquent l'existence d'un point de retournement (*neighborhood tipping*) dans la répartition de la discrimination. Ondrich *et al.* (2003) montrent ainsi que la discrimination est plus faible dans les quartiers où sont sur-représentés les minorités et Hanson et Santas (2014) montrent que la discrimination est la plus forte dans les

quartiers relativement mixtes. Dans leur survol, Oh and Yinger (2015) soulignent que les agents immobiliers jouent un rôle central dans le processus d'orientation (*Racial and Ethnic Steering*) des candidats vers les quartiers où leur ethnie est la plus représentée.

Afin d'identifier le rôle joué par la discrimination statistique (à la Arrow) plusieurs auteurs ont croisé le signal ethnique ou religieux avec un signal suggérant, soit un niveau social élevé (maîtrise d'un langage soutenu), soit un niveau d'intégration (maîtrise de la langue), soit encore une plus grande stabilité professionnelle (bonne situation professionnelle). Globalement, quelle que soit sa forme, un signal de qualité réduit fortement l'ampleur de la discrimination sans la faire disparaître complètement (Massey et Lundy, 2001 ; Ahmed, *et al.* 2010 ; Bosch *et al.*, 2010 ; Baldini et Federici, 2011 ; Drydakis, 2011).

Le rôle joué par les agences immobilières est plus ambigu. Selon un test en Belgique réalisé par Heylen *et al.* (2015) afin de mesurer la proportion d'agences acceptant d'écarter des candidats à la location d'origine étrangère, les agences immobilières semblent être un canal massif de transmission de discrimination via les clients. Les résultats antérieurs d'Ahmed et Hammarstedt (2008) confirment ce résultat pour la Suède. Toutefois, ceux de Carpusor et Lodge (2006) pour la ville de Los Angeles indiquent que les agences ne discriminent pas plus que les propriétaires privés et ceux Bosch *et al.* (2010) pour différentes villes espagnoles identifient même un rôle modérateur des agences.

2. Le protocole de collecte des données

2.1. Le zonage en aires urbaines

Nous avons retenu comme zonage de référence le découpage en aire urbaine en nous focalisant sur les plus grandes aires urbaines. Selon l'INSEE ⁶, une aire urbaine ou "grande aire urbaine" est un ensemble de communes, d'un seul tenant et sans enclave, constitué par un pôle urbain (unité urbaine) de plus de 10 000 emplois, et par des communes rurales ou unités urbaines (couronne périurbaine) dont au moins 40 % de la population résidente ayant un emploi travaille dans le pôle ou dans des communes attirées par celui-ci. Le nouveau zonage en aires urbaines 2010 a été établi en référence à la population connue au recensement de 2008. Il est fondé sur l'identification de pôles d'emploi et la délimitation de leurs aires d'influence à travers les déplacements domicile-travail, et permet d'apprécier l'influence des villes au-delà de leurs limites physiques définies par la continuité du bâti.

L'intérêt du zonage en aires urbaines est d'offrir un cadre de référence permettant de considérer la ville dans son ensemble. L'apport est d'utiliser un concept englobant des villes, sur la base d'éléments dynamiques, de manière à étudier et comparer leur organisation et leurs formes de développement, qui ne sont pas toutes identiques (développement du centre, ou de la périphérie ...). A titre d'exemple, on peut citer Rennes pour laquelle une part importante du développement se fait hors de l'agglomération (UU) : le pôle urbain est relativement petit, en revanche, la couronne est très étalée. Ceci explique que l'aire urbaine de Rennes rend parfois mieux compte de son poids réel que sa seule agglomération.

⁶ Source : « Les zonages d'étude de l'Insee : Une histoire des zonages supra communaux définis à des fins statistiques », *INSEE Méthode*, N° 129, mars 2015.

Le zonage en aires urbaines 2010 distingue les "moyennes aires", ensemble de communes, d'un seul tenant et sans enclave, constitué par un pôle (unité urbaine) de 5 000 à 10 000 emplois, et par des communes rurales ou unités urbaines dont au moins 40 % de la population résidente ayant un emploi travaille dans le pôle ou dans des communes attirées par celui-ci. Il distingue également les "petites aires", ensemble de communes, d'un seul tenant et sans enclave, constitué par un pôle (unité urbaine) de 1 500 à 5 000 emplois, et par des communes rurales ou unités urbaines dont au moins 40 % de la population résidente ayant un emploi travaille dans le pôle ou dans des communes attirées par celui-ci.

La base des aires urbaines comprend 771 AU, dont 31 de 200 000 à 499 999 habitants, 16 de 500 000 à 9 999 999 habitants et l'aire urbaine de Paris. Nous avons choisi de nous limiter aux 50 plus grandes aires urbaines, qui regroupent au total 36,6 millions d'habitants, soit 57,1 % de la population française. La liste détaillée, ainsi que les principales caractéristiques de ces aires urbaines, est donnée dans le tableau en annexe 1.

2.2. Profil des candidats

Le protocole consiste à effectuer 100 tests dans chacune de ces 50 aires urbaines, soit 5000 tests. Dans chaque territoire ainsi défini, et pour chaque offre de location dans le parc privé, il s'agit d'envoyer de courts messages émanant de 5 individus fictifs en réponse à des offres de logement pour demander aux offreurs des informations complémentaires en vue d'une visite et à relever les suites que ces derniers leur réservent. Parmi ces 5 individus fictifs, deux d'entre eux figurent dans tous les envois. Les 3 autres sont tirés au sort pour chaque annonce testée dans un pool de 6. Nous détaillons dans le Tableau 1 ci-dessous les profils des individus fictifs. Ces individus fictifs doivent apparaître par ailleurs parfaitement similaires.

Tableau 1 : Profils des 8 candidats fictifs

	Individu	Age	Sexe	Consonance prénom et nom	Autres caractéristiques
Pour toutes les annonces	A	41	Homme	Française	Neutre
	B	41	Homme	Maghrébine	Neutre
En alternance, pour une annonce sur deux	C	41	Homme	Maghrébine	Fonctionnaire
	D	22	Homme	Française	Neutre
	E	41	Homme	Française	Localisé dans une Zone Urbaine Sensible
	F	41	Homme	Afrique de l'Ouest	Prénom à consonance non-musulmane
	G	22	Homme	Maghrébine	Neutre
	H	41	Homme	Maghrébine	Localisé dans un quartier politique de la ville

Les individus A et B sont envoyés systématiquement. Les 3 autres individus sont tirés au sort parmi les six profils restant. Les éventuelles différences de traitement des candidats peuvent provenir d'une discrimination statistique ou d'une discrimination par les préférences. Afin d'identifier ces deux sources de discrimination à l'instar de Massey *et al.* (2001), Ahmed *et al.* (2010), Bosch *et al.* (2010), Baldini *et al.* (2011), Drydakis (2011) et Bunel *et al.* (2017), nous ajoutons un signal de qualité du candidat. Nous avons fait le choix de la mention « fonctionnaire » dans le message transmis. La comparaison deux à deux de ces profils nous permet d'identifier les effets respectifs de chaque caractéristique sur l'accès au logement.

- A/B et D/G : effet de l'origine maghrébine – la comparaison de A/B et D/G permet de mesurer la discrimination selon l'origine conditionnelle à l'âge

- A/C : effet de l'origine maghrébine mitigée par un signal renforcé de stabilité professionnelle et de revenu, permettant d'identifier la source de discriminations selon l'origine (par l'information, par les préférences)
- A/D et B/G : effet de l'âge – la comparaison de A/D et B/G permet de mesurer la discrimination selon l'âge conditionnelle à l'origine
- A/E et B/H : effet d'un lieu de résidence antérieur défavorisé - la comparaison de A/E et B/H permet de mesurer la discrimination selon le lieu de résidence conditionnelle à l'origine.
- A/F : effet d'une origine d'Afrique de l'Ouest
- A/G : effet du cumul des discriminations de l'âge et de l'origine
- B/C : effet du signal renforcé de stabilité professionnelle et de revenu
- B/F permettra de comparer la discrimination éventuelle de deux groupes potentiellement discriminés.

Nous présentons dans le Tableau 2 les identités des individus fictifs.

Tableau 2 : Identités des individus fictifs

Prénom	NOM	Origine	Fonctionnaire	Lieu résidence	Age
Sébastien	PETIT	FR	0	Neutre	41
Mohamed	CHETTOUH	MGH	0	Neutre	41
Frédéric	ROUSSEAU	FR	0	QPV	41
Kévin	DURAND	FR	0	Neutre	22
Mounir	MEHDAOUI	MGH	1	Neutre	41
Karim	BENCHARGUI	MGH	0	QPV	41
Nordine	M'BAREK	MGH	0	Neutre	22
Désiré	SAMBOU	AFR	0	Neutre	41

L'ordre d'envoi des demandes des 5 individus à une même annonce a été déterminé par tirage au sort, de façon à ce que sur l'ensemble de l'échantillon le message de chacun ait été envoyé en premier un même nombre de fois. Parallèlement nous avons permuté les messages entre les candidats au cours de la campagne de testing, de façon à ce qu'une inégalité de traitement ne puisse être imputable à la qualité différenciée des messages (nous alternons deux jeux de message, notés A et B, tout au long du testing).

Les 5 individus fictifs envoient le même jour et à quelques heures d'intervalle de courts messages par mail en réponse aux annonces sélectionnées. Leurs caractéristiques distinctives sont apparues explicitement dans les champs obligatoires à remplir pour envoyer le message (nom/prénom) ou à défaut dans le contenu du message (âge/lieu de résidence actuel/statut professionnel).

Nous reportons ci-dessous les messages des individus fictifs. Notons que l'identité, le numéro de téléphone et l'adresse de courrier électronique de l'individu figurent dans les champs à remplir obligatoirement pour toute demande.

Bonjour

Cette annonce correspond assez bien à ce que je recherche actuellement dans cette zone. Comment faire pour visiter cet appartement ? Quels documents sont nécessaires pour le louer ?

En vous remerciant

Sébastien PETIT

Madame, Monsieur,

L'appartement que vous proposez dans cette annonce correspond à ce que je cherche. Serait-il possible de le visiter ? Je voudrais préparer le dossier de location, pouvez vous me donner la liste des pièces demandées ?

Merci par avance,

Mohamed Chettouh

Téléphone : XXX

Mail : [XXX](#)

Date de naissance : 13/03/1975

Nationalité Française

Bonjour,

Je suis fonctionnaire depuis 15 ans et je viens d'être muté. Je cherche un appartement dans ce quartier et votre annonce m'intéresse. Est-ce que je peux faire une visite ? Pouvez vous également me dire quels seront les papiers à vous fournir ?

Cordialement,

Mounir MEHDAOUI

Bonjour, je suis intéressé par cet appartement à louer. Pourriez-vous me dire comment le visiter et quelles sont les formalités à remplir ? Je suis de nationalité Française et je vais avoir 41 ans.

Je vous remercie par avance.

Désiré SAMBOU

Bonjour, est-il encore possible de visiter cet appartement car il m'intéresse. Comme je vis en ce moment en HLM je ne sais pas quels documents vous voulez que je fournisse.

D'avance merci,

Frédéric Rousseau

Madame, Monsieur,

Je cherche un logement comme celui que vous louez. Quand pourrait-on se rencontrer pour le visiter et quels sont les papiers que je dois préparer. Par contre, je ne suis pas libre demain après midi car je passe mon permis.

Merci de votre réponse

Nordine M'BAREK

Bonjour, J'ai 22 ans et je cherche un appartement pour m'installer. Celui de cette annonce m'intéresse, est-ce que je pourrai le visiter, peut-on fixer un rendez-vous ? Quels documents je dois apporter ?

Merci

Kévin Durand

Bonjour,

J'habite en ce moment dans une cité et je veux déménager dans ce quartier. Est-ce que je peux visiter cet appartement ? Je vais préparer mon dossier de location, pouvez-vous me dire quelles sont les pièces administratives à prévoir ?

Bien cordialement,

Karim Benchargui – né le 17/02/1976 à Paris

2.3. Sélection des annonces

Notre expérimentation porte sur les locations de biens immobiliers dans le parc privé, à l'exclusion des locations saisonnières de vacances. Les annonces testées sont publiées soit par des particuliers, soit par des agences immobilières. Le fait de tester à la fois des annonces de particuliers et des annonces d'agences immobilières nous permet de déterminer si les éventuelles discriminations sont liées aux préférences personnelles des conseillers des agences et des loueurs et/ou aux caractéristiques des quartiers voire si les agences jouent un rôle actif dans l'orientation des candidats, ce qui constituent des hypothèses largement discutées dans la littérature (Choi *et al.*, 2005 ; Oh et Yinger, 2015).

Nous avons fait le choix de nous focaliser sur un type de bien intermédiaire, les F2, parce qu'il s'agit du bien le plus demandé et le plus offert. Le fait de se limiter au F2 ne nous empêche pas de considérer une grande variété de qualité de biens, de surface, de localisation et de loyer.

Nous répondons à des annonces récentes, publiées depuis moins de trois jours, en visitant quotidiennement les sites internet de location immobilières les plus utilisés : Le bon coin, se loger.com, logic-immo,...

3. Statistiques descriptives

Au total, sur l'ensemble des 50 principales aires urbaines de France métropolitaine, 5 008 annonces ont été testées, ce qui correspond à l'envoi de 25 040 messages personnalisés de demandes d'information pour une visite. Parmi ces annonces, près des deux tiers émanent de particuliers (3235) et plus d'un tiers émane d'agences (1773).

3.1. Valeurs manquantes

La base de données que nous exploitons donne les résultats détaillés de ces tests. Nous l'avons enrichie en prenant en compte de nombreuses variables complémentaires qui décrivent les caractéristiques de l'annonce, sa date de parution, le montant du loyer et des charges, la durée du bail, la surface du logement, l'étage, et la localisation du bien. Ces informations additionnelles ne sont pas systématiquement renseignées dans chaque annonce et notre base de données comprend donc des valeurs manquantes pour certaines de ces variables additionnelles. Le tableau 3 donne le nombre de valeurs manquantes pour toutes ces variables supplémentaires.

Tableau 3 : Nombre et répartition des valeurs manquantes

	Ensemble des annonces testées (N = 5008)	Agences (N = 1773)	Particuliers (N = 3235)
Source	0	0	0
Date de parution	31	30	1
Date candidature	0	0	0
Type loueur	0	0	0
Code postal	0	0	0
Nom de la rue*	2142	875	1267
Quartier*	2919	975	1944
Loyer	3	1	2
Caution	3964	866	3098
Durée bail	4987	1770	3217
Charges	2746	820	1926
Honoraires	3277	351	2926
Surface	37	24	13
Meublé	123	89	34
Etage	2196	746	1450

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

*** Note :**

Nombre d'annonces n'ayant **aucune information de localisation**, hormis le code postal :

Echantillon total : 546

Dont Agences : 242

Particuliers : 304

3.2. Caractéristiques et localisation des annonces testées

Les annonces auxquelles nous avons répondues correspondent à des F2. Leurs caractéristiques sont détaillées dans le tableau 4. Les loyers médians et moyens sont aux environs de 500 €. Un cinquième des annonces correspondent à des meublés. Ces annonces sont issues pour plus de 70 % d'entre elles du site Le Bon Coin, qui est, selon les données de médiamétrie, le site le plus consulté et le plus utilisé en France.

Nous nous intéressons au taux de réponse de nos candidats fictifs à chacune de ces annonces, sachant que nous envoyons 5 réponses à chaque annonce. Globalement, pour les 5008 annonces testées, 1228 ont reçu au moins une réponse pour ces 5 messages, soit un taux de réponse de 24,5 %. Les trois quarts des annonces auxquelles nous avons répondues n'ont donc fait l'objet d'aucune réponse. Notons que le taux de réponse est particulièrement faible pour les annonces publiées sur le site Le Bon Coin. Les 3533 annonces testées sur ce site ont donné lieu à 409 réponses, soit un taux de réponse de 11,6%. Le Bon Coin est majoritaire dans les annonces auxquelles nous avons répondu (70,5 %) mais il est minoritaire dans les annonces ayant fait l'objet d'une réponse (33,3 %).

Tableau 4 : Caractéristiques des annonces testées

	Ensemble des annonces testées (N = 5008)	Annonces ayant fait l'objet d'une réponse (N = 1228)	Annonces ayant fait l'objet d'au moins une réponse non négative (N = 1140)
Caractéristiques de l'offreur			
Particuliers	64,60%	41,04%	40,09%
Agences	35,40%	58,96%	59,91%
Source de l'annonce			
Bon Coin	70,55%	33,31%	33,34%
Autres	29,45%	66,69%	66,67%
Loyer ¹			
Loyer moyen par mois	537,60€	515€	516,20€
Loyer médian par mois	500€	485€	485€
Loyer bas (< Q1)	25%	29,64%	29,91%
Loyers moyens (Q1 - Q2)	25%	28,91%	28,68%
Loyers élevés (Q2 - Q3)	25%	22,23%	22,02%
Loyers très élevés (> Q3)	25%	19,14%	19,03%
Meublé ²	21,08%	22,82%	22,94%
Jeu de message envoyé			
A	48,16%	46,82%	46,75%
B	51,84%	53,17%	53,24%

Source : *Testing DALTON – TEPP CNRS*

¹ 6 observations manquantes pour l'ensemble de l'échantillon, 1 observation manquante pour le sous-échantillon des réponses non-négatives

² 123 observations manquantes pour l'ensemble de l'échantillon, 46 observations manquantes pour le sous-échantillon des réponses non-négatives

Nous avons répondu à une centaine d'annonces dans chacune des 50 aires urbaines. Nous avons obtenu un nombre variable de retour à ces réponses. Le nombre maximum d'annonces ayant fait l'objet d'au moins un retour est de 45 à Perpignan et le minimum est de 13 à Annecy. Le détail du nombre d'annonces ayant fait l'objet d'au moins une réponse est donné dans le tableau 5. Parmi les réponses faites par les offreurs, certaines sont parfois négatives. Si l'on se limite aux réponses non négatives, le nombre maximum d'annonces ayant fait l'objet d'au moins un retour est de 43 à Perpignan et le nombre minimum est de 11 à Annecy.

Tableau 5 : Localisation des annonces testées (par aire urbaine) et nombre d'annonces avec information de localisation manquante

	Ensemble des annonces testées (N = 5008)	Annonces ayant fait l'objet d'une réponse (N = 1228)	Annonces ayant fait l'objet d'au moins une réponse non négative (N = 1140)	Annonces pour lesquelles il n'y a aucune information de localisation (N = 546)
AMIENS	102 2,04%	39 3,18%	39 3,42%	5 0,92%
ANGERS	100 2,00%	22 1,79%	17 1,49%	0 0,00%
ANGOULEME	100 2,00%	14 1,14%	13 1,14%	33 6,04%
ANNECY	102 2,04%	13 1,06%	11 0,96%	42 7,69%
ANNEMASSE	104 2,08%	21 1,71%	21 1,84%	44 8,06%
AVIGNON	100 2,00%	39 3,18%	38 3,33%	10 1,83%
BAYONNE	102 2,04%	16 1,30%	16 1,40%	37 6,78%
BESANCON	102 2,04%	17 1,38%	15 1,32%	22 4,03%
BETHUNE	94 1,88%	33 2,69%	33 2,89%	12 2,20%
BORDEAUX	101 2,02%	15 1,22%	12 1,05%	0 0,00%
BREST	101 2,02%	21 1,71%	19 1,67%	0 0,00%
CAEN	102 2,04%	40 3,26%	35 3,07%	10 1,83%
CHAMBERY	101 2,02%	18 1,47%	16 1,40%	29 5,31%
CLERMONT-FERRAND	100 2,00%	26 2,12%	24 2,11%	0 0,00%
DIJON	100 2,00%	15 1,22%	15 1,32%	0 0,00%
DOUAI – LENS	66 1,32%	15 1,22%	14 1,23%	2 0,37%
DUNKERQUE	101 2,02%	22 1,79%	21 1,84%	41 7,51%
GRENOBLE	105 2,10%	27 2,20%	26 2,28%	0 0,00%
LA ROCHELLE	103 2,06%	18 1,47%	17 1,49%	39 7,14%
LE HAVRE	100 2,00%	40 3,26%	40 3,51%	5 0,92%
LE MANS	100 2,00%	21 1,71%	19 1,67%	0 0,00%
LILLE	102 2,04%	18 1,47%	17 1,49%	0 0,00%
LIMOGES	100 2,00%	41 3,34%	41 3,60%	5 0,92%
LORIENT	101 2,02%	14 1,14%	12 1,05%	0 0,00%
LYON	103 2,06%	25 2,04%	21 1,84%	0 0,00%
MARSEILLE - AIX-EN-PROVENCE	104 2,08%	23 1,87%	22 1,93%	0 0,00%
METZ	101 2,02%	37 3,01%	36 3,16%	10 1,83%
MONTPELLIER	105 2,10%	17 1,38%	14 1,23%	0 0,00%
MULHOUSE	100 2,00%	28 2,28%	23 2,02%	8 1,47%
NANCY	101 2,02%	44 3,58%	39 3,42%	3 0,55%
NANTES	101 2,02%	22 1,79%	20 1,75%	0 0,00%
NICE	105 2,10%	31 2,52%	29 2,54%	0 0,00%
NIMES	101 2,02%	19 1,55%	16 1,40%	35 6,41%
ORLEANS	102 2,04%	35 2,85%	33 2,89%	11 2,01%
PARIS	104 2,08%	17 1,38%	17 1,49%	0 0,00%
PAU	100 2,00%	18 1,47%	18 1,58%	25 4,58%
PERPIGNAN	101 2,02%	45 3,66%	43 3,77%	10 1,83%
POITIERS	101 2,02%	15 1,22%	15 1,32%	28 5,13%
REIMS	100 2,00%	23 1,87%	20 1,75%	0 0,00%
RENNES	99 1,98%	16 1,30%	14 1,23%	0 0,00%
ROUEN	93 1,86%	17 1,38%	17 1,49%	0 0,00%
SAINT-ETIENNE	100 2,00%	21 1,71%	20 1,75%	0 0,00%
SAINT-NAZAIRE	98 1,96%	20 1,63%	17 1,49%	0 0,00%
STRASBOURG	102 2,04%	24 1,95%	21 1,84%	1 0,18%
TOULON	94 1,88%	23 1,87%	23 2,02%	2 0,37%
TOULOUSE	104 2,08%	27 2,20%	26 2,28%	0 0,00%
TOURS	102 2,04%	43 3,50%	35 3,07%	9 1,65%
TROYES	99 1,98%	14 1,14%	14 1,23%	30 5,49%
VALENCE	99 1,98%	19 1,55%	17 1,49%	34 6,23%
VALENCIENNES	100 2,00%	40 3,26%	39 3,42%	4 0,73%

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

3.3. Répartition et ventilation du nombre de réponses non négatives

Nous nous focalisons sur les réponses non négatives données par les offreurs. Parmi l'ensemble des annonces testées, 20,95 % ont obtenu au moins une réponse non négative et 79,05 % n'ont fait l'objet d'aucune réponse non négative (tableau 6). Parmi celles où il y eu au moins une réponse non négative, les annonceurs ont donné des réponses non négatives à l'ensemble des 5 candidats, uniquement dans 17,02 % des cas. En d'autres termes, dans près de 83 % des cas, les annonceurs ont été sélectifs et n'ont pas répondu à tous les candidats. Les différences de traitement entre les candidats sont donc très présentes dans nos données.

Ces chiffres sont très différents selon que l'on considère les annonces publiées par les particuliers ou par des professionnels de l'immobilier. D'une part, les chances d'obtenir une réponse sont plus élevées lorsque l'annonceur est un professionnel : parmi l'ensemble des annonces testées, 14,13 % ont obtenu au moins une réponse non négative pour les annonces publiées par les particuliers, contre 38,52 % pour les annonces publiées par des agences immobilières. D'autre part, la sélectivité des professionnels est moins forte : au sein de ces annonces avec au moins une réponse non négative, on constate que les annonceurs qui ont donné des réponses non négatives à l'ensemble des 5 candidats représentent 7,66 % des annonceurs particuliers contre 23,28 % des annonceurs professionnels. Les annonceurs sont donc fortement sélectifs, surtout s'il s'agit d'annonceurs particuliers.

Tableau 6 : Répartition du nombre de réponses non négatives par annonce testée
6A – Ensemble des annonces N = 5008

	Nombre	%
Aucune	3868	79,05%
1 et plus	1140	20,95%
Nombre de réponses non négatives par annonce :		
1	367	32,18%
2	245	21,49%
3	172	15,09%
4	162	14,21%
5	194	17,02%

6B – Annonces émanant des agences immobilières N = 1773

	Nombre	%
Aucune	1090	61,48%
1 et plus	683	38,52%
Nombre de réponses non négatives par annonce :		
1	148	21,67%
2	136	19,91%
3	110	16,11%
4	130	19,03%
5	159	23,28%

6C – Annonces émanant des particuliers N = 3235

	Nombre	%
Aucune	2778	85,87%
1 et plus	457	14,13%
Nombre de réponses non négatives par annonce :		
1	219	47,92%
2	109	23,85%
3	62	13,57%
4	32	7,00%
5	35	7,66%

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

Dans cette étude, nous repérons les discriminations en observant les écarts de taux de réponses non négatives obtenus par chacun des candidats (ou *call back rate*). Les taux bruts figurent dans le tableau 7-A. Le taux de succès de notre candidat de référence, Sébastien Petit, est de 13,94 % (il a reçu au total 698 réponses non négatives suite à ses 5008 prises de contact avec les annonceurs). En revanche, le taux de succès du candidat qui signale une origine maghrébine par son patronyme, Mohamed Chettouh, est de 10,12 %. La différence est donc de 3,72 points de pourcentage, soit en termes relatifs 26,7 % de chances en moins pour le candidat d'origine maghrébine. Nous testons si cet écart est statistiquement significatif dans la section suivante. Ces deux candidats ont répondu à la totalité des annonces. Les six autres candidats n'ont répondu qu'à une annonce sur deux. Les deux candidats qui signalent une origine franco-française par leur patronyme, Frédéric Rousseau qui habite en Quartier Politique de la Ville (QPV), et Kévin Durand qui est jeune, ont des taux de succès de respectivement 14,80 et 14,85 %. Les trois candidats qui signalent par leur patronyme une origine maghrébine, Mounir Mehdaoui, qui est fonctionnaire, Karim Benchargui, qui habite en QPV et Nordine M'Barek, qui est jeune, ont des taux de succès respectivement de 10,7 %, 11 % et 10,74 %. Le taux de succès du dernier candidat, Désiré Sambou, dont le patronyme évoque une origine africaine, est de 9,44 %.

Cette hiérarchie des taux de succès est globalement la même selon que les annonces sont publiées par des professionnels (tableau 7-B) ou par des particuliers (tableau 7-C). Les niveaux des taux de succès sont nettement plus élevés lorsque les annonces émanent d'agences immobilières, mais le classement des candidats est similaire.

Tableau 7 : Ventilation des réponses non négatives obtenues par chacun des 8 individus fictifs, selon le nombre de réponses non négatives envoyées par l'offre

7A – Ensemble des annonces

	Taux de réponse non négative	Taux de réponses non négatives conditionnel au nombre total de réponses non négatives					
		1	2	3	4	5	Au moins une
PETIT	698 (13,94%)	107 (29,15%)	122 (49,79%)	128 (74,19%)	147 (90,74%)	194 (100%)	698 (61,23%)
CHETTOUH	507 (10,12%)	25 (6,81%)	66 (26,94%)	92 (53,49%)	130 (80,25%)	194 (100%)	507 (44,47%)
Nombre d'annonces testées	5008	368	245	171	163	193	1140
ROUSSEAU	365 (14,80%)	95 (47,26%)	53 (49,07%)	53 (63,85%)	73 (86,90%)	91 (100%)	364 (64,37%)
Nombre d'annonces testées	2462	202	108	82	84	91	558
DURAND	366 (14,85%)	54 (25,84%)	63 (49,61%)	57 (60,64%)	82 (85,42%)	110 (100%)	366 (57,55%)
Nombre d'annonces testées	2465	210	127	93	97	109	636
MEHDAOUI	260 (10,72%)	22 (13,66%)	47 (38,84%)	52 (72,22%)	62 (78,94%)	79 (100%)	261 (51,08%)
Nombre d'annonces testées	2424	161	120	72	77	79	509
BENCHARGUI	271 (11,00%)	31 (17,61%)	51 (38,93%)	46 (52,27%)	52 (67,53%)	91 (100%)	270 (48,13%)
Nombre d'annonces testées	2464	171	132	88	77	90	563
MBAREK	262 (10,74%)	17 (11,26%)	56 (48,69%)	44 (51,16%)	46 (68,66%)	99 (99,00%)	261 (49,52%)
Nombre d'annonces testées	2439	151	116	86	67	99	519
SAMBOU	262 (9,44%)	16 (7,84%)	32 (23,70%)	44 (46,80%)	58 (66,67%)	112 (100%)	262 (41,45%)
Nombre d'annonces testées	2776	201	129	93	88	112	623

7B – Annonces émanant des agences immobilières

	Taux de réponse non négative	Taux de réponses non négatives conditionnel au nombre total de réponses non négatives					
		1	2	3	4	5	Au moins une
PETIT	460 (25,94%)	40 (27,03%)	64 (47,06%)	81 (73,64%)	116 (89,23%)	159 (100%)	460 (67,35%)
CHEYTOUH	380 (21,43%)	21 (14,19%)	36 (26,47%)	59 (53,64%)	105 (80,76%)	159 (100%)	380 (55,64%)
Nombre d'annonces testées	1773	148	136	130	131	158	683
ROUSSEAU	219 (25,23%)	17 (24,29%)	25 (41,67%)	35 (63,63%)	66 (89,19%)	76 (100%)	219 (65,37)%
Nombre d'annonces testées	868	70	60	55	74	76	335
DURAND	245 (26,66%)	21 (23,86%)	39 (54,17%)	35 (63,64%)	66 (84,61%)	84 (100%)	245 (64,99%)
Nombre d'annonces testées	919	88	72	55	79	83	377
MEHDAOUI	182 (22,25%)	13 (18,84%)	29 (40,28%)	29 (65,91%)	41 (78,85%)	70 (100%)	182 (59,28%)
Nombre d'annonces testées	818	69	71	44	53	70	307
BENCHARGUI	193 (21,88%)	13 (20,63%)	26 (41,27%)	33 (55,00%)	43 (70,49%)	78 (100%)	193 (59,38%)
Nombre d'annonces testées	882	63	64	60	61	77	325
MBAREK	176 (20,46%)	9 (12,86%)	26 (38,39%)	29 (49,15%)	36 (64,28%)	76 (98,70%)	176 (53,66%)
Nombre d'annonces testées	860	70	67	59	56	76	328
SAMBOU	210 (21,49%)	14 (16,47%)	27 (35,53%)	29 (50,00%)	47 (67,14%)	93 (100%)	210 (54,97%)
Nombre d'annonces testées	977	85	71	58	71	93	382

7C – Annonces émanant des particuliers

	Taux de réponse non négative	Taux de réponses non négatives conditionnel au nombre total de réponses non négatives					
		1	2	3	4	5	Au moins une
PETIT	238 (7,36%)	67 (30,93%)	58 (53,21%)	47 (75,80%)	31 (96,87%)	35 (100%)	238 (52,08%)
CHEYTOUH	127 (3,92%)	4 (1,82%)	30 (27,52%)	33 (53,22%)	25 (78,12%)	35 (100%)	127 (27,79%)
Nombre d'annonces testées	3235	220	109	61	32	35	457
ROUSSEAU	146 (9,16%)	78 (59,54%)	28 (58,33%)	17 (64,28%)	7 (70,00%)	15 (100%)	146 (62,93%)
Nombre d'annonces testées	1594	132	48	27	10	15	224
DURAND	121 (7,83%)	33 (27,27%)	24 (43,64%)	22 (56,41%)	16 (88,89%)	26 (100%)	121 (46,72%)
Nombre d'annonces testées	1546	122	55	38	18	26	259
MEHDAOUI	78 (4,86%)	9 (9,78%)	18 (36,73%)	23 (82,14%)	19 (79,17%)	9 (100%)	78 (38,61%)
Nombre d'annonces testées	1606	92	49	28	24	9	202
BENCHARGUI	78 (4,93%)	18 (15,93%)	25 (36,76%)	13 (46,43%)	9 (56,25%)	13 (100%)	78 (32,77%)
Nombre d'annonces testées	1582	113	68	28	16	13	238
MBAREK	86 (5,45%)	8 (9,88%)	30 (61,22%)	15 (55,55%)	10 (90,90%)	23 (100%)	86 (45,03%)
Nombre d'annonces testées	1579	81	49	27	11	23	191
SAMBOU	52 (2,89%)	2 (1,68%)	5 (8,62%)	15 (42,86%)	11 (64,70%)	19 (100%)	52 (20,80%)
Nombre d'annonces testées	1799	120	59	35	17	19	248

Source : Testing DALTON – TEPP CNRS

3.4. Réponses non négatives et ordre d'envoi

Dans le tableau 8, nous vérifions que les écarts des taux de succès des deux principaux candidats, Sébastien Petit et Mohamed Chettouh, ne sont pas dus à des différences dans l'ordre des envois des candidatures. Nous recalculons les taux de réponses non négatives obtenus par les deux candidats, selon que leur demande a été formulée en premier, en deuxième, en troisième, en quatrième ou en cinquième position dans l'ordre des 5 demandes analogues qui ont été effectuées auprès de l'annonceur. C'est aussi une manière de vérifier que la permutation aléatoire des ordres d'envois a été convenablement réalisée. On constate effectivement que les taux de succès sont plus élevés lorsque la demande est formulée en premier, avant les autres candidats, et que le profil d'ensemble des taux de succès est décroissant avec l'ordre d'envoi. On constate également que Sébastien Petit bénéficie plus fréquemment de réponses non négatives à ces demandes que Mohamed Chettouh, à ordre d'envois donné, que l'annonceur soit un particulier ou un professionnel.

Tableau 8 : Ventilation des réponses non négatives obtenues par PETIT et CHETTOUH, selon le rang d'envoi

8A – Ensemble des annonces

	Total (rappel)	Ordre d'envoi				
		1	2	3	4	5
PETIT	698 (13,94%)	154 (17,26%)	92 (9,24%)	186 (18,45%)	147 (12,79%)	119 (12,36%)
Nombre d'annonces testées	5008	892	996	1008	1149	963
CHETTOUH	507 (10,12%)	109 (12,78%)	95 (11,06%)	89 (8,94%)	74 (7,90%)	140 (10,26%)
Nombre d'annonces testées	5008	853	859	995	936	1365

8B – Annonces émanant des agences immobilières

	Total (rappel)	Ordre d'envoi				
		1	2	3	4	5
PETIT	460 (25,94%)	88 (28,02%)	68 (25,95%)	122 (28,77%)	97 (22,45%)	85 (24,93%)
Nombre d'annonces testées	1773	314	262	424	432	341
CHETTOUH	380 (21,43%)	83 (26,26%)	76 (22,03%)	64 (18,44%)	56 (21,05%)	101 (20,24%)
Nombre d'annonces testées	1773	316	345	347	266	499

8C – Annonces émanant des particuliers

	Total (rappel)	Ordre d'envoi				
		1	2	3	4	5
PETIT	238 (7,36%)	66 (11,42%)	24 (3,27%)	64 (10,96%)	50 (6,97%)	34 (5,47%)
Nombre d'annonces testées	3235	578	734	584	717	622
CHETTOUH	127 (3,92%)	26 (4,84%)	19 (3,70%)	25 (3,85%)	18 (2,69%)	39 (4,50%)
Nombre d'annonces testées	3235	537	514	648	670	866

4. Tests bilatéraux

Comme nous l'avons déjà indiqué, les 8 profils des candidats fictifs permettent d'effectuer de nombreux tests statistiques permettant de vérifier la présence de discriminations selon plusieurs entrées : effet de l'origine maghrébine, conditionnelle à l'âge ; effet de l'origine maghrébine compensée par un signal renforcé de stabilité professionnelle et de revenu, permettant d'identifier la source des discriminations (par l'information, par les préférences) ; effet de l'âge ; effet d'un lieu de résidence défavorisé, conditionnelle à l'origine maghrébine ; effet d'une origine d'Afrique de l'Ouest ; effet du cumul des discriminations de l'âge et de l'origine ; effet du signal renforcé de stabilité professionnelle et de revenu.

Dans cette section, nous présentons les résultats de tous ces tests, que nous avons effectués systématiquement pour l'ensemble des annonces, pour les annonces des agences uniquement et pour celles des particuliers. Il est intéressant de vérifier si la nature et l'intensité des discriminations diffèrent selon que l'annonce émane d'un particulier ou d'une agence immobilière. Plusieurs études ont d'ores et déjà montré qu'il existait des différences de comportement entre les propriétaires privés et les agences : Choi *et al.*, (2005), Ahmed *et al.*, (2008), Bosch *et al.*, (2010), Heylen *et al.*, (2015) trouvent que les professionnels discriminent globalement moins que les particuliers tandis que Carpusor *et al.*, (2006) aboutissent au résultat inverse. Il s'agit de savoir si les agents immobiliers qui sont parties prenantes du processus de discrimination dans l'accès au logement, agissent selon leurs propres préférences ou s'ils répondent aux demandes exprimées de façon plus ou moins explicites par leurs clients propriétaires.

En outre, nous vérifions si les résultats sont robustes à la définition de l'indicateur de succès considéré. Nous prenons en compte trois types d'indicateurs.

- Le taux de réponses non négatives indique si le candidat a reçu une réponse non négative à sa demande, par téléphone ou par courriel.
- La variable « Rendez-vous de principe » indique si le loueur a proposé une visite dans le principe, voire une date de visite.
- Le nombre de contact est le nombre de fois où le loueur a contacté le candidat (par téléphone avec ou sans message, ou par courrier électronique). On ne comptabilise ici que les réponses non négatives.

4.1. Discrimination selon l'origine

4.1.1. Français/Maghrébin (Petit/Chettouh)

Le tableau 9 donne le résultat d'un premier test qui consiste à vérifier si les écarts dans les réponses de Sébastien Petit et de Mohamed Chettouh ne sont pas le fruit du hasard. Quel que soit l'indicateur considéré, les tests concluent à l'existence d'une discrimination entre les deux candidats, avec un risque d'erreur de 1 %. La conclusion est la même si l'on considère uniquement les agences ou les particuliers. Les agences ne paraissent guère avoir un rôle atténuateur des discriminations lorsque l'on considère les résultats de ce test.

Tableau 9 : Tests de différences PETIT/CHETTOUH

Réponses non négatives		
	<i>Ecart de taux de réponses non négatives en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+3,81***	< 0,001
Agences	+4,51***	0,002
Particuliers	+3,43***	< 0,001
RDV de principe		
	<i>Ecart de taux de RDV de principe en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+2,21***	< 0,001
Agences	+1,92*	0,002
Particuliers	+2,38***	< 0,001
Nombre de contacts		
	<i>Ecart de nombre de contacts</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+0,06***	< 0,001
Agences	+0,07***	0,002
Particuliers	+0,05***	< 0,001

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

*** significatif au seuil de 1%, **au seuil de 5%, * au seuil de 10%

4.1.2. Français/Africain (Petit /Sambou)

On se restreint maintenant aux 2776 annonces pour lesquelles le candidat Sambou a envoyé une demande, qui se composent de 977 annonces d'agences et de 1799 annonces de particuliers. Nous testons dans le tableau 10 si les écarts dans les réponses de Sébastien Petit et de Désiré Sambou sont significativement différents de zéro. Les tests concluent à nouveau à la présence d'une discrimination, quel que soit l'indicateur et avec un risque d'erreur de 1 %. La seule exception est le cas des agences où l'écart de taux de réponses non négatives n'est significatif qu'à 10 % et où l'écart dans la fréquence des rendez-vous de principe est non significatif. Deux tests sur trois concluent que les agences immobilières discriminent les candidats d'origine africaine, comme le font les particuliers.

Tableau 10 : Tests de différences PETIT/SAMBOU

Réponses non négatives		
	<i>Ecart de taux de réponses non négatives en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+4,25***	< 0,001
Agences	+3,68*	0,054
Particuliers	+4,56***	< 0,001
RDV de principe		
	<i>Ecart de taux de RDV de principe en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+2,30***	< 0,001
Agences	+0,71	0,614
Particuliers	+3,17***	< 0,001
Nombre de contacts		
	<i>Ecart de nombre de contacts</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+0,06***	< 0,001
Agences	+0,05***	0,040
Particuliers	+0,07***	< 0,001

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

*** significatif au seuil de 1%, **au seuil de 5%, * au seuil de 10%

4.1.3. Maghrébin/Africain (Chettouh/Sambou)

Le troisième test compare les deux candidats dont le patronyme évoque une origine extra-européenne. On se restreint à nouveau aux 2776 annonces pour lesquelles Désiré Sambou a envoyé un courriel. Cette fois-ci, les résultats dépendent du statut de l'annonceur et des indicateurs considérés. Les particuliers sont les seuls à discriminer entre ces deux profils, en préférant le candidat maghrébin à l'africain, si l'on observe les écarts dans les réponses non négatives ou le nombre de contacts, tandis que le nombre de rendez-vous de principe n'est pas significatif. On ne trouve en revanche aucune différence de traitement entre ces deux candidats par les professionnels de l'immobilier (ils sont l'un et l'autre autant discriminés vis-à-vis du candidat dont le patronyme signale une origine française).

Tableau 11 : Tests de différences CHETTOUH /SAMBOU

	Réponses non négatives	
	<i>Ecart de taux de réponses non négatives en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+1,12	0,165
Agences	+0,71	0,702
Particuliers	+1,33**	0,031
	RDV de principe	
	<i>Ecart de taux de RDV de principe en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+0,40	0,505
Agences	-0,20	0,883
Particuliers	0,72	0,139
	Nombre de contacts	
	<i>Ecart de nombre de contacts</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+0,01	0,234
Agences	+0,001	0,956
Particuliers	+0,02**	0,014

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

*** significatif au seuil de 1%, **au seuil de 5%, * au seuil de 10%

4.2. Tests sur l'âge

4.2.1. Parmi les Français (Petit/Durand)

Nous sommes en mesure de tester l'influence de l'âge du candidat en comparant les résultats obtenus par Sébastien Petit, qui précise dans sa prise de contact avoir 41 ans et ceux de Kevin Durand qui indique avoir 22 ans. On se restreint alors aux 2465 annonces pour lesquelles le Kevin Durand a envoyé une réponse, dont 919 annonces publiées par une agence et 1546 par un particulier. Le tableau 12 indique qu'il n'y a pas de différences significatives entre les deux candidats d'origine française, sauf lorsque l'on considère l'indicateur « rendez-vous de principe » pour les annonces publiées par les particuliers. Le candidat âgé d'une quarantaine d'années dispose alors d'un avantage relativement au candidat plus jeune qui est pénalisé pour accéder à la visite d'un logement en location.

Tableau 12 : Tests de différences PETIT/DURAND

Réponses non négatives		
	<i>Ecart de taux de réponses non négatives en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+0,89	0,384
Agences	+0,54	0,793
Particuliers	+1,10	0,270
RDV de principe		
	<i>Ecart de RDV de principe en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+0,77	0,314
Agences	-0,22	0,889
Particuliers	+1,36*	0,080
Nombre de contacts quand réponse non négative		
	<i>Ecart de nombre de contacts</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+0,01	0,324
Agences	+0,007	0,792
Particuliers	+0,02	0,217

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

*** significatif au seuil de 1%, **au seuil de 5%, * au seuil de 10%

4.2.2. Parmi les Maghrébins (Chettouh/Mbarek)

Le test des effets de l'âge peut également être effectué pour les candidats d'origine maghrébine. On se restreint alors aux 2439 annonces pour lesquelles le candidat Mbarek a envoyé un mail, dont 860 annonces publiées par des agences et 1579 par des particuliers. Ces tests ne sont pas significatifs, sauf pour les annonces publiées par des particuliers, à la fois pour le nombre de réponses non négatives et le nombre de contacts. Le signe de l'effet est l'inverse du précédent : le candidat le plus âgé est désavantagé relativement au jeune. Le sens de la discrimination en raison de l'âge n'est pas le même selon l'origine ; un candidat jeune est pénalisé s'il est d'origine française mais avantagé s'il signale une origine maghrébine par son patronyme.

Tableau 13 : Tests de différences CHETTOUH/MBAREK

Réponses non négatives		
	<i>Ecart de taux de réponses non négatives en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	-0,62	0,415
Agences	+0,97	0,566
Particuliers	-1,52**	0,022
RDV de principe		
	<i>Ecart de RDV de principe en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	-0,49	0,392
Agences	+0,07	0,953
Particuliers	-0,81	0,113
Nombre de contacts quand réponse non négative		
	<i>Ecart de nombre de contacts</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	-0,006	0,507
Agences	+0,017	0,415
Particuliers	-0,02**	0,02

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

*** significatif au seuil de 1%, **au seuil de 5%, * au seuil de 10%

4.3. Tests sur la localisation dans un quartier défavorisé

4.3.1. Parmi les Français (Petit/Rousseau)

Nous testons également l'effet du lieu de résidence en signalant explicitement une adresse dans une cité ou dans un logement HLM au moment de la prise de contact avec l'offreur. On se restreint alors aux 2462 annonces pour lesquelles le candidat Rousseau a envoyé une demande, dont 868 agences et 1594 particuliers. Nous ne trouvons pas d'effet de l'adresse sauf dans le cas des particuliers pour l'écart de taux de réponse et le nombre de contacts. L'effet est négatif ce qui signifie que Frédéric Rousseau, le candidat qui indique résider dans un HLM dans son message de prise de contact, est avantagé relativement au candidat de référence.

Tableau 14 : Tests de différences PETIT/ROUSSEAU

	Réponses non négatives	
	<i>Ecart de taux de réponses non négatives en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	-1,26	0,206
Agences	+1,61	0,444
Particuliers	-2,82***	< 0,001
	RDV de principe	
	<i>Ecart de taux de RDV de principe en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	+0,32	0,661
Agences	+1,04	0,520
Particuliers	-0,06	0,930
	Nombre de contacts	
	<i>Ecart de nombre de contacts</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	-0,02	0,156
Agences	0,03	0,285
Particuliers	-0,04***	< 0,001

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

*** significatif au seuil de 1%, **au seuil de 5%, * au seuil de 10%

4.3.2. Parmi les Maghrébins (Chettouh/Benchargui)

Un test analogue est décliné pour les candidats qui signalent une origine maghrébine par leur patronyme. On se restreint aux 2464 annonces pour lesquelles le candidat Benchargui a envoyé une réponse, dont 882 agences et 1582 particuliers. A nouveau, nous ne trouvons pas d'effet de l'adresse, sauf dans le cas des particuliers pour le nombre de contacts. L'effet est négatif ce qui signifie que Benchargui, le candidat qui indique résider dans une cité dans son message de prise de contact, est avantagé relativement au candidat de référence.

Tableau 15 : Tests de différences CHETTOUH/ BENCHARGUI

Réponses non négatives		
	<i>Ecart de taux de réponses non négatives en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	-0,89	0,307
Agences	-0,57	0,772
Particuliers	-0,01	0,140
RDV de principe		
	<i>Ecart de taux de RDV de principe en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	-0,36	0,575
Agences	-0,91	0,550
Particuliers	-0,001	0,904
Nombre de contacts		
	<i>Ecart de nombre de contacts</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	-0,01	0,201
Agences	-0,01	0,726
Particuliers	-0,017**	0,045

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

*** significatif au seuil de 1%, **au seuil de 5%, * au seuil de 10%

4.4. Tests sur le fait d'être fonctionnaire parmi les maghrébins

Selon les résultats de ces différents tests, le seul motif de discriminations qui apparaît confirmé de façon claire et robuste est celui des discriminations selon l'origine. Pour aller plus loin, il est utile d'identifier la nature des discriminations en œuvre. Nous mobilisons ici les deux principaux fondements des discriminations dans la littérature économique. D'une part, la discrimination peut résulter de préférences exogènes ou d'aversion individuelles pour telle ou telle caractéristique démographique des candidats, dans la logique du modèle de Becker (1957). D'autre part, il peut s'agir d'une discrimination statistique qui, en situation d'information imparfaite, par exemple sur le risque de non-paiement des loyers du candidat à la location, se fonde sur les connaissances réelles ou supposées par l'offreur de la moyenne et de la dispersion de cette caractéristique dans le groupe démographique du candidat, dans la lignée du modèle d'Arrow (1973). A l'instar de Massey et Lundy, (2001), Ahmed, *et al.*, (2010), Bosch *et al.*, (2010), Baldini et Federici, (2011), Drydakis, (2011), et Bunel *et al.* (2017), nous avons ajouté un signal de qualité pour le candidat à la location. Notons que dans cette littérature, ce type de signal réduit fortement l'ampleur de la discrimination sans la faire disparaître complètement. L'ajout d'un signal de stabilité financière nous permet d'interpréter les raisons du refus de l'offreur. Il s'agit de vérifier si la capacité supposée du locataire à s'acquitter de son loyer est uniquement en question, ou si d'éventuels comportements discriminatoires à la Becker sont en œuvre.

On se restreint aux 2424 annonces pour lesquelles le candidat Mehdaoui a envoyé un mail, dont agences (818 annonces), particuliers (1606 annonces). Les résultats donnés dans le tableau 16 indiquent que le signal de stabilité est bien perçu par les offreurs. Il augmente de façon quasi-systématique les chances du candidat maghrébin d'obtenir une réponse à sa demande d'information, pour toutes les catégories d'offeurs et pour tous les indicateurs. Toutefois, si l'on rapproche les résultats du tableau 16 de ceux du tableau 9, on constate que l'ordre de grandeur des effets d'un signal de stabilité n'est pas suffisant pour compenser l'écart des taux de succès entre un candidat présumé d'origine maghrébine et un candidat présumé d'origine française. Ce type de signal réduit la discrimination mais il ne l'annule pas, ce qui suggère une assez forte composante de discrimination par les préférences.

Tableau 16 : Tests de différences CHETTOUH/MEHDAOUI

Réponses non négatives		
	<i>Ecart de taux de réponses non négatives en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	-1,18**	0,034
Agences	-3,30*	0,099
Particuliers	-1,06	0,140
RDV de principe		
	<i>Ecart de taux de RDV de principe en %</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	-2,10***	0,001
Agences	-3,67*	0,015
Particuliers	-1,31**	0,030
Nombre de contacts		
	<i>Ecart de nombre de contacts</i>	<i>Probabilité critique</i>
Ensemble des annonces	-0,03***	0,005
Agences	-0,04	0,110
Particuliers	-0,03***	0,008

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

*** significatif au seuil de 1%, **au seuil de 5%, * au seuil de 10%

5. Classement des discriminations par aire urbaine

Dans cette dernière section, nous étudions les discriminations au niveau de chacune des 50 aires urbaines considérées de façon séparées. Nous nous focalisons sur les discriminations en raison de l'origine puisque ce sont celles dont la présence est confirmée dans tous nos tests nationaux. L'idée est d'étudier la variété locale du phénomène. Nous avons fait le choix de retenir deux indicateurs locaux de l'intensité des discriminations : l'écart relatif de taux de réponse non négatives entre Sébastien Petit, notre candidat de référence, et Mohamed Chettouh ; l'écart absolu qui correspond à la proportion d'annonces pour lesquels Sébastien Petit a reçu une réponse non négative mais pas Mohamed Chettouh. La différence entre les deux indicateurs réside dans la prise en compte des réponses non négatives données à Mohamed Chettouh mais pas à Sébastien Petit, qui ne sont pas considérées dans le deuxième indicateur.

Le premier indice figure dans le tableau 17 et dans la carte 1 tandis que le deuxième indice est présenté dans le tableau 18 et la carte 2. On constate que les deux indicateurs sont très dispersés selon les aires urbaines, ce qui suggère une forte composante locale dans les déterminants des discriminations. Parmi les 50 aires urbaines, 8 affichent des écarts de taux de succès statistiquement significatifs. Ces tableaux indiquent que les discriminations paraissent très concentrées dans un petit nombre de territoires. Le tableau 19 donne la liste des 10 villes où les différences de traitement sont les plus marquées selon les deux indicateurs. Cette liste est la même quel que soit l'indicateur, mais l'ordre change selon l'indicateur. Dans les deux classements, Perpignan apparaît comme la ville où les discriminations dans l'accès au logement sont les plus fortes, devant Limoges. Puis le classement diffère selon l'indicateur pour les 8 autres villes les plus discriminatrices : Valenciennes, Avignon, Nancy, Amiens, Béthune, Le Havre, Orléans et Caen.

Aucune de ces dix aires les plus discriminantes ne correspond à une grande capitale régionale. Ces aires urbaines les plus discriminantes ne sont pas les plus grandes. Aucune des quinze plus grandes aires urbaines ne figure dans la liste du tableau 19-A. La plus grande de ces aires urbaines est celle d'Avignon, qui figure à la 16^{ème} place du classement des aires urbaines par leur taille (cf annexe 1). Les aires les plus discriminantes ne sont pas non plus les plus petites. Aucune des 15 plus petites aires urbaines, dans la liste des 50 plus grandes, ne figure dans la liste des aires les plus discriminantes. La plus petite est Limoges. Les dix villes les plus discriminantes sont des préfectures ou

des sous-préfectures. Leur taille moyenne est proche de la médiane. Elle est de 365 000 habitants pour l'aire urbaine, de 266 000 habitants pour le pôle urbain et de près de 100 000 habitants pour la couronne urbaine.

5.1. Résultats selon les écarts relatifs de taux de réponse non négative

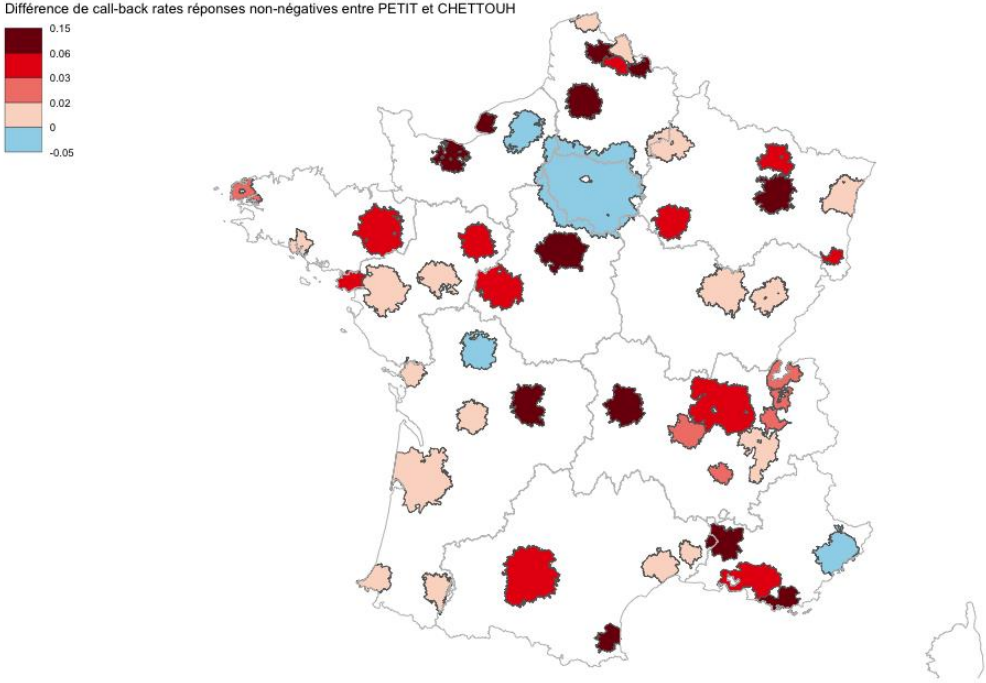
Tableau 17 : Tests de différences PETIT/CHETTOUH par aire urbaine

	Différence de taux de réponse non négative en %	Prob critique	Rang (du moins au plus discriminant)
AMIENS	11,76% **	0,0311	45
ANGERS	1,00%	0,8106	16
ANGOULEME	1,00%	0,7579	15
ANNECY	2,94%	0,2509	24,5
ANNEMASSE	2,88%	0,4727	23
AVIGNON	12,00%**	0,0441	47
BAYONNE	2,94%	0,3924	24,5
BESANCON	1,96%	0,5541	19
BETHUNE	11,70%**	0,0483	44
BORDEAUX	0,00%	1,0000	7
BREST	2,97%	0,4496	26,5
CAEN	6,86%	0,2466	41
CHAMBERY	2,97%	0,3088	26,5
CLERMONT-FERRAND	6,00%	0,2369	39
DIJON	2,00%	0,6043	20
DOUAI - LENS	3,03%	0,5971	29
DUNKERQUE	0,99%	0,8011	13,5
GRENOBLE	1,90%	0,6950	17
LA ROCHELLE	0,97%	0,7580	11
LE HAVRE	11,00%*	0,0750	43
LE MANS	3,00%	0,3921	28
LILLE	1,96%	0,6236	18
LIMOGES	12,00%**	0,0535	48,5
LORIENT	0,00%	1,0000	7
LYON	3,88%	0,3261	33
MARSEILLE - AIX-EN-PROVENCE	5,77%	0,2104	37
METZ	4,95%	0,4319	36
MONTPELLIER	0,95%	0,7900	10
MULHOUSE	4,00%	0,4308	34
NANCY	11,88%**	0,0476	46
NANTES	0,99%	0,8188	13,5
NICE	-4,76%	0,3331	1
NIMES	0,00%	1,0000	7
ORLEANS	7,84%	0,1518	42
PARIS	-2,88%	0,5095	2
PAU	0,00%	1,0000	7
PERPIGNAN	14,85%***	0,0086	50
POITIERS	-1,98%	0,6045	3
REIMS	0,00%	1,0000	7
RENNES	4,04%	0,2358	35
ROUEN	-1,08%	0,8099	4
SAINT-ETIENNE	2,00%	0,6653	21
SAINT-NAZAIRE	3,06%	0,3545	31
STRASBOURG	0,98%	0,8373	12
TOULON	6,38%	0,1918	40
TOULOUSE	3,85%	0,4659	32
TOURS	5,88%	0,2829	38
TROYES	3,03%	0,1764	30
VALENCE	2,02%	0,5537	22
VALENCIENNES	12,00%*	0,0504	48,5

Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

*** significatif au seuil de 1%, **au seuil de 5%, * au seuil de 10%

Carte 1. Géographie des discriminations : les différences de taux de réponses non-négatives



Source : Testing DALTON – TEPP CNRS

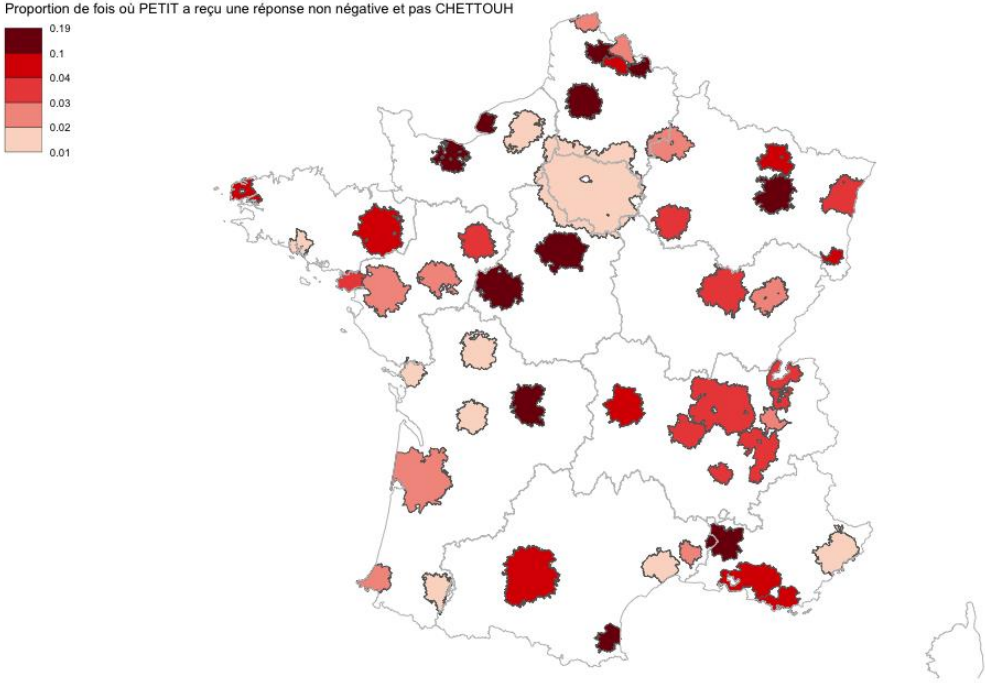
5.2. Résultats selon les écarts absolus de taux de réponse non négative

Tableau 18 : Proportion de fois où PETIT a reçu une réponse non négative et pas CHETTOUH

	Proportion de fois où PETIT a reçu une réponse non négative et pas CHETTOUH	Rang (du moins au plus discriminant)
AMIENS	14,71%	45
ANGERS	2,00%	15.5
ANGOULEME	1,00%	3.5
ANNECY	3,92%	29.5
ANNEMASSE	3,85%	27
AVIGNON	15,00%	47.5
BAYONNE	1,96%	11
BESANCON	1,96%	11
BETHUNE	13,83%	43
BORDEAUX	1,98%	13.5
BREST	3,96%	31
CAEN	10,78%	42
CHAMBERY	2,97%	18
CLERMONT-FERRAND	7,00%	34.5
DIJON	3,00%	21
DOUAI - LENS	6,06%	33
DUNKERQUE	2,97%	18
GRENOBLE	3,81%	26
LA ROCHELLE	1,94%	9
LE HAVRE	15,00%	47.5
LE MANS	3,00%	21
LILLE	1,96%	11
LIMOGES	17,00%	49
LORIENT	0,99%	1.5
LYON	3,88%	28
MARSEILLE - AIX-EN- PROVENCE	8,65%	37.5
METZ	8,91%	39
MONTPELLIER	1,90%	6.5
MULHOUSE	7,00%	34.5
NANCY	14,85%	46
NANTES	2,97%	18
NICE	1,90%	6.5
NIMES	1,98%	13.5
ORLEANS	9,80%	40.5
PARIS	1,92%	8
PAU	1,00%	3.5
PERPIGNAN	18,81%	50
POITIERS	0,99%	1.5
REIMS	2,00%	15.5
RENNES	4,04%	32
ROUEN	1,08%	5
SAINT-ETIENNE	3,00%	21
SAINT-NAZAIRE	3,06%	25
STRASBOURG	3,92%	29.5
TOULON	8,51%	36
TOULOUSE	8,65%	37.5
TOURS	9,80%	40.5
TROYES	3,03%	23.5
VALENCE	3,03%	23.5
VALENCIENNES	14,00%	44

Source : Testing DALTON – TEPP CNRS

Carte 2. Géographie des discriminations : proportion des cas de réponses positives pour Sébastien Petit et négative pour Mohamed Chettouh



Source : Testing DALTON –TEPP CNRS

Tableau 19a : Liste des 10 villes les plus discriminantes selon les deux critères

Critère : différence de taux de réponse	Critère : PETIT a reçu une réponse et pas CHETTOUH
PERPIGNAN	PERPIGNAN
LIMOGES	LIMOGES
VALENCIENNES	AVIGNON
AVIGNON	LE HAVRE
NANCY	NANCY
AMIENS	AMIENS
BETHUNE	VALENCIENNES
LE HAVRE	BETHUNE
ORLEANS	CAEN
CAEN	ORLEANS

Tableau 19b : Liste des 10 villes les moins discriminantes selon les deux critères

Critère : différence de taux de réponse	Critère : PETIT a reçu une réponse et pas CHETTOUH
NICE	LORIENT
PARIS	POITIERS
POITIERS	ANGOULEME
ROUEN	PAU
BORDEAUX	ROUEN
LORIENT	MONTPELLIER
NIMES	NICE
PAU	PARIS
REIMS	LA ROCHELLE
MONTPELLIER	BAYONNE

Conclusions

Dans cette étude, notre objectif était de mesurer et d'interpréter les discriminations dans l'accès au logement du parc privé à l'aide d'un testing de couverture nationale, sur l'ensemble de la France métropolitaine, couvrant un large spectre de motifs de discriminations : l'âge (discrimination à l'encontre des jeunes), l'origine (en distinguant Maghreb et Afrique de l'Ouest), le lieu de résidence (habiter un quartier inscrit dans la géographie prioritaire de la politique de la ville). Les tests ont été réalisés entre juin et décembre 2016 sur les 50 plus grandes aires urbaines de France métropolitaine. Nous avons répondu à 5008 annonces au nom de 5 candidats à la location, soit 25040 réponses à des annonces immobilières. Nous vérifions si les discriminations dans l'accès au logement dépendent des caractéristiques du candidat (en ajoutant à leur profil des signaux de stabilité financière, avec un statut de fonctionnaire), de celles de l'annonceur (un particulier ou une agence), et de celles du contexte local. Nous observons plusieurs indicateurs complémentaires que nous calculons selon que l'annonce est publiée par un particulier ou un professionnel de l'immobilier, afin de prendre la mesure du rôle éventuellement atténuateur des agences immobilières dans les discriminations au logement.

La première exploitation de cette large base de données conduit à plusieurs conclusions intéressantes. Nous ne mettons pas en évidence de discriminations en raison de l'âge du loueur ou de son lieu de résidence, mais nous

trouvons d'importantes discriminations selon l'origine qui pénalisent les candidats signalant par leurs noms et prénoms une origine maghrébine ou une origine africaine. Relativement au candidat de référence présumé d'origine française, Sébastien Petit, le candidat maghrébin Mohamed Chettouh a 26,7 % de chances en moins de voir ses démarches d'accès au logement aboutir. Ces discriminations sont très marquées pour les offres qui émanent de particulier et elles le sont aussi pour les offres diffusées par les agences immobilières. Elles ne sont que faiblement atténuées lorsque le candidat à la location ajoute un signal de qualité en précisant qu'il est fonctionnaire.

Nous trouvons que ces discriminations sont très différentes selon les territoires. Elles sont patentes dans un petit nombre d'aires urbaines dont nous établissons la liste. Perpignan, Limoges, Avignon et Nancy sont en tête des classements établis à partir d'indicateurs différents. Les dix villes où l'intensité des discriminations est la plus forte ne sont ni les plus grandes, ni les plus petites. Aucune n'est une capitale régionale. Toutes sont des préfectures ou des sous-préfectures. Leur taille est proche de la médiane des grandes aires urbaines et elles sont dispersées dans l'espace métropolitain, au centre (Limoges, Orléans), au nord (Amiens, Béthune, Caen, Le Havre, Valenciennes,) au sud (Avignon, Perpignan) et à l'est (Nancy).

A l'aide du recensement de la population et d'autres sources, nous avons effectué une première exploration des statistiques de ces villes les plus discriminantes et nous n'avons pas trouvé de variables qui permettaient de les distinguer de façon claire. Le prix du logement et les tensions sur le marché immobilier qui pourraient contribuer à renforcer les discriminations, y sont un peu plus faibles que dans les autres villes. La proportion de personnes issues de l'immigration, considérée globalement ou en distinguant selon les pays d'origine, est proche de la moyenne nationale, voire un peu plus faible. Leur structure par âge, par niveau de diplôme ou par catégorie socio-professionnelle est proche de celle de la moyenne des autres villes. Les revenus fiscaux par habitant sont à peine inférieurs à la moyenne nationale. Des explorations plus approfondies sont nécessaires pour mettre en évidence les déterminants des discriminations dans l'accès au logement dans ces villes.

Soulignons que la principale limite de cette étude est de ne tester que la première marche de l'accès au logement : la prise de rendez-vous avec un loueur. Néanmoins, ces résultats sont suffisamment robustes pour plaider pour des réactions de politique publique. Alors que la mixité sociale des quartiers est un objectif affiché de l'action publique en France, et que les discriminations selon l'origine sont rigoureusement prohibés, le fait de constater de fortes discriminations dans l'accès au logement selon l'origine recouvre des enjeux de politiques publiques importants. Les résultats de cette étude invitent à une réflexion approfondie sur la régulation du marché immobilier et sur les différents outils qui peuvent être déployés pour contrer les discriminations dans l'accès au logement. Ces outils de politique publique vont du rappel de la règle de droit, à des mesures concrètes visant à rendre le droit plus effectif. Parmi ces mesures, des actions de lutte contre la précarité sociale, qu'il s'agisse de l'accès au logement social ou de mécanismes de garanties financières permettant de sécuriser les loueurs du parc privé ont sans doute une place à occuper.

Bibliographie

- Acolin A., Bostic R., Painter G. (2016). "A field study of rental market discrimination across origins in France", *Journal of Urban Economics*, 95: 49-63.
- Adida C.L., Laitin D.D., Valfort M.-A. (2010). "Identifying barriers to Muslim integration in France", *PNAS, Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 107(52): 384-390.
- Ahmed A.M., Andersson L., Hammarstedt M. (2010). "Can discrimination in the housing market be reduced by increasing the information about the applicants?" *Land Economics*, 86(1): 79-90.
- Ahmed A.M., Hammarstedt M. (2008). "Discrimination in the rental housing market: A field experiment on the Internet", *Journal of Urban Economics*, 64(2): 362-72.
- Arrow K. (1973). *The Theory of Discrimination*. In: Ashenfelter O.A., Rees A. (eds), *Discrimination in Labor Markets*. Princeton University Press.
- Becker G.S. (1957). *The Economics of Discrimination*. The University of Chicago Press.
- Baldini M., Federici M. (2011). "Ethnic discrimination in the Italian rental housing market", *Journal of Housing Economics*, 20: 1-14.
- Bengtsson R., Iverman E., Hinnerich B.T. (2012). "Gender and ethnic discrimination in the rental housing market", *Applied Economics Letters*, 19(1): 1-5.
- Berson C. (2011). "Testing sur les jeunes français issus de l'immigration en fonction du degré de concurrence", rapport final d'évaluation, AP2 091.
- Bosch M., Carnero A., Farre L. (2010). "Information and discrimination in the rental housing market: Evidence from a field experiment", *Regional Science and Urban Economics*, 40(1): 11-19.
- Bonnet F., Lalé E., Safi M., Wasmer E. (2015). "Better residential than ethnic discrimination! Reconciling audit and interview findings in the Parisian housing market", *Urban Studies*, 53(13): 2815-2833.
- Bunel M., L'Horty Y., Petit P. (2016). "Discrimination based on place of residence and access to employment", *Urban Studies*, 53(2): 267-286.
- Bunel M., L'Horty Y., Petit P. (2017). "Les discriminations dans l'accès au logement à Paris : une expérience contrôlée", *Rapport de recherche de TEPP*, n°17-01.
- Carlsson M., Eriksson S. (2014). "Discrimination in the rental market for apartments", *Journal of Housing Economics*, 23: 41-54.
- Carpusor A., Loges W. (2006). "Rental Discrimination and Ethnicity in Names", *Journal of Applied Social Psychology*, 36(4): 934-952.
- Choi S.J., Ondrich J., Yinger J. (2005). "Do rental agents discriminate against minority customers? Evidence from the 2000 Housing Discrimination Study", *Journal of Housing Economics*, 14: 1-26.
- Drydakis N. (2011). "Ethnic discrimination in the Greek housing market", *Journal of Population Economics*, 24(4): 1235-1255.
- Duguet E., Petit P. (2005). "Hiring discrimination in the French financial sector: an econometric analysis on field experiment data", *Annals of Economics and Statistics*, 78: 79-102.
- Duguet E., Leandri N., L'Horty Y., Petit P. (2010). "Are young French jobseekers of ethnic immigrant origin discriminated against? A controlled Experiment in the Paris area", *Annals of Economics and Statistics*, 99-100: 187-215.
- Hanson A., Hawley Z. (2011). "Do landlords discriminate in the rental housing market? Evidence from an internet field experiment in US cities", *Journal of Urban Economics*, 70(2-3): 99-114.

- Hanson A., Santas M. (2014). "Field experiment tests for discrimination against hispanics in the U.S. rental housing market", *Southern Economic Journal*, 81(1): 135–167.
- Heyle K., Van den Broeck K. (2015). "Differential treatment of rental home seekers According to their Sociodemographic and Economic Status by Real Estate Agencies in Belgium", *European Journal of Homelessness*, 9(2): 39-62.
- L'Horty Y., Duguet E., du Parquet L., Petit P., Sari F., (2011). "Les effets du lieu de résidence sur l'accès à l'emploi : Une expérience contrôlée sur des jeunes qualifiés en Ile-de-France", *Economie et Statistique*, 447: 71-95.
- Massey, Lundy G. (2001). "Use of Black English and racial discrimination in urban housing markets: new methods and findings", *Urban Affairs Review*, 36(4): 452-469.
- Oh S.J., Yinger J. (2015). "What have we learned from paired testing in housing markets?", in *Why Housing Agents Discriminate: The Measurement, Causes, and Consequences of Housing Discrimination*, John Yinger, e-book.
- Ondrich J., Ross S.L., Yinger J. (2000). "How common is housing discrimination? Improving on traditional measures", *Journal of Urban Economics*, 47(3): 470–500.
- Ondrich J., Ross S.L., Yinger J. (2003). "Now you see it, now you don't: why do real estate agents withhold available houses from black customers?" *Review of Economics and Statistics*, 85(4): 854–73.
- Page M. (1995). "Racial and ethnic discrimination in urban housing markets: Evidence from a recent audit study", *Journal of Urban Economics*, 38(2): 183–206.
- Pierné G. (2013). "Hiring discrimination based on national origin and religious closeness: results from a field experiment in the Paris area", *IZA Journal of Labor Economics*, 2(4).
- Petit P. (2007). "The effects of age and family constraints on gender hiring discrimination: A field experiment in the French financial sector", *Labour Economics*, 14(3): 371-392.
- Petit P., Duguet E., L'Horty Y., du Parquet L., Sari S. (2014). "Discriminations à l'embauche des jeunes franciliens et effets croisés du sexe et de l'origine : Les résultats d'un testing", *Economie et Statistique*, 464.
- Roychoudhury C., Goodman, A., (1996). "Evidence of racial discrimination in different dimension of owner-occupied housing search", *Real estate Economics*, 24(2): 161-178.
- Yinger J., (1986). "Measuring racial discrimination with fair housing audits: caught in the act". *American Economic Review*, 76(5): 881–893.
- Zhao B. (2005). "Does the number of houses a broker shows depend on a homeseeker's race?", *Journal of Urban Economics*, 57(1): 128–47.
- Zhao B., Ondric, J., Yinger J., (2006). "Why do real estate brokers continue to discriminate?", *Journal of Urban Economics*, 59(3) : 394-419.

Annexe 1. Le zonage en aires urbaines

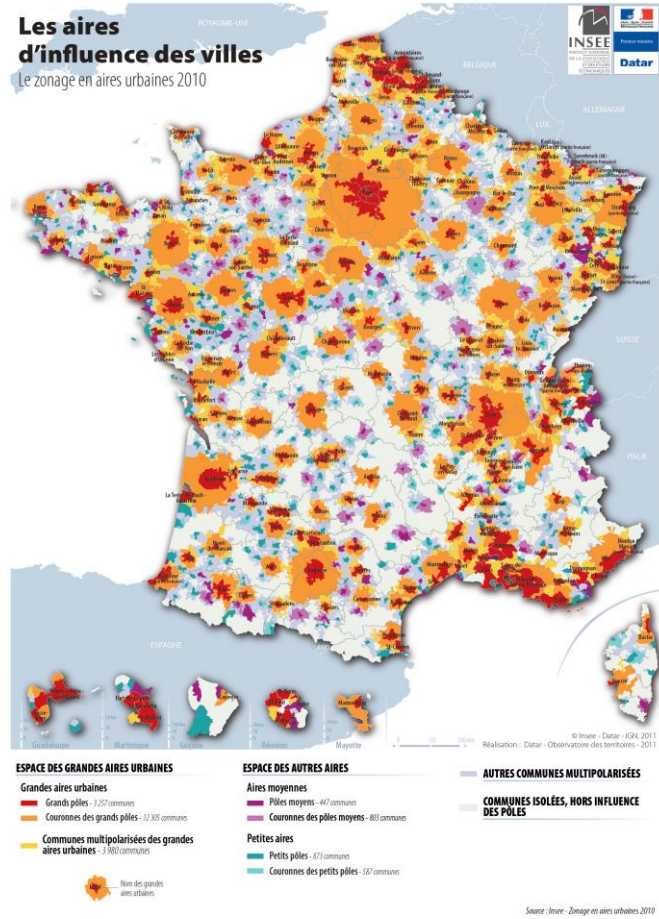


Tableau A1. Les 50 plus grandes aires urbaines de France

Nom de l'aire urbaine	Population de l'aire urbaine	Densité de population de l'aire	Population du pôle urbain	Densité de population du pôle	Population de la couronne	Densité de population de la couronne
Paris	12 089 098	704	10 354 675	3 640	1 734 423	121
Lyon	2 118 132	352	1 521 030	1 291	597 102	123
Marseille - Aix-en-Provence	1 715 096	540	1 560 343	901	154 753	107
Toulouse	1 202 889	224	864 936	1 066	337 953	74
Lille (partie française)	1 150 530	1 243	1 012 634	2 288	137 896	285
Bordeaux	1 105 257	197	832 605	710	272 652	61
Nice	1 005 230	389	947 337	1 274	57 893	31
Nantes	854 807	259	584 683	1 087	270 124	98
Strasbourg (partie française)	757 609	345	450 375	1 875	307 234	157
Grenoble	664 832	254	495 429	967	169 403	80
Rennes	654 478	175	305 270	1 073	349 208	101
Rouen	649 291	274	464 282	1 025	185 009	97
Toulon	607 050	508	559 421	733	47 629	110
Douai - Lens	544 143	802	509 953	1 051	34 190	177
Montpellier	536 592	321	383 972	1 239	152 620	112
Avignon	507 626	244	440 770	322	66 856	94
Saint-Étienne	506 655	300	371 513	887	135 142	106
Tours	473 226	149	344 799	519	128 427	51
Clermont-Ferrand	459 250	190	260 402	1 441	198 848	89
Nancy	434 202	183	286 733	1 166	147 469	70
Orléans	415 471	135	268 924	929	146 547	52
Caen	396 959	220	198 392	1 398	198 567	119
Angers	392 940	167	216 028	1 145	176 912	82
Metz	389 603	242	290 523	947	99 080	76
Dijon	371 798	111	238 056	1 434	133 742	42
Valenciennes (partie française)	366 781	570	333 920	759	32 861	162
Béthune	365 513	413	351 348	467	14 165	106
Le Mans	338 404	168	207 899	706	130 505	76
Reims	313 818	132	210 251	2 230	103 567	45
Brest	311 735	313	201 036	1 008	110 699	139
Perpignan	296 104	302	188 769	868	107 335	140

Le Havre	293 851	433	243 787	1 251	50 064	104
Amiens	292 047	138	163 322	1 190	128 725	65
Mulhouse	281 520	553	243 679	1 019	37 841	140
Limoges	280 119	121	186 094	787	94 025	45
Bayonne (partie française)	275 250	220	221 460	482	53 790	68
Genève (SUI) - Annemasse (partie française)	262 822	224	148 633	481	114 189	132
Dunkerque	259 566	328	180 627	1 081	78 939	127
Poitiers	249 196	108	129 044	749	120 152	56
Nîmes	246 344	318	172 982	651	73 362	144
Besançon	243 363	128	135 652	1 109	107 711	61
Pau	240 262	162	198 954	404	41 308	42
Lorient	212 317	270	115 991	1 086	96 326	141
Annecy	209 859	273	152 828	726	57 031	102
Chambéry	209 535	262	175 246	547	34 289	71
Saint-Nazaire	207 559	238	147 146	481	60 413	107
La Rochelle	200 296	199	126 513	1 011	73 783	84
Troyes	188 320	93	132 946	766	55 374	30
Angoulême	178 650	112	109 553	541	69 097	50
Valence	172 929	239	126 839	699	46 090	85

Champ : France (hors Mayotte).

Source : Insee, recensement de la population de 2008.

TEPP Rapports de Recherche 2017

17-10. Vous ne dormirez pas chez moi! Tester la discrimination dans l'hébergement touristique

Mathieu Bunel, Yannick L'Horty, Souleymane Mbaye, Loïc du Parquet, Pascale Petit

17-09. Reprendre une entreprise : Une alternative pour contourner les discriminations sur le marché du travail

Souleymane Mbaye

17-08. Discriminations dans l'accès à la banque et à l'assurance : Les enseignements de trois testings

Yannick L'Horty, Mathieu Bunel, Souleymane Mbaye, Pascale Petit, Loïc Du Parquet

17-07. Discriminations dans l'accès à un moyen de transport individuel : Un testing sur le marché des voitures d'occasion

Souleymane Mbaye, Mathieu Bunel, Yannick L'Horty, Pascale Petit, Loïc Du Parquet

17-06. Peut-on parler de discriminations dans l'accès à la formation professionnelle ? Une réponse par testing

Loïc Du Parquet, Mathieu Bunel, Yannick L'Horty, Souleymane Mbaye, Pascale Petit

17-05. Evaluer une action intensive pour l'insertion des jeunes: le cas du Service Militaire Volontaire

Dennis Anne, Sylvain Chareyron, Yannick L'Horty

17-04. Les effets du CICE sur l'emploi, les salaires et l'activité des entreprises: une nouvelle évaluation ex post pour la période 2013-2015

Fabrice Gilles, Yannick L'Horty, Ferhat Mihoubi, Xi Yang

17-03. La faiblesse du taux d'emploi des séniors: Quels déterminants?

Laetitia Challe

17-02. Les effets du CICE sur l'emploi, les salaires et la R&D: une évaluation ex post: Résultats complémentaires

Fabrice Gilles, Mathieu Bunel, Yannick L'Horty, Ferhat Mihoubi, Xi Yang

17-01. Les discriminations dans l'accès au logement à Paris: Une expérience contrôlée

Mathieu Bunel, Yannick L'Horty, Loïc Du Parquet, Pascale Petit

TEPP Rapports de Recherche 2016

16-10. Attractivité résidentielle et croissance locale de l'emploi dans les zones d'emploi métropolitaines

Emilie Arnoult

16-9. Les effets du CICE sur l'emploi, les salaires et la R&D: une évaluation ex post

Fabrice Gilles, Mathieu Bunel, Yannick L'Horty, Ferhat Mihoubi, Xi Yang

16-8. Discriminations ethniques dans l'accès au logement: une expérimentation en Nouvelle-Calédonie

Mathieu Bunel, Samuel Gorohouna, Yannick L'Horty, Pascale Petit, Catherine Ris

16-7. Les Discriminations à l'Embauche dans la Sphère Publique: Effets Respectifs de l'Adresse et De l'Origine

Mathieu Bunel, Yannick L'Horty, Pascale Petit

16-6. Inégalités et discriminations dans l'accès à la fonction publique d'Etat : une évaluation par l'analyse des fichiers administratifs de concours

Nathalie Greenan, Joseph Lafranchi, Yannick L'Horty, Mathieu Narcy, Guillaume Pierné

16-5. Le conformisme des recruteurs: une expérience contrôlée

Florent Fremigacci, Rémi Le Gall, Yannick L'Horty, Pascale Petit

16-4. Sélectionner des territoires de contrôle pour évaluer une politique localisée : le cas des territoires de soin numériques

Sophie Buffeteau, Yannick L'Horty

16-3. Discrimination à l'embauche à l'encontre des femmes dans le secteur du bâtiment : les résultats d'un testing en Ile-De-France

Emmanuel Duguet, Souleymane Mbaye, Loïc Du Parquet et Pascale Petit

16-2. Accès à l'emploi selon l'âge et le genre: Les résultats d'une expérience contrôlée

Laetitia Challe, Florent Fremigacci, François Langot, Yannick L'Horty, Loïc Du Parquet et Pascale Petit

16-1. Faut-il encourager les étudiants à améliorer leur orthographe?

Estelle Bellity, Fabrice Gilles, Yannick L'Horty, Laurent Sarfati

TEPP Rapports de Recherche 2015

15-5. A la recherche des incitations perdues : pour une fusion de la prime d'activité, de la CSG, des cotisations sociales et de l'impôt sur le revenu

Etienne Lehmann

15-4. Crise économique, durée du chômage et accès local à l'emploi : Eléments d'analyse et pistes d'actions de politique publique locale

Mathieu Bunel, Elisabeth Tovar

15-3. L'adresse contribue-t-elle à expliquer les écarts de salaires ? Le cas de jeunes sortant du système scolaire

Emilia Ene Jones, Florent Sari

15-2. Analyse spatiale de l'espace urbain : le cas de l'agglomération lyonnaise

Emilie Arnoult, Florent Sari

15-1. Les effets de la crise sur les disparités locales de sorties du chômage : une première exploration en Rhône-Alpes

Yannick L'Horty, Emmanuel Duguet, Florent Sari

TEPP Rapports de Recherche 2014

14-6. Dépréciation du capital humain et formation continue au cours du cycle de vie : quelle dynamique des externalités sociales ?

Arnaud Chéron, Anthony Terriau

14-5. La persistance du chômage ultra-marin

Yannick L'Horty

14-4. Grèves et productivité du travail : Application au cas français

Jérémy Tanguy

14-3. Le non-recours au RSA "socle seul": L'hypothèse du patrimoine

Sylvain Chareyron

14-2. Une évaluation de l'impact de l'aménagement des conditions de travail sur la reprise du travail après un cancer

Emmanuel Duguet, Christine Le Clainche

14-1. Renforcer la progressivité des prélèvements sociaux

Yannick L'Horty, Etienne Lehmann

La Fédération TEPP

La fédération de recherche « Travail, Emploi et Politiques publiques » (FR 3435 CNRS) rassemble des équipes de recherche en Economie, Sociologie et Gestion :

- **L'Equipe de Recherche sur l'Utilisation des Données Individuelles en lien avec la Théorie Economique**, « ERUDITE », équipe d'accueil n°437 rattachée aux Universités Paris-Est Créteil et l'UPEMLV ;
- Le **Centre de Recherches en Economie et en Management**, « CREM », unité mixte de recherche n°6211 rattachée au CNRS, à l'Université de Rennes 1 et à l'Université de Caen Basse-Normandie ;
- Le **Centre Pierre Naville**, « CPN », équipe d'accueil n°2543 rattachée à l'Université d'Evry Val d'Essonne ;
- Le **Centre de Recherche en Economie et Droit**, « CRED », équipe d'accueil n°7321, rattachée à l'Université Panthéon-Assas ;
- Le **Centre d'Etude des Politiques Economiques**, « EPEE », équipe d'accueil n°2177 rattachée à l'Université d'Evry Val d'Essonne ;
- Le **Groupe d'Analyse des Itinéraires et des Niveaux Salariaux**, « GAINS », équipe d'accueil n°2167 rattachée à l'Université du Maine ;
- Le **Groupe de Recherche Angevin en Économie et Management**, « GRANEM », unité mixte de recherche UMR UMR-MA n°49 rattachée à l'Université d'Angers ;
- Le **Laboratoire d'Economie et de Management Nantes-Atlantique**, « LEMNA », équipe d'accueil n°4272, rattachée à l'Université de Nantes ;
- Le **Laboratoire interdisciplinaire d'étude du politique Hannah Arendt** – Paris Est, « LIPHA-PE », équipe d'accueil n°7373 rattachée à l'UPEM. »
- Le **Centre d'Economie et de Management de l'Océan Indien**, « CEMOI », équipe d'accueil n°EA13, rattachée à l'Université de la Réunion

La Fédération TEPP rassemble 200 chercheurs et enseignants-chercheurs, 140 doctorants et 40 chercheurs associés, qui étudient les mutations du travail et de l'emploi en relation avec les choix des entreprises et analysent les politiques publiques en mobilisant les nouvelles méthodes d'évaluation.