

2012s-32

Effets de pairs et fraude sociale : une analyse économétrique sur données françaises

*Charles Bellemare, Bernard Fortin,
Nadia Joubert, Steeve Marchand*

Série Scientifique
Scientific Series

Montréal
Décembre 2012

© 2012 Charles Bellemare, Bernard Fortin, Nadia Joubert, Steeve Marchand. Tous droits réservés. *All rights reserved.* Reproduction partielle permise avec citation du document source, incluant la notice ©.
Short sections may be quoted without explicit permission, if full credit, including © notice, is given to the source.



Centre interuniversitaire de recherche en analyse des organisations

CIRANO

Le CIRANO est un organisme sans but lucratif constitué en vertu de la Loi des compagnies du Québec. Le financement de son infrastructure et de ses activités de recherche provient des cotisations de ses organisations-membres, d'une subvention d'infrastructure du Ministère du Développement économique et régional et de la Recherche, de même que des subventions et mandats obtenus par ses équipes de recherche.

CIRANO is a private non-profit organization incorporated under the Québec Companies Act. Its infrastructure and research activities are funded through fees paid by member organizations, an infrastructure grant from the Ministère du Développement économique et régional et de la Recherche, and grants and research mandates obtained by its research teams.

Les partenaires du CIRANO

Partenaire majeur

Ministère du Développement économique,
de l'Innovation et de l'Exportation

Partenaires corporatifs

Autorité des marchés financiers
Banque de développement du Canada
Banque du Canada
Banque Laurentienne du Canada
Banque Nationale du Canada
Banque Royale du Canada
Banque Scotia
Bell Canada
BMO Groupe financier
Caisse de dépôt et placement du Québec
Fédération des caisses Desjardins du Québec
Financière Sun Life, Québec
Gaz Métro
Hydro-Québec
Industrie Canada
Investissements PSP
Ministère des Finances du Québec
Power Corporation du Canada
Rio Tinto Alcan
State Street Global Advisors
Transat A.T.
Ville de Montréal

Partenaires universitaires

École Polytechnique de Montréal
HEC Montréal
McGill University
Université Concordia
Université de Montréal
Université de Sherbrooke
Université du Québec
Université du Québec à Montréal
Université Laval

Le CIRANO collabore avec de nombreux centres et chaires de recherche universitaires dont on peut consulter la liste sur son site web.

Les cahiers de la série scientifique (CS) visent à rendre accessibles des résultats de recherche effectuée au CIRANO afin de susciter échanges et commentaires. Ces cahiers sont écrits dans le style des publications scientifiques. Les idées et les opinions émises sont sous l'unique responsabilité des auteurs et ne représentent pas nécessairement les positions du CIRANO ou de ses partenaires.

This paper presents research carried out at CIRANO and aims at encouraging discussion and comment. The observations and viewpoints expressed are the sole responsibility of the authors. They do not necessarily represent positions of CIRANO or its partners.

ISSN 1198-8177

Effets de pairs et fraude sociale : une analyse économétrique sur données françaises

Charles Bellemare^{}, Bernard Fortin[†], Nadia Joubert[‡], Steeve Marchand[§]*

Résumé / Abstract

Nous estimons les effets de pairs et le multiplicateur social dans la décision des entreprises de s'adonner à la fraude sociale (cotisations de sécurité sociale non déclarées et dissimulation de salariés). Les données proviennent d'une enquête menée pour 2009 par l'Agence centrale des organismes de sécurité sociale (Acos) sur 4 241 entreprises du commerce de détail non-alimentaire en France. À partir du plan d'échantillonnage de l'enquête, les inspecteurs de l'Acos ont contrôlé de manière aléatoire des commerces à travers toutes les régions du territoire en proportion de l'activité dans chacune des régions. L'approche théorique se fonde sur un modèle linéaire-en-moyenne. Nous supposons en outre que les entreprises interagissent en groupe dans leur décision de pratiquer la fraude sociale. Plusieurs définitions de groupe (selon l'espace géographique et le type d'entreprise) sont considérées. Deux approches économétriques sont analysées : la méthode du maximum de vraisemblance conditionnel de Lee (2007) et l'approche de variables instrumentales (VI) avec effets aléatoires fondée sur des restrictions d'exclusion. Dans nos données, l'approche de Lee, qui permet d'identifier les effets de pairs en imposant relativement peu d'hypothèses, conduit à des estimateurs qui se révèlent être peu fiables. La raison de base, confirmée par des simulations Monte Carlo, vient du fait que nous n'observons qu'une faible proportion des entreprises dans chacun des groupes échantillonnés (problème d'observabilité partielle). De plus, la correction proposée par Davezies et al. (2009) n'aide pas à améliorer les estimations. En revanche, l'approche de VI est robuste à l'observabilité partielle des groupes sociaux et peut donc être utilisée dans le cas de nos données. Nous trouvons ainsi un multiplicateur social entre 2,29 et 3,28 (selon la définition des groupes) pour la proportion d'employés dissimulés par les exploitants et entre 2,4 et 2,87 pour la proportion des établissements frauduleux.

Mots clés : Fraude sociale, effets de pairs, multiplicateur social.

* Département d'économie et CIRPÉE, Université Laval, Canada ; courriel : charles.bellemare@ecn.ulaval.ca

† Département d'économie et CIRPÉE, Université Laval, Canada ; courriel : bernard.fortin@ecn.ulaval.ca

‡ Agence centrale des organismes de Sécurité Sociale ; courriel : nadia.joubert@acoss.fr

§ CIRPÉE, Université Laval, Canada ; courriel : steeve.marchand.1@ulaval.ca

1 Introduction

La fraude sociale soulève des problèmes fondamentaux pour les autorités publiques. Tout d'abord, elle constitue une source importante de manque à gagner. Elle peut ainsi forcer le gouvernement à réduire ses dépenses sociales ou encore à hausser les taux de cotisation pour financer un niveau donné de dépenses. De plus, le principe d'équité horizontale, selon lequel les personnes et les entreprises économiquement identiques devraient supporter le même fardeau fiscal, est violé en présence de la fraude sociale. Plus généralement, celle-ci soulève des problèmes de moralité publique. Le fraudeur se comporte un peu comme un passager clandestin : il s'accommode ordinairement très bien des dépenses publiques dont il bénéficie mais sans prendre une juste part à leur financement. Sur le plan social, la généralisation du phénomène peut engendrer une perte de confiance vis-à-vis de la loi ainsi qu'un affaiblissement de la démocratie.

S'il est important pour les autorités publiques d'évaluer l'ampleur des cotisations non déclarées, il est aussi essentiel de comprendre les facteurs qui affectent la décision de frauder. Les modèles économiques traditionnels (Allingham et Sandmo 1972; Yitzhaki 1974), supposent que l'agent prend une telle décision en maximisant son revenu ou son utilité espéré, i.e., en comparant les avantages et les coûts espérés de la fraude. Il en ressort que la décision de frauder dépend en particulier des paramètres déterminant le niveau de prélèvements obligatoires que doit payer l'agent, de son risque subjectif d'être contrôlé par l'agence de prélèvements, de la pénalité qui lui est imposée en cas de vérification positive, et de ses caractéristiques individuelles (e.g., degré d'aversion au risque, sexe, âge, richesse).

Une limite importante de ce modèle de base vient du fait qu'il ignore l'effet des normes sociales sur la décision de frauder (Andreoni, Erard, et Feinstein 1998; Fortin, Lacroix, et Villeval 2007). Ainsi, l'adoption d'un comportement frauduleux des pairs de l'agent peut inciter celui-ci à faire de même. Cet effet d'imitation ou de conformité, connu aussi sous le nom d'effet de pairs, peut ainsi contribuer à la propagation de la fraude dans une région ou une activité donnée. Il peut se manifester par la réduction du stigma social associé à un comportement frauduleux. En outre, la transmission entre les exploitants d'informations sur les méthodes moins risquées ou moins coûteuses de fraude peut aussi expliquer l'amplification de la fraude. Enfin, le fait que certains agents fraudent peut inciter leurs émules à adopter un comportement semblable de façon à rester concurrentiels.

Le *multiplicateur social* de la fraude permet de résumer l'importance de ces effets de propagation ou d'amplification. Il se définit par le rapport entre l'impact d'un choc commun affectant le comportement de fraude des agents *en présence d'effets de pairs* et l'impact de ce choc *en l'absence d'effets de pairs* (Glaeser, Sacerdote, et Scheinkman 1996). Ainsi, si le multiplicateur social est égal à 2, ceci signifie qu'un choc qui incite une entreprise à frauder en l'absence d'effets de pairs (effet direct), incitera deux entreprises à adopter un tel comportement en présence d'effets de pairs (effet direct plus effet indirect). Galbiati et Zanella (2008) estiment que le multiplicateur social de la fraude des petites entreprises en Italie se situe à plus de 2,5. Ceci implique qu'un choc qui incite deux petites entreprises à adopter un comportement frauduleux en l'absence d'effets de pairs encouragera cinq entreprises ($= 2 \times 2,5$), soit trois entreprises additionnelles, à frauder en présence d'effets de pairs. À l'inverse, la rentabilité de l'investissement de lutte contre la fraude augmentera avec la valeur du multiplicateur social. Ainsi, dans l'exemple précédent, si l'agence de lutte contre la fraude sociale réussit à éliminer la fraude d'une petite entreprise, il en

résultera une élimination de la fraude pour 3 autres entreprises. Il est donc d'une importance capitale de bien mesurer le multiplicateur social dans l'évaluation des programmes de lutte contre la fraude sociale.

Les effets d'imitation, de conformité, de transmission d'information et de concurrence qui se manifestent au niveau local peuvent aussi expliquer une plus grande concentration des activités de fraude dans certaines régions (Glaeser, Sacerdote, et Scheinkman 2003; Graham 2008). Il en résultera donc une plus grande homogénéité intra-régionale des comportements de fraude qu'entre les différentes régions.

La première contribution de cet article est d'évaluer l'ampleur du multiplicateur social de la fraude fiscale. Nous disposons des données d'une enquête de 2009 menée par l'Agence centrale des organismes de Sécurité Sociale (Acos) sur les commerces de détail non-alimentaires en France. À partir du plan d'échantillonnage de l'enquête, les inspecteurs de l'Acos ont contrôlé de manière aléatoire des commerces à travers toutes les régions du territoire en proportion de l'activité dans chacune des régions. Les données nous permettent de considérer plusieurs définitions de groupe de référence (groupe de pairs) selon l'espace géographique et le type d'entreprise.

Un problème important est que les propriétés des estimateurs d'effets de pairs quand on observe un échantillon de chaque groupe de référence ont été peu étudiées à ce jour. Ceci nous amène à notre deuxième contribution. À l'aide de simulations de Monte Carlo, nous testons la robustesse de deux méthodes d'estimation quand on observe un échantillon aléatoire de chaque groupe plutôt que la totalité (problème d'*observabilité partielle*). Nous considérons deux méthodes d'estimation : la méthode du maximum de vraisemblance conditionnel (MVC) de Lee (2007), et l'approche de variables instrumentales (VI) avec effets aléatoires fondée sur des restrictions d'exclusion.

L'approche de Lee, qui permet d'identifier les effets de pairs en imposant relativement peu d'hypothèses, conduit à des estimateurs qui se révèlent être peu fiables quand la proportion des commerces observée est trop faible. De plus, la correction proposée par Davezies *et al.* (2009) n'aide pas à améliorer les estimations. En revanche, l'approche de VI est robuste à l'observabilité partielle des groupes sociaux et peut donc être utilisée dans le cas de nos données. Nous trouvons ainsi un multiplicateur social entre 2,29 et 3,28 (selon la définition des groupes) pour la proportion d'employés dissimulés par les exploitants et entre 2,4 et 2,87 pour la proportion des établissements frauduleux.

La suite de l'article est présentée de la manière suivante. Dans un premier temps, nous discutons des difficultés entourant l'identification et l'estimation du multiplicateur sociale de la fraude. Nous présentons ensuite les données qui seront utilisées pour notre analyse. La section 4 présente les résultats de l'estimation des effets de pairs estimés par trois approches différentes. Nous accordons une attention particulière à la performance des estimateurs dans le cas d'observabilité partielle des groupes sociaux. La section 5 conclue.

2 Le problème d'identification

L'évaluation des effets de pairs et plus généralement des interactions sociales vise à déterminer dans quelle mesure les individus s'influencent entre eux dans leurs comportements. L'estimation de ces effets est cependant grandement compliquée par certains problèmes d'identification. Supposons pour simplifier qu'on puisse partitionner la population des exploitants installés en France en un nombre fini de groupes. On suppose que chaque exploitant d'un groupe interagit avec tous les autres exploitants de son groupe mais avec aucun exploitant d'un autre groupe. On tentera de séparer trois effets :

L'effet de pairs endogène : L'influence du *comportement moyen* de fraude des exploitants d'un groupe sur la décision de frauder d'un exploitant de ce groupe. Comme on l'a mentionné en introduction, cet effet peut être causé par des effets d'imitation ou de conformité sociale, ou encore par la transmission d'informations sur les méthodes moins risquées ou moins coûteuses de fraude. Il peut aussi s'agir d'un effet de concurrence, car un comportement frauduleux chez les concurrents leur donne un avantage financier.¹ L'effet endogène est l'unique phénomène expliquant la présence d'un multiplicateur social.

Les effets de pairs contextuels : L'influence des *caractéristiques moyennes* des exploitants d'un groupe sur la décision de frauder d'un exploitant de ce groupe. Il peut s'agir, par exemple, de l'effet de l'ancienneté moyenne des établissements d'un groupe, ainsi que le sexe ou l'âge moyen de leurs exploitants. Contrairement aux comportements des exploitants, leurs caractéristiques sont exogènes et n'entraînent donc pas d'effets multiplicateurs.

Les effets corrélés : Il peut exister des effets corrélés pour deux raisons principales. Premièrement, en raison de l'auto-sélection dans les groupes, les exploitants ayant des caractéristiques semblables (*e.g.*, intérêt à frauder) peuvent avoir tendance à s'installer dans les mêmes régions. Deuxièmement, il peut y avoir des effets de chocs communs aux groupes. Par exemple, il peut être plus facile de frauder dans certaines régions à cause des différences inter-régionales entre les niveaux de contrôle. Les effets corrélés ne sont donc aucunement liés aux effets de pairs et ne génèrent pas de multiplicateur social.

Ces trois effets sont présentés dans un modèle structurel *linéaire-en-moyennes* que nous tentons d'estimer :

$$y_{ri} = \alpha_r + \lambda x_{ri} + \beta \bar{y}_r + \delta \bar{x}_r + \epsilon_{ri} \quad (1)$$

où y_{ri} mesure le niveau de fraude de l'exploitant i du groupe r , x_{ri} représente ses caractéristiques individuelles (on suppose ici, pour simplifier la notation, une seule caractéristique individuelle, *e.g.*, le sexe de l'exploitant), \bar{y}_r et \bar{x}_r dénotent les moyennes de ces variables dans le groupe r ,² et α_r capte les caractéristiques non observables communes au groupe r (effet fixe de groupe ou effets corrélés). Ces effets sont potentiellement corrélés avec les caractéristiques individuelles de l'exploitant (x_{ri}) et les caractéristiques observables du groupe (\bar{x}_r). Finalement, ϵ_{ri} est un terme aléatoire captant tous les autres facteurs inobservables déterminant le niveau de fraude de l'exploitant i du groupe r . Il est

1. Goerke et Runkel (2007) ont développé une analyse théorique de ce phénomène.

2. Ici, on suppose que l'exploitant i est inclus dans son groupe lorsqu'on calcule ces moyennes. On verra plus loin que l'exclusion de l'exploitant de son groupe dans les calculs de moyenne peut aider l'identification du modèle.

d'usage de poser l'hypothèse que, sachant l'effet fixe de groupe, les variables explicatives du modèle sont strictement indépendantes de ce terme. Le paramètre λ représente l'effet des caractéristiques individuelles. Le paramètre β représente l'effet de pairs endogène. Il est standard de supposer qu'en valeur absolue, β soit inférieur à l'unité, *i.e.*, $|\beta| < 1$. Dans ce modèle, le multiplicateur social de la fraude correspond au ratio $1/(1 - \beta)$.³ Ainsi, en l'absence d'effet de pairs endogène ($\beta = 0$), le multiplicateur social sera égal à un. Par contre, si l'effet de pairs endogène est de 0,5, le multiplicateur social sera de 2. L'identification de β permet donc d'identifier le multiplicateur social. Enfin, le paramètre δ représente l'effet de pairs contextuel.

Le problème d'identification consiste à estimer séparément l'effet de pairs endogène (β) et l'effet de pairs contextuel (δ). Il est clair qu'en présence d'effets corrélés de groupe (α_r), on ne peut identifier le modèle car ceux-ci, de même que la variable contextuelle (\bar{x}_r) et la variable endogène (\bar{y}_r), ne varient pas à l'intérieur d'un groupe. Même en absence d'effets corrélés, Manski (1993) démontre qu'il est impossible d'estimer séparément les deux effets de pairs.⁴ La cause est le problème de réflexion (ou miroir). Ce terme porte bien son nom : une valeur élevée de ϵ_{ri} pour un individu (par exemple un individu très peu averse au risque) se « reflète » automatiquement dans son niveau de fraude (y_{ir}) ainsi que dans le niveau moyen du groupe (\bar{y}_r). L'économètre ne peut alors pas déterminer si la corrélation entre y_{ir} et \bar{y}_r est causée par l'effet endogène ou si elle résulte simplement du « reflet » de ϵ_{ri} dans \bar{y}_r .⁵

Heureusement, il existe des méthodes économétriques permettant de contourner ces problèmes d'identification. Comme on le verra plus loin, chaque méthode repose sur une ou plusieurs hypothèses que l'on fait sur les données, les variables utilisées ou sur les groupes. Avant de passer aux méthodes d'estimation, il importe cependant de bien décrire les données utilisées.

3 Les données de l'Acoss

Les données proviennent de l'enquête de 2009 menées par l'Acoss sur 4241 établissements du commerce de détail non-alimentaire. Le plan d'échantillonnage de l'enquête a permis de contrôler de manière aléatoire des commerces à travers toutes les régions du territoire en proportion de l'activité dans chacune des régions. Ainsi, les données de l'enquête permettent de brosser un portrait représentatif des déterminants de la fraude sociale dans ce secteur d'activité.

Une question primordiale dans l'étude des effets d'interactions sociales est la définition des groupes de référence. Les données de l'Acoss nous fournissent plusieurs possibilités intéressantes quant à la définition de ceux-ci. Comme il n'existe pas de méthode de définition rigoureuse (à moins d'avoir de l'information subjective sur les « pairs » de chaque établissement, ce qui n'est pas le cas ici), il importe de considérer plusieurs alternatives et de comparer les résultats. Nous tenons compte de deux facteurs : l'éloigne-

3. En prenant la moyenne sur le groupe r de l'équation (1), on obtient : $\bar{y}_r = \alpha_r + \lambda \bar{x}_r + \beta \bar{y}_r + \delta \bar{x}_r + \bar{\epsilon}_r$. On obtient donc : $\bar{y}_r = \frac{1}{1-\beta} [\alpha_r + (\lambda + \delta) \bar{x}_r + \bar{\epsilon}_r]$. Le multiplicateur social est donné par : $\partial \bar{y}_r / \partial \alpha_r = 1/(1 - \beta)$.

4. L

5. Plus précisément, comme \bar{y}_r est linéairement dépendant de \bar{x}_r en forme réduite (voir note 3, deuxième équation), on ne peut identifier séparément l'effet endogène de l'effet exogène.

ment spatial entre les établissements et le type d'activité. Ce dernier est déterminé par la Nomenclature Insee (code Naf), qui indique si l'établissement vend, par exemple, des carburants, des articles de sports, *etc.* Quant à l'éloignement géographique, nous divisons la France selon deux méthodes (un premier niveau relatif à la circonscription de l'Urssaf et un second relatif au bassin d'emploi). Les définitions de groupes retenues sont donc les suivantes :

- Une combinaison Urssaf et code Naf : Les Urssaf sont des divisions géographiques comparables aux départements. La France est ainsi divisée en 101 Urssaf. À l'intérieur de chaque Urssaf, on répartit les établissements en fonction de leur code Naf, sachant que dans le commerce de détail non alimentaire, on compte 9 codes Naf.
- Les bassins d'emplois : Les bassins d'emplois sont des espaces géographiques plus petits que les Urssaf. Les établissements contrôlés sont répartis sur 308 bassins d'emplois. Cette définition de groupe tient uniquement compte de l'éloignement spatial. Il nous est, en effet, impossible de séparer les bassins d'emplois par codes Naf, car nous aurions alors dans trop de cas de groupes pour lesquels on n'observerait qu'un seul établissement.

Les données disponibles nous fournissent deux variables permettant de mesurer le niveau de fraude des établissements. La variable la plus intuitive pour mesurer la fraude capte simplement la présence d'une forme de fraude quelconque. Nous utilisons la variable *fraude avérée*, une variable binaire égale à un si l'établissement fraude et zéro sinon. Un avantage de cette définition est qu'elle comprend tous les types de fraudes disponibles dans les données : l'existence d'un procès verbal de travail dissimulé, d'un redressement, d'une absence de déclaration d'un salarié ou d'une irrégularité sans verbalisation. De plus, cette variable est observable pour tous les établissements étudiés.

Cependant, les variables discrètes contiennent souvent moins d'information que les variables continues. Nous créons donc la variable *prop sal diss* qui mesure la proportion des salariés qui sont dissimulés dans l'établissement. Plus précisément, nous calculons la fraction des travailleurs qui sont révélés par l'inspecteur comme étant dissimulés parmi les travailleurs auditionnés. Cette variable a cependant le désavantage de ne pas tenir compte de tous les types de fraude. De plus, elle n'est pas observable pour tous les établissements, car plusieurs établissements n'ont aucun employé auditionné.

Nous observons également plusieurs caractéristiques propres à l'exploitant ou à l'établissement. Nous retenons comme variables explicatives l'ancienneté de l'établissement, l'âge de l'exploitant, l'âge moyen des salariés, l'ancienneté moyenne des salariés, le sexe de l'exploitant, la proportion des salariés qui sont des hommes, la moyenne du nombre d'heures de travail par semaine des employés. Les variables d'âge et d'ancienneté sont mesurées en années. Le tableau 1 présente les statistiques descriptives pour ces variables.

La démarche préliminaire à l'estimation des effets de pairs est de vérifier si les établissements d'un groupe agissent de façon similaire. S'il y a présence d'effets multiplicateurs, on s'attend à observer des concentrations de fraude : dans certains groupes plusieurs établissements fraudent et encouragent les autres à frauder tandis que dans d'autres groupes la majorité des établissements ne fraudent pas et incitent les autres à en faire de même. Nous comparons donc les niveaux d'homogénéité dans les comportements à l'intérieur

TABLEAU 1 – Statistiques descriptives

	Moyenne	Écart-type	N
prop sal diss	0,06	0,214	3803
fraude avérée	0,118	0,322	4241
anc ets	12,251	11,756	4241
age expl	48,203	10,190	4241
expl femme	0,381	0,469	4241
moy age sal	37,024	11,137	4241
moy anc sal	5,759	6,499	4241
prop empl hommes	0,218	0,347	4241
moy heures sem	32,769	6,555	4241

des groupes en analysant les variances intra-groupes.

La variance intra-groupes réfère à la variance de la variable dépendante au sein d'un groupe d'entreprises. Cette statistique mesure le niveau de similitude dans le comportement des entreprises dans le groupe. Nous comparons les écarts-types intra-groupes en définissant les groupes selon nos deux méthodes. On peut ainsi voir si les entreprises semblent se comporter de façon similaire. Nous calculons cette mesure pour chaque groupe et prenons la moyenne sur l'ensemble des groupes comme le montre la formule suivante :

$$\bar{s} = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \sqrt{\frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^{n_r} (y_{ir} - \bar{y}_r)^2}$$

où R est le nombre de groupes, n_r est le nombre d'établissements observés dans le groupe r , y_{ir} est la variable *fraude avérée* pour l'entreprise i du groupe r et \bar{y}_r est la moyenne des y_{ir} dans le groupe r .

TABLEAU 2 – Variances intra-groupes

Définition des groupes	Nombre de groupes	\bar{s}
Échantillon total	1	0,322
Urssaf-code Naf	603	0,193
Bassins d'emplois	308	0,185

Le tableau (2) montre les résultats. La première ligne définit l'ensemble de l'échantillon comme étant un seul grand groupe. La valeur de 0,322 est donc une mesure de l'écart-moyen entre les comportements de tous les établissements. La deuxième ligne montre l'écart-type si on divise l'échantillon par la combinaison d'Urssaf et de code Naf. Ce résultat de 0,193, significativement plus faible que le premier, montre qu'on observe des comportements davantage similaires à l'intérieur de ces groupes que dans l'ensemble de l'échantillon. Une alternative est de diviser les groupes par les bassins d'emplois. On obtient alors un écart-type moyen encore plus faible (0,185).

On observe donc que les établissements se comportent bien de façon similaire à leurs pairs, et ce, peu importe la définition de groupe. Ces résultats confirment une condition nécessaire, mais pas suffisante à la présence d'effets multiplicateurs, car d'autres facteurs

(par exemple l'auto sélection dans les groupes) peuvent potentiellement expliquer une plus grande homogénéité à l'intérieur des groupes.

4 Estimations des effets de pairs sur la fraude sociale

Nous présentons les résultats en utilisant comme définition de groupe la combinaison Urssaf-code Naf. Cette définition a l'avantage de tenir compte du type d'activité exercée par l'entreprise car, tel que mentionné plus haut, les effets de pairs peuvent être causés par un effet de compétition. Nous tentons également de définir les groupes par les bassins d'emploi et présentons les résultats en annexe. On peut ainsi vérifier la robustesse des résultats par rapport au choix de définition du groupe.

4.1 Estimation par la méthode du MVC de Lee (2007)

L'avantage du modèle de Lee (2007), contrairement aux méthodes qui seront présentées plus loin, est qu'il permet de séparer les effets individuels, endogènes et contextuels et de tenir compte des effets fixes de groupe. Rappelons que le modèle de base que nous cherchons à estimer est le suivant :

$$y_{ri} = \alpha_r + \lambda x_{ri} + \beta \bar{y}_r + \delta \bar{x}_r + \epsilon_{ri}. \quad (2)$$

Rappelons aussi que β capte l'importance de l'effet endogène, δ capte l'importance des effets contextuels, et λ capte les effets individuels. On a alors deux problèmes importants. Premièrement, soustraire les effets fixes (α_r) du modèle impliquerait ici de soustraire également tous les effets qui sont spécifiques au groupe, dont les effets endogènes et contextuels. Deuxièmement, comme expliqué plus haut, le problème de réflexion fait que les variations de ϵ_{ri} sont directement liées aux variations de \bar{y}_r , ce qui empêche d'estimer l'effet endogène même en absence d'effets corrélés. Le modèle de Lee pose cependant l'hypothèse que l'établissement est *exclu* de son groupe de référence, ce qui permet de contourner ces deux problèmes. On obtient ainsi le modèle suivant :

$$y_{ri} = \alpha_r + \lambda x_{ri} + \beta \frac{\sum_{j \in M_{ri}} y_{rj}}{m_r - 1} + \delta \frac{\sum_{j \in M_{ri}} x_{rj}}{m_r - 1} + \epsilon_{ri}, \quad (3)$$

où m_r est la taille du groupe r . Pour éliminer les effets fixes de groupe (ou effets corrélés), l'équation (3) est réécrite en déviation par rapport à la moyenne du groupe. La forme réduite en déviation s'écrit :

$$y_{ri} - \bar{y}_r = \frac{(m_r - 1)\lambda - \delta}{m_r - 1 + \beta} (x_{ri} - \bar{x}_r) + \frac{(m_r - 1)}{m_r - 1 + \beta} (\epsilon_{ri} - \bar{\epsilon}_r), \quad (4)$$

où les moyennes des variables sont calculées avec tous les membres du groupe (incluant l'établissement i). Notons qu'à l'intérieur d'un groupe r , chaque établissement i , qui est exclu de son groupe, est influencé par ses propres variables endogènes et contextuelles $\frac{\sum_{j \in M_{ri}} y_{rj}}{m_r - 1}$ et $\frac{\sum_{j \in M_{ri}} x_{rj}}{m_r - 1}$. Ces variables ne sont pas spécifiques aux groupes, mais aux établissements. Ainsi, en calculant les variables en déviation par rapport aux moyennes des groupes, on élimine les effets corrélés (spécifiques aux groupes) mais non les effets endogènes et contextuels.

On observe que les coefficients de cette forme réduite varient en fonction des tailles de groupes (m_r). En conséquence, si les tailles de groupes varient, il y aura également des variations dans les valeurs des coefficients de la forme réduite. Ce sont ces variations qui permettent d'identifier les paramètres de la forme structurelle. On peut montrer qu'on a besoin d'au moins trois tailles de groupes différentes pour identifier séparément les paramètres β , λ et δ .⁶

Lee propose deux méthodes pour estimer les paramètres du modèle (3). Nous utilisons ici la méthode du maximum de vraisemblance conditionnel (MVC), car elle donne des estimateurs asymptotiquement plus efficaces que l'autre méthode (variables instrumentales). Réécrivons d'abord l'équation (3) sous forme matricielle et en permettant la présence de plusieurs variables individuelles (et contextuelles) :

$$\mathbf{y}_r = \mathbf{l}_{m_r} \alpha_r + \mathbf{X}_r \boldsymbol{\lambda} + \beta \mathbf{G}_r \mathbf{y}_r + \mathbf{G}_r \mathbf{X}_r \boldsymbol{\delta} + \boldsymbol{\epsilon}_r,$$

où \mathbf{l}_{m_r} est un vecteur de 1 de dimension ($m_r \times 1$) et \mathbf{G}_r est la matrice d'interactions sociales dans le groupe r qui sert à pondérer l'influence des choix des pairs sur le choix de l'établissement. On suppose pour l'instant que l'on observe la totalité des établissements pour chaque groupe. On suppose également que l'établissement est influencé par les choix de chacun de ses pairs, ce qui fait que les éléments hors-diagonale de \mathbf{G}_r sont tous égaux à $\frac{1}{m_r-1}$. Comme l'établissement est exclu de son groupe, les éléments sur la diagonale sont égaux à zéro. Définissons maintenant la matrice $\mathbf{J}_r = \mathbf{I}_{m_r} - \frac{1}{m_r} \mathbf{l}_{m_r} \mathbf{l}'_{m_r}$ où \mathbf{I}_{m_r} est une matrice identité ($m_r \times m_r$). Définissons aussi $\mathbf{J}_r \mathbf{A}_r = \mathbf{A}_r^*$. Les éléments de \mathbf{A}_r^* correspondent aux déviations des éléments de \mathbf{A}_r par rapport à la moyenne du groupe. En utilisant les variables en déviation (pour éliminer les effets fixes) et en calculant la forme réduite, on obtient :

$$\frac{m_r - 1 + \beta}{m_r - 1} \mathbf{y}_r^* = \mathbf{X}_r^* \frac{(m_r - 1)\boldsymbol{\lambda} - \boldsymbol{\delta}}{m_r - 1} + \boldsymbol{\epsilon}_r^*. \quad (5)$$

Cette équation correspond à l'équation (4). La méthode du MVC permet d'estimer les paramètres qui maximisent le logarithme de la vraisemblance de cette fonction, étant donné l'échantillon observé. La fonction de vraisemblance de ce modèle est la suivante :

$$\begin{aligned} \ln L = & c + \sum_{r=1}^R (m_r - 1) \ln(m_r - 1 + \beta) - \frac{M - R}{2} \ln(\sigma^2) \\ & - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{r=1}^R \left(\frac{m_r - 1 + \beta}{m_r - 1} \mathbf{y}_r^* - \mathbf{X}_r^* \frac{(m_r - 1)\boldsymbol{\lambda} - \boldsymbol{\delta}}{m_r - 1} \right)' \left(\frac{m_r - 1 + \beta}{m_r - 1} \mathbf{y}_r^* - \mathbf{X}_r^* \frac{(m_r - 1)\boldsymbol{\lambda} - \boldsymbol{\delta}}{m_r - 1} \right), \end{aligned} \quad (6)$$

où M est le nombre total d'établissements, R est le nombre total de groupes et c est un terme constant. Les colonnes « Sans correction » du tableau (3) présentent les résultats de l'estimation du modèle de Lee par méthode de maximum de vraisemblance conditionnel (MVC). Dans ce cas, on ne tient pas compte de l'observabilité partielle des établissements dans les groupes de référence. Les effets individuels sont relativement significatifs. (On suppose que la taille observée du groupe est égale à m_r .) La première variable, l'ancienneté de l'établissement, est très significative (seuil de 1%), mais relativement faible en valeur absolue. Le coefficient de -0,0011 signifie qu'un établissement qui a ouvert une

6. En examinant le coefficient associé à $x_{ri} - \bar{x}_r$ dans l'équation (4), soit $\frac{(m_r-1)\lambda-\delta}{m_r-1+\beta}$, il est clair qu'on a besoin d'au moins trois m_r différents pour identifier λ , δ , et β . Si on a plus de trois tailles de groupe différentes, le modèle est suridentifié.

année plus tôt aura un taux de dissimulation de ses employés plus faible de 0,11 unités de pourcentage. Par conséquent, le taux de dissimulation d'un établissement qui est 10 ans plus ancien qu'un autre sera plus faible de 1,1 unités de pourcentage. L'âge de l'exploitant est aussi significatif, mais encore une fois relativement faible. Si on multiplie le coefficient par 10, on voit qu'un exploitant de 10 ans plus vieux qu'un autre aura, *ceteris paribus*, un taux de dissimulation d'employés plus faible de 0,11 unités de pourcentage. Les femmes ont un taux de dissimulation de leurs employés significativement plus élevé que les hommes. En effet, le taux de dissimulation des employés est plus élevé de 3,01 unités de pourcentage pour les exploitantes que pour les exploitants. En revanche, la proportion des salariés qui sont des hommes affecte positivement et significativement le taux de dissimulation. Un établissement où tous les employés sont des hommes aura en moyenne une proportion d'employés dissimulés de 2,58 unités de pourcentage de plus qu'un établissement où tous les employés sont des femmes. La dernière variable significative est la moyenne du nombre d'heures travaillées par les employés. Une entreprise où les employés travaillent en moyenne 10 heures de plus aura donc en moyenne une proportion d'employés dissimulés plus élevée de 1,4 unités de pourcentage.

Les effets contextuels, qui représentent l'effet des caractéristiques moyennes des autres établissements du groupe ne sont pas statistiquement significatifs, à l'exception de l'âge de l'exploitant et de la moyenne de l'âge des salariés. Ceci suggère qu'un établissement a davantage tendance à frauder quand l'âge moyen de ses pairs ou des employés de ses pairs est plus élevé.

L'effet de pairs endogène est significatif et très élevé. Selon le résultat obtenu, si la proportion moyenne d'employés dissimulés par les pairs d'un exploitant augmente d'une unité de pourcentage, la proportion d'employés dissimulés de l'exploitant augmentera de 0,696 unité de pourcentage. Le multiplicateur social associé à cet effet endogène est ainsi de 3,29 [= $1/(1 - 0,6962)$]. Une politique qui réussirait à réduire directement le taux d'employés dissimulés d'un pourcentage engendrerait donc une diminution de 3,29 unités de pourcentage en raison de l'effet indirect amplificateur des effets de pairs.

Si on définit plutôt les groupes par les bassins d'emplois, on trouve un effet endogène légèrement supérieur. (Les résultats sont présentés dans le tableau 6 de l'annexe.) L'effet de 0,7294 entraîne un multiplicateur de 3,6955.

On ne doit cependant pas porter de conclusion hâtive concernant ces résultats. En effet, les résultats précédents maintiennent l'hypothèse implicite que nous observons la totalité des établissements à l'intérieur de tous les groupes de référence. Or, nous observons en moyenne seulement 6% des établissements de chaque groupe de référence. Ainsi, nous devons tenir compte du fait que les variations dans les tailles réelles des groupes, qui permettent l'identification du modèle, ne correspondent pas nécessairement aux variations dans les tailles observées. Davezies *et al.*(2009) proposent une méthode permettant de corriger pour l'observabilité partielle des établissements. Nous appliquons cette correction en utilisant les nombres d'établissements par groupe dans la population totale (par exemple le nombre total de commerces d'articles de sport à l'intérieur d'une Urssaf) pour identifier le modèle.⁷

Les résultats de l'estimation avec la correction sont présentés dans la deuxième co-

7. Cette correction est décrite en détails dans Boucher *et al.*(2010)

TABLEAU 3 – MVC de Lee pour les groupes Urssaf-Naf (2009)

	Sans correction		Avec correction	
	Coefficient	Écart-type	Coefficient	Écart-type
effet endogène	0,6962***	0,0878	38,332***	3,3264
effets individuels				
anc ets	-0,0011***	0,0004	-0,0015***	0,0005
âge expl	-0,0011***	0,0004	-0,0003	0,0004
expl femme	0,0301***	0,0106	0,0291**	0,0119
moy age sal	0,0007*	0,0004	0,0012**	0,0005
moy anc sal	-0,0011	0,0007	-0,0023**	0,001
prop empl hommes	0,0258*	0,0137	0,02	0,0158
moy heures sem	0,0014***	0,0005	0,0013**	0,0006
effets contextuels				
anc ets	0,0012	0,002	-0,1239**	0,0573
âge expl	0,0052**	0,0021	0,0688	0,0491
expl femme	-0,0002	0,0463	0,6843	1,2034
moy age sal	0,0044**	0,0021	0,1428***	0,0553
moy anc sal	-0,0022	0,0039	-0,1548*	0,0864
prop empl hommes	-0,0453	0,0603	-1,4264	1,8137
moy heures sem	0,0077	0,0026	0,2153	0,0806
Nombre d'observations :	3704		3231	
Log de la vraisemblance :	-4,9037x10 ⁷		-6,6817x10 ⁷	
* significatif à un seuil de 10%				
** significatif à un seuil de 5%				
*** significatif à un seuil de 1%				

lonne du tableau 3. Malheureusement, la correction proposée produit des estimés clairement biaisés : la valeur estimée de β est de 38,3 et donc beaucoup plus élevée que 1. Ces résultats suggèrent que la correction proposée par Davezies *et al.*(2009) ne réussit pas à corriger le problème d’observabilité partielle dans les données de l’Acoss. Une explication possible est que la correction réussit à corriger pour l’observabilité partielle seulement lorsque la proportion d’établissements observés dans les groupes dépasse un certain seuil. Nous explorons cette possibilité en effectuant une étude de Monte Carlo. En particulier, nous avons généré des données artificielles provenant du modèle de l’équation (3). Par la suite, nous tirons de manière aléatoire un sous-ensemble d’établissements simulés de chaque groupe de référence et estimons les paramètres du modèle en utilisant les établissements formant les sous-ensembles. Ainsi, cet exercice de Monte Carlo nous permet de faire varier le pourcentage d’établissements simulés (de 0,1 à 1) qui seront utilisés dans les estimations. De plus, nous comparons la performance de la méthode de Lee (2007) avec et sans l’utilisation de la correction proposée par Davezies *et al.* (2009).

Les résultats sont présentés dans le tableau 9 de l’annexe pour différentes tailles de populations. Les estimations sans correction, où nous supposons (à tort) que l’on observe l’ensemble de chaque groupe, montrent un résultat frappant : à mesure que l’on diminue la proportion d’établissements observés, le biais augmente progressivement vers le bas. Quand la proportion observée devient très faible, et que l’on observe ainsi très peu d’individus dans chaque groupe, le biais revient alors vers le haut. Ce résultat n’est pas encourageant pour la fiabilité de nos estimations précédentes, car nous nous situons justement dans cette zone (une proportion des établissements observés inférieure à 10%) où on ne peut savoir si le biais est vers le haut ou vers le bas. Pour ce qui est de l’estimation avec correction, on voit qu’elles fonctionnent relativement bien quand on observe au moins 50% des établissements chaque groupe. Cependant, à mesure que l’on en observe moins, l’estimation devient fortement biaisée vers le haut, ce qui explique notre résultat aberrant de l’effet endogène avec correction. Ces résultats nous incitent à faire davantage d’hypothèses afin de faciliter l’identification.

4.2 Estimation par restrictions d’exclusion

Notre deuxième approche consiste à imposer des restrictions d’exclusion sur les effets contextuels pour identifier l’effet endogène. Cette méthode a été utilisée à maintes reprises dans la littérature sur les effets de pairs.⁸ La méthode est décrite en profondeur dans Graham et Hahn (2005). Réécrivons le modèle sous la forme suivante (en supposant pour simplifier une seule variable individuelle) :

$$y_{ri} = \lambda x_{ri} + \beta \bar{y}_{r-i} + \delta \bar{x}_{r-i} + \mu_{ri} \quad (7)$$

$$\mu_{ri} = \alpha_r + \epsilon_{ri}, \quad (8)$$

où \bar{y}_{r-i} et \bar{x}_{r-i} correspondent aux moyennes des variables dans le groupe r excluant l’individu i . Rappelons que \bar{y}_{r-i} est une variable endogène, c’est-à-dire qui est corrélée avec μ_{ri} . La méthode d’estimation consiste à utiliser \bar{x}_{r-i} comme instrument pour \bar{y}_{r-i} .

8. Evans, Oates, et Schwab (1992) furent parmi les premiers à adopter cette approche.

Un bon instrument doit remplir deux critères : il doit être corrélé avec la variable endogène, mais non avec le terme d'erreur. L'absence de corrélation avec le terme d'erreur suppose que $\delta = 0$ (*i.e.*, il n'y a pas d'effets contextuels : restriction d'exclusion dans le modèle structurel). Sous cette hypothèse, \bar{x}_{r-i} sera un instrument valide pour \bar{y}_{r-i} . La condition de corrélation avec la variable endogène sera remplie dans le cas de \bar{x}_{r-i} si λ est différent de zéro (*i.e.*, s'il y a présence d'effets individuels).⁹

Notons que les hypothèses de ce modèle sont plus restrictives que celles de Lee (2007). On doit non seulement faire l'hypothèse qu'il n'y a pas d'effets contextuels, mais on doit aussi traiter les α_r comme des effets aléatoires plutôt que des effets fixes. On suppose ainsi que α_r n'est pas corrélé avec les variables que l'on considère comme exogènes (les x_{rj}). Par ailleurs, l'estimation du modèle de Lee par MVC suppose la normalité des ϵ_{rj} , ce que n'impose pas la méthode de variables instrumentales.

Le modèle de variables instrumentales est cependant avantageux dans notre cas. Comme le montrent nos études de Monte-Carlo, les modèles où l'identification repose sur les tailles réelles des groupes se caractérisent par une performance plutôt décevante quand on n'observe pas une proportion assez élevée d'individus du groupe. En revanche, dans l'estimation par restrictions d'exclusion, les hypothèses qui nous permettent d'identifier le modèle ne sont pas affectées par la proportion d'individus observés dans un groupe.

Les résultats sont présentés dans le tableau 4. Remarquons que, suite à plusieurs tests informels, nous avons choisi de ne pas imposer de restriction d'exclusion sur l'ancienneté de l'établissement, car ces tests suggèrent que l'effet contextuel de l'ancienneté de l'établissement est non-nul dans certaines spécifications.¹⁰ Le premier élément important du tableau est le test de Stock-Yogo d'instruments faibles. La statistique du test rejette fortement l'hypothèse nulle que les instruments sont faibles (*i.e.*, peu corrélés avec la variable endogène de droite).

S'agissant des résultats, on obtient un effet de pairs endogène très significatif et élevé. L'effet de 0,6956 correspond à un multiplicateur social de 3,28. On observe aussi que l'effet contextuel de l'ancienneté de l'établissement est positif et significatif, ce qui suggère que nous avons eu raison de ne pas supposer l'effet nul. Pour ce qui est des effets individuels, on voit qu'ils sont relativement semblables à ceux estimés plus haut par le MVC de Lee (2007).

Le tableau 7 de l'annexe présente les résultats utilisant comme groupe de référence les bassins d'emploi. Nous obtenons cette fois un multiplicateur un peu plus faible, soit d'environ 2,29. Les autres effets sont très semblables.

De plus, comme pour le modèle de Lee (2007), nous avons effectué une étude de

9. Plus précisément, la forme réduite de \bar{y}_{r-i} est donnée par : $\bar{y}_r = \frac{1}{1-\beta} [\alpha_r + \lambda \bar{x}_r + \bar{\epsilon}_r]$ lorsque $\delta = 0$ (voir note 3). Il faut donc que λ soit différent de zéro pour que \bar{x}_r soit corrélé avec \bar{y}_{r-i} , la variable endogène de droite du modèle structurel.

10. La logique des tests effectués est la suivante : nous imposons une restriction d'exclusion sur une seule variable. Si l'hypothèse n'est pas rejetée, cette variable peut servir d'instrument pour estimer le modèle. On examine ensuite les effets contextuels obtenus. Si l'un d'eux est significativement différent de zéro, ceci suggère que l'hypothèse de restriction d'exclusion n'est pas appropriée pour la variable. Nous répétons ce test pour plusieurs choix d'instruments. Notons cependant que ces tests ne sont pas rigoureux au sens où il est impossible de tester l'identification exacte de notre modèle.

TABLEAU 4 – Estimation par restrictions d'exclusion en variables instrumentales pour les groupes Urssaf-Naf (2009)

	Coefficient	Écart-type
effet endogène	0,6956***	0,18
effets individuels		
anc ets	-0,0012***	0,0003
âge expl	-0,0006**	0,0003
expl femme	0,0287***	0,0078
moy age sal	0,0002	0,0004
moy anc sal	-0,0007*	0,0004
prop empl hommes	0,0334***	0,0106
moy heures sem	0,0006	0,0004
effet contextuel		
anc ets	0,001	0,0008
Test de Stock-Yogo		
Statistique : 60,40***		

Nombre d'observations :3704

* significatif à un seuil de 10%

** significatif à un seuil de 5%

*** significatif à un seuil de 1%

Monte Carlo pour vérifier si l'observabilité partielle des établissements peut engendrer un biais important dans l'estimation de l'effet endogène par méthode de variables instrumentales. Cette étude de Monte Carlo est similaire à celle que nous avons effectuée pour analyser la performance du modèle de Lee (2007). En particulier, les données sont générées à partir de la même forme structurelle, mais les effets contextuels sont cette fois-ci fixés à zéro. Nous examinons encore une fois comment se comporte l'estimateur à mesure que la proportion d'établissements observés diminue.

Les résultats sont présentés pour différentes tailles réelles de groupes dans le tableau 10 de l'annexe. On remarque deux points importants. Premièrement, on a un biais vers le bas qui augmente à mesure que la proportion observée diminue, mais ce biais est beaucoup moins important que pour le MVC de Lee (2007). Deuxièmement, ce biais est atténué à mesure que les tailles de groupes réelles augmentent. Ces résultats sont très encourageants. Dans les données de l'Acoss, les tailles de groupes réelles semblent trop grandes pour estimer correctement le modèle de Lee. (Souvenons-nous que la taille réelle d'un groupe correspond à l'ensemble des commerces d'un certain type dans une Ursaaf, et non seulement ceux échantillonnés pour l'enquête.) L'estimation par restrictions d'exclusion est donc mieux adaptée à nos données, même s'il est possible que notre estimateur soit légèrement biaisé.

4.3 Estimation d'un modèle probit avec restrictions d'exclusion

Notre dernière méthode d'estimation est très comparable à celle que nous venons de décrire : nous utilisons les mêmes hypothèses de restrictions d'exclusion pour identifier le modèle, mais la variable dépendante est maintenant binaire (la variable *fraude avérée*). Nous mesurons donc maintenant les effets de pairs sur la décision de frauder (plutôt que sur la proportion d'employés dissimulés) en utilisant un modèle probit avec variables instrumentales.

Les effets marginaux des variables du modèle sont présentés dans le tableau 5. L'effet endogène est encore une fois très significatif et élevé (0,6522). L'effet marginal estimé implique que si 1% des pairs d'un individu cessent de frauder, la probabilité que l'individu fraude diminuera de 0,6522 point de pourcentage. Le multiplicateur social de 2,87 ($= 1/(1 - 0,6522)$) associé à cet effet endogène signifie qu'une politique qui aurait comme effet direct de réduire le taux de fraude de 1 unité de pourcentage réduirait le taux de fraude de 2,87 unités de pourcentage en raison de l'effet de pairs endogène. Basé sur les bassins d'emplois, le multiplicateur social est s'avère un peu plus faible, soit 2,19 (voir Tableau 8).

En somme, les trois méthodes d'estimation présentées ci-dessus suggèrent la présence d'effets multiplicateurs relativement élevés. Cependant, l'estimation par le MVC de Lee (2007) est, comme nous l'avons vu, peu fiable considérant l'importance de l'observabilité partielle des établissements dans les groupes de référence. C'est pourquoi nous avons eu recours à deux méthodes d'estimations par variables instrumentales qui sont robustes à ce problème, mais qui imposent des hypothèses plus fortes sur le processus de génération des données.

TABLEAU 5 – Estimation d'un modèle probit avec variables instrumentales pour les groupes Urssaf-Naf (2009)

	Effet marginal	Écart-type
effet endogène	0,6522***	0,1225
effets individuels		
anc ets	-0,0017***	0,0005
âge expl	-0,0012**	0,0005
expl femme	0,0304***	0,0094
moy age sal	$8,82 \times 10^{-6}$	0,0005
moy anc sal	-0,0012*	0,0007
prop empl hommes	0,055***	0,0171
moy heures sem	0,0001	0,0005
effet contextuel		
anc ets	0,0023**	0,0009

Nombre d'observations : 4142

Log de la pseudo vraisemblance : -1189,61

écarts-types calculés par groupe (clustered standard errors)

* significatif à un seuil de 10%

** significatif à un seuil de 5%

*** significatif à un seuil de 1%

5 Conclusion

L'objectif principal de cet article a été d'estimer séparément les effets de pairs endogènes et contextuels sur la fraude sociale. L'effet de pairs endogène mesure l'impact du comportement de fraude des pairs d'un exploitant sur sa décision de frauder. Cet effet peut provenir d'un comportement de conformité sociale, de transmission d'informations entre les exploitants, ou encore d'un comportement de marché qui incite les non-fraudeurs à le devenir de façon à rester concurrentiels. Les effets de pairs contextuels mesurent l'impact des caractéristiques des pairs sur une telle décision.

L'effet de pairs endogène peut être à la source d'un *multiplicateur social*. Celui-ci vient amplifier l'impact direct d'un choc qui stimule ou au contraire décourage la décision de frauder des exploitants. Nous avons également souligné qu'il est crucial de bien mesurer ce multiplicateur social dans l'évaluation des politiques de lutte contre la fraude sociale. Ainsi si ce multiplicateur est égal à 2, ceci signifie que l'effet de pairs endogène vient amplifier l'effet direct de la politique sur la fraude par un facteur de deux.

Par ailleurs, nous avons montré que l'endogénéité dans la formation des réseaux peut aussi expliquer la présence d'une certaine homogénéité de comportements de fraude à l'intérieur des groupes. De tels *effets corrélés* s'expliquent entre autres du fait que les exploitants faisant partie d'un groupe ont des préférences semblables ou encore partagent un même environnement économique.

Notre stratégie empirique a été dans un premier temps d'estimer conjointement les ef-

fets endogènes, les effets contextuels et les effets corrélés en exploitant l'hétérogénéité de l'exposition aux comportements frauduleux des membres à l'intérieur de chaque groupe de référence, tel que suggéré par Lee (2007). Cette approche a l'avantage de permettre en théorie de séparer les trois effets recherchés en imposant un nombre restreint d'hypothèses économiques et statistiques. En pratique cependant, nous avons observé que l'approche de Lee (2007) produit des résultats qui nous paraissent fortement biaisés lorsqu'on l'applique aux données de l'Acoss. Une analyse de Monte Carlo nous a permis d'identifier la source du biais. En effet, nous avons trouvé que le biais de l'approche de Lee (2007) est attribuable à l'observabilité partielle des membres de chaque groupe de référence. En particulier, il faut observer au minimum le comportement de la moitié des membres de chaque groupe de référence pour obtenir des estimés fiables des effets de pairs. Les données de l'Acoss contiennent quant à elles de l'information sur approximativement 6% des membres de chaque groupe de référence, ce qui est bien en dessous du taux qui semblerait nécessaire pour utiliser l'approche de Lee (2007).

Nous avons dans un deuxième temps imposé davantage d'hypothèses permettant d'estimer le multiplicateur social de la fraude malgré la forte observabilité partielle des groupes de référence dans les données de l'Acoss. La première hypothèse stipule qu'il existe des variables contextuelles qui n'affectent pas directement la fraude. Ces variables peuvent servir d'instruments permettant l'identification de l'effet de pairs endogène. Nous permettons toutefois que l'exploitant soit directement influencé par l'ancienneté moyenne de ses pairs. La seconde hypothèse stipule que les facteurs inobservables de chaque groupe ne sont plus corrélés avec les variables explicatives qui demeurent dans le modèle. Ces hypothèses ne sont pas vérifiables. Ainsi, leur crédibilité aura un impact direct sur la crédibilité des résultats obtenus.

Sur la base de ces hypothèses, nous avons pu créer des variables instrumentales pour faciliter l'identification. Les multiplicateurs sociaux trouvés pour ces entreprises sont élevés. Le premier concerne la proportion des employés dissimulés par les exploitants. On trouve un multiplicateur entre 2,29 et 3,28 (selon la définition des groupes de référence) ce qui, bien que légèrement imprécis, est certainement très élevé. Rappelons l'interprétation de ces résultats en utilisant, par prudence, le résultat de 2,29. Une politique qui aurait comme effet direct d'augmenter la proportion d'employés dissimulés d'une unité de pourcentage (par exemple, un taux de cotisation plus élevé), aurait comme effet d'augmenter cette proportion de 2,29 unités de pourcentage en présence d'un effet de pairs endogène. En revanche, si une politique parvient à réduire la proportion d'une unité de pourcentage (par exemple, dépenses accrues en contrôle social), la baisse sera amplifiée à 2,29 unités de pourcentage.

Le deuxième multiplicateur concerne le taux de fraude (peu importe le type de fraude). On trouve un multiplicateur entre 2,4 et 2,87, ce qui est encore une fois très élevé. L'interprétation est la suivante : si une politique a comme effet d'augmenter (ou de réduire) le taux de fraude d'une unité de pourcentage, le multiplicateur social aura comme effet d'amplifier cet effet à une valeur entre 2,4 et 2,87.

Les effets multiplicateurs sur la fraude ont été très peu étudiés à ce jour. À notre connaissance, la seule étude que nous pouvons utiliser comme comparaison est celle de Galbiati et Zanella (2008), qui trouvent pour la fraude fiscale en Italie un multiplicateur social entre 2,5 et 3, un résultat très proche du nôtre.

Les résultats des études de Monte Carlo ouvrent plusieurs voies de recherche future. En effet, les causes des biais liés au problème d'observabilité partielle des groupes de référence sont pour l'instant inconnues. Particulièrement, l'estimateur de Lee (2007) qui inclut la correction proposée par Davezies *et al.* (2009) est en théorie non biaisé, mais l'est fortement en pratique. Par ailleurs, les résultats des simulations de Monte Carlo sans correction pour les tailles réelles des groupes offrent une réponse à une préoccupation plus générale dans la littérature, c'est-à-dire la robustesse des résultats si l'économètre se trompe dans la définition des groupes. Nos simulation suggèrent que certains estimateurs peuvent être plus robustes que d'autres aux définitions inexactes (dans ce cas-ci, un échantillon aléatoire du groupe réel). Il importerait de tester comment se comportent divers estimateurs face à diverses « mauvaises » façons de définir les groupes.

Références

- ALLINGHAM, M. G. ET A. SANDMO (1972) : "Income Tax Evasion : A Theoretical Analysis," *Journal of Public Economics*, 1, 323–338.
- ANDREONI, J., B. ERARD, ET J. FEINSTEIN (1998) : "Tax Compliance," *Journal of Economic Literature*, 36, 818–860.
- BOUCHER, V., Y. BRAMOULLÉ, H. DJEBBARI, ET B. FORTIN (2010) : "Do Peers Affect Student Achievement ? Evidence from Canada Using Group Size Variation," Rapport technique.
- DAVEZIES, L., X. D'HAULTFOEUILLE, ET D. FOUGÈRE (2009) : "Identification of Peer Effects Using Group Size Variation," *Econometrics Journal*, 12, 397–413.
- EVANS, W. N., W. E. OATES, ET R. M. SCHWAB (1992) : "Measuring Peer Group Effects : A Study of Teenage Behavior," *Journal of Political Economy*, 100, 966–91.
- FORTIN, B., G. LACROIX, ET M.-C. VILLEVAL (2007) : "Tax Evasion and Social Interactions," *Journal of Public Economics*, 91, 2089–2112.
- GALBIATI, R. ET G. ZANELLA (2008) : "The Social Multiplier of Tax Evasion : Evidence from Italian Audit Data," Department of Economics University of Siena 539, Department of Economics, University of Siena.
- GLAESER, E. L., B. SACERDOTE, ET J. A. SCHEINKMAN (1996) : "Crime and Social Interactions," *The Quarterly Journal of Economics*, 111, 507–48.
- GLAESER, E. L., B. I. SACERDOTE, ET J. A. SCHEINKMAN (2003) : "The Social Multiplier," *Journal of the European Economic Association*, 1, 345–353.
- GOERKE, L. ET M. RUNKEL (2007) : "Tax Evasion and Competition," Rapport technique.
- GRAHAM, B. S. (2008) : "Identifying Social Interactions Through Conditional Variance Restrictions," *Econometrica*, 76, 643–660.
- GRAHAM, B. S. ET J. HAHN (2005) : "Identification and Estimation of the Linear-in-means Model of Social Interactions," *Economics Letters*, 88, 1–6.
- MANSKI, C. F. (1993) : "Identification of Endogenous Social Effects : The Reflection Problem," *Review of Economic Studies*, 60, 531–42.
- YITZHAKI, S. (1974) : "A Note on Income Tax Evasion : A Theoretical Analysis," *Journal of Public Economics*, 3, 201–202.

6 Annexe des tableaux

TABLEAU 6 – MVC de Lee pour les bassins d'emplois (2009)

	Sans correction		Avec correction	
	Coefficient	Écart-type	Coefficient	Écart-type
effet endogène	0,7294***	0,1136	65,793***	6,9873
effets individuels				
anc ets	-0,0014***	0,0004	-0,0016***	0,0005
âge expl	-0,0006*	0,0004	-0,0008*	0,0004
expl femme	0,0209**	0,0096	0,0261	0,0116
moy age sal	0,0008**	0,0004	0,0011**	0,0005
moy anc sal	-0,0009*	0,0005	0,0007	0,0006
prop empl hommes	0,0414***	0,012	0,0361**	0,0148
moy heures sem	0,0004	0,0005	0,0011	0,0007
effets contextuels				
anc ets	0,0031	0,0027	-0,0451	0,1469
âge expl	0,0006	0,0023	-0,0447	0,1247
expl femme	-0,0959*	0,0555	-0,825	2,5616
moy age sal	0,0053*	0,0029	0,327**	0,1484
moy anc sal	-0,0032	0,0052	-0,0128	0,2399
prop empl hommes	0,0024	0,0857	-2,9567	3,9469
moy heures sem	0,0006	0,004	0,3331	0,2153
Nombre d'observations :	3785		3299	
Log de la vraisemblance :	-5,9191x10 ⁷		-7,7453x10 ⁷	
* significatif à un seuil de 10%				
** significatif à un seuil de 5%				
*** significatif à un seuil de 1%				

TABLEAU 7 – Estimation par restrictions d'exclusion en variables instrumentales pour les bassins d'emplois (2009)

	Coefficient	Écart-type
effet endogène	0,5645***	0,1987
effets individuels		
anc ets	-0,0014***	0,0003
âge expl	-0,0006**	0,0003
expl femme	0,0282***	0,0076
moy age sal	0,0003	0,0003
moy anc sal	-0,0007	0,0003
prop empl hommes	0,0429***	0,0098
moy heures sem	0,0005	0,0004
effet contextuel		
anc ets	0,0025***	0,0009
Test de Stock-Yogo		
Statistique : 68,94***		

Nombre d'observations :3785

* significatif à un seuil de 10%

** significatif à un seuil de 5%

*** significatif à un seuil de 1%

TABLEAU 8 – Estimation d'un modèle probit avec variables instrumentales pour les bassins d'emplois (2009)

	Effet marginal	Écart-type
effet endogène	0,5445***	0,1219
effets individuels		
anc ets	-0,0019***	0,0006
âge expl	-0,0012**	0,0005
expl femme	0,0287***	0,0106
moy age sal	0,0001	0,0006
moy anc sal	-0,0012*	0,0007
prop empl hommes	0,064***	0,0116
moy heures sem	0,0002	0,0007
effet contextuel		
anc ets	-0,0036***	0,0009

Nombre d'observations :4224

Log de la pseudo vraisemblance : -2178,29

écarts-types calculés par groupe (clustered standard errors)

* significatif à un seuil de 10%

** significatif à un seuil de 5%

*** significatif à un seuil de 1%

TABLEAU 9 – Monte Carlo pour le MVC de Lee (2007) pour différentes tailles de la population

prop obs	M=5K (R=100)		M=40K (R=800)		M=80K (R=1600)	
	beta sans corr	beta avec corr	beta sans corr	beta avec corr	beta sans corr	beta avec corr
1	0,451 (0,467)	- -	0,353 (0,156)	- -	0,358 (0,109)	- -
0,9	0,425 (0,439)	0,463 (0,496)	0,345 (0,145)	0,357 (0,165)	0,346 (0,102)	0,360 (0,116)
0,8	0,405 (0,409)	0,466 (0,531)	0,339 (0,134)	0,362 (0,177)	0,341 (0,094)	0,364 (0,124)
0,7	0,378 (0,377)	0,480 (0,575)	0,336 (0,121)	0,363 (0,191)	0,335 (0,087)	0,363 (0,134)
0,6	0,367 (0,343)	0,503 (0,631)	0,346 (0,108)	0,370 (0,210)	0,339 (0,075)	0,366 (0,147)
0,5	0,324 (0,307)	0,523 (0,708)	0,320 (0,093)	0,392 (0,234)	0,320 (0,063)	0,382 (0,164)
0,4	0,303 (0,27)	0,668 (0,819)	0,263 (0,079)	0,465 (0,269)	0,262 (0,052)	0,452 (0,188)
0,3	0,250 (0,234)	1,160 (0,996)	0,173 (0,067)	0,786 (0,323)	0,165 (0,045)	0,764 (0,226)
0,2	0,265 (0,199)	3,473 (1,346)	0,134 (0,059)	2,455 (0,422)	0,122 (0,04)	2,376 (0,295)
0,1	0,718 (0,174)	∞ ()	0,642 (0,052)	∞ ()	0,618 (0,036)	∞ ()

Effet endogène : 0,35

Taille de groupe réelle moyenne : 50

Écart dans les tailles réels : ± 40 (La distribution des tailles suit une loi uniforme)

1000 répétitions

M=Population totale
R=Nombre de groupes

TABLEAU 10 – Monte Carlo pour l'estimation par restrictions d'exclusion en variables instrumentales

prop obs	m=50 (R=800)	m=100 (R=400)	m=200 (R=200)	m=300 (R=133)
1	0,356 (0,008)	0,356 (0,008)	0,36 (0,008)	0,363 (0,008)
0,9	0,353 (0,008)	0,354 (0,008)	0,359 (0,009)	0,363 (0,008)
0,8	0,349 (0,009)	0,352 (0,009)	0,358 (0,009)	0,362 (0,009)
0,7	0,345 (0,009)	0,35 (0,01)	0,356 (0,01)	0,361 (0,01)
0,6	0,339 (0,01)	0,347 (0,01)	0,355 (0,01)	0,36 (0,011)
0,5	0,332 (0,011)	0,343 (0,011)	0,352 (0,011)	0,36 (0,012)
0,4	0,322 (0,012)	0,338 (0,012)	0,349 (0,013)	0,357 (0,013)
0,3	0,308 (0,014)	0,329 (0,014)	0,345 (0,015)	0,354 (0,012)
0,2	0,283 (0,017)	0,314 (0,017)	0,336 (0,018)	0,349 (0,018)
0,1	0,229 (0,022)	0,276 (0,024)	0,313 (0,024)	0,333 (0,025)

Effet endogène : 0,35

Population totale : 80 000

Écarts dans les tailles réels : ± 20 (La distribution des tailles suit une loi uniforme)

m=Taille de groupe réelle moyenne

R=Nombre de groupes

1000 répétitions