

Document
de
Recherche

**Processus de détection
et évaluation
de la fraude sociale**

*Nadia Joubert**

**N°2007- 02
Septembre 2007**





*Les documents de recherche sont des documents de travail.
A ce titre, ils n'engagent que leurs auteurs et ne reflètent
pas la position de l'Acoss.*

*Par ailleurs, toutes erreurs ou omissions restent de la
responsabilité des auteurs*

Processus de détection et évaluation de la fraude sociale

*Nadia Joubert**

**N°2007- 02
Septembre 2007**

** Mission recherche, études et publications - Direction des
statistiques, des études et de la prévision - Acoss*

Processus de détection et évaluation de la fraude sociale

Nadia JOUBERT*

Résumé

Cet article présente un modèle économétrique de fraude aux cotisations sociales qui tient compte du processus de contrôle et de détection des comportements frauduleux par les organismes de recouvrement des cotisations de Sécurité Sociale (Urssaf). L'introduction de ce double processus dans le modèle permet de corriger deux biais importants et, par conséquent de proposer une évaluation non biaisée de la fraude dans la zone étudiée. Le premier biais est inhérent aux données issues des contrôles « sélectifs » des cotisants supposés à risque. Le second est lié à la possible non-détection de l'intégralité de la fraude lors des contrôles. Un système d'équations simultanées censurées a été spécifié afin de procéder aux estimations sur les données individuelles des petites et moyennes entreprises de l'agglomération lyonnaise. Les estimations des paramètres sont obtenues par la méthode du maximum de vraisemblance. Nos résultats confirment que le biais de sélection conduit à sur-estimer la fraude, tandis que le biais de détection a tendance à la sous-estimer. Selon nos résultats, le premier biais est nettement plus élevé que le second. In fine, en l'absence de correction de ces deux biais, la fraude serait sur-estimée d'environ 13%.

Mots clefs : économie souterraine, prélèvements sociaux, contrôle, décision sous incertitude, économétrie des variables qualitatives, maximum de vraisemblance.

Code JEL : C34, D81, H26, J22.

Je remercie le Directeur de l'Urssaf de Lyon, Gérard Pigaglio, pour avoir autorisé la libre exploitation des données sur les entreprises immatriculées présentes dans les fichiers de l'Urssaf et pour m'avoir permis de réaliser, en complète autonomie, la sélection des entreprises à contrôler afin de recueillir les informations adéquates et de fournir une évaluation d'ampleur de la fraude. Je suis reconnaissante envers l'ensemble des membres du Département contrôle pour son hospitalité et particulièrement envers Bernard Sanlaville pour sa patience dans l'apprentissage de la complexité du système de gestion des déclarations des cotisants. Je tiens également à exprimer ma profonde gratitude à Thierry Senta pour son aide précieuse lors de la phase finale de ce travail. Enfin, je remercie Alain Gubian et Marianne Pauchet pour leurs suggestions et commentaires fort utiles.

* Mission recherche de la Direction des statistiques, des études et de la prévision (DISEP), Agence centrale des organismes de Sécurité sociale (ACOSS)-65, Bd R. Lenoir, 75536 Paris Cedex 11. Email: nadia.joubert@acoss.fr

1. Introduction

La présence d'activités frauduleuses soulève de nombreuses interrogations, tant en termes d'efficacité des politiques économiques qu'en termes de justice et de cohésion sociale. Les principaux enjeux liés à l'existence d'activités frauduleuses sont naturellement de nature financière. De manière générale, la fraude au sens large d'indiscipline pose de façon cruciale la question du rôle de l'État, de l'impact de son action sur l'incitation au travail et le financement des dépenses publiques. Dans le contexte actuel des forts déficits publics, et plus particulièrement celui du financement de la Sécurité Sociale, le débat est largement ouvert sur la question de la fraude aux cotisations sociales. Mais, s'il faut se dispenser de tout lien hâtif entre la fraude et la réduction des déficits publics, la compréhension des mécanismes de la fraude et l'évaluation des coûts associés sont véritablement cruciaux. L'estimation de son ampleur apparaît dès lors comme un enjeu majeur de nos économies contemporaines.

A ce stade, il est important de préciser clairement ce que le concept de fraude recouvre dans le présent papier, car il peut renvoyer à des réalités et des comportements de nature et de gravité très variées. La littérature a largement développé la notion de « *compliance* » (*i.e.* indiscipline) pour caractériser le non-respect des obligations en matière fiscale et/ou sociale, qu'il s'agisse d'acte volontaire ou involontaire, de bonne foi ou de mauvaise foi. Ce concept extrêmement large englobe donc, à la fois, le non-paiement ou les minorations d'impôt ou de cotisations sociales et le travail au noir. Notre analyse écarte cependant délibérément le champ du travail au noir et la dissimulation totale d'activité. Ce choix se justifie notamment par le fait que cette dimension de la fraude répond à une logique singulièrement différente de celle de la dissimulation de tout ou partie des cotisations dues. Nous écartons également de notre champ d'analyse l'optimisation légale¹ qui renvoie à des stratégies visant à tirer parti des possibilités offertes par la législation pour réduire les prélèvements sociaux dus, tout en restant dans la légalité. Nous nous concentrons sur les aspects liés aux déclarations erronées de cotisations, quelles qu'en soient les causes, et négligeons ce qui concerne le travail dissimulé *stricto sensu*. Les estimations présentées dans cet article porteront sur la fraude aux déclarations sociales, au sens où ce qui doit être déclaré et payé ne l'est pas. Afin de simplifier le propos, nous utiliserons le terme générique de fraude pour la suite de l'exposé.

L'analyse des comportements de fraude implique, par ailleurs, de prendre en considération le problème statistique fondamental de la non-détection. Celle-ci apparaît dans la mesure où il s'avère impossible de détecter l'intégralité de la fraude et où les données reflètent ces informations tronquées. Le problème de la non-détection donne l'illusion que certains fraudeurs sont honnêtes ou que certains d'entre eux semblent moins frauder qu'ils

¹ - Pour une discussion détaillée des différents concepts d'évasion, d'optimisation et d'irrégularités constatées par rapport aux prélèvements obligatoires, se reporter au rapport du Conseil des Prélèvements Obligatoires (2007).

ne le font en réalité. La conséquence évidente et immédiate de ces mauvaises catégorisations est une évaluation biaisée de l'ampleur de la fraude.

La littérature standard sur la fraude a alors été étendue afin de tenir compte de ce biais de détection. Plusieurs travaux ont été menés dans ce sens (e.g., Feinstein, 1999). Cependant, la méthodologie développée dans ces contributions nécessite le recours à des informations récoltées de manière aléatoire. Or, si de vastes programmes de contrôles aléatoires ont pu être réalisés, aux Etats-Unis notamment, ils n'ont pas d'équivalents en France. Il s'avère, en effet, généralement trop coûteux pour les services de contrôle de mener des opérations spécifiques aléatoires dont on sait par avance que la rentabilité immédiate espérée est plus faible que celle des contrôles ciblés. La méthodologie mobilisée dans les travaux sur la fraude ne peut donc être directement appliquée. Les informations disponibles sont habituellement issues des contrôles traditionnels ciblés qui, par définition, proviennent d'un processus de sélection des individus jugés à risque. Ces données issues des contrôles sont, par conséquent, sujettes à un biais de sélection auquel vient s'ajouter le biais de détection. Il convient dès lors de tenir compte, non seulement du biais de détection, mais également du biais de sélection inhérent aux données.

L'originalité de l'approche proposée ici repose sur le fait qu'elle intègre, au modèle standard de fraude, un processus de sélection et de détection. Elle présente alors l'avantage de permettre l'exploitation des données directement issues des contrôles, à l'inverse des travaux traditionnels sur le sujet. Un modèle économétrique de fraude aux cotisations sociales est développé et estimé à partir des données enregistrées auprès des organismes de recouvrement des cotisations patronales de Sécurité Sociale. L'analyse tient compte du problème de sélection et de non-détection en incorporant explicitement un processus de détection dans le modèle de fraude et en permettant une variation dans les taux de détection.

Les coefficients estimés ainsi obtenus sont ensuite mobilisés afin de proposer une évaluation de la fraude globale dans l'ensemble de l'agglomération lyonnaise. Nos résultats confirment que le biais de sélection conduit à sur-estimer la fraude, tandis que le biais de détection a tendance à la sous-estimer. Selon nos résultats, le premier biais est nettement plus élevé que le second. *In fine*, en l'absence de correction de ces deux biais, la fraude serait ainsi sur-estimée d'environ 13%.

La part des entreprises de l'agglomération lyonnaise qualifiées de frauduleuses -au sens où elles ne paient pas la totalité de leurs cotisations dues- s'élève à 69% de l'échantillon total. La méthode de ciblage déployée lors de l'expérimentation a permis de détecter 83% de l'ensemble de ces fraudeurs. La part de fraude ayant échappé à la détection ne représente finalement que 12% de l'échantillon, ce qui confirme l'efficacité de notre approche de ciblage. En termes de montant des cotisations, la part éludée représente

plus de 40 millions d'euros ce qui, malgré l'ampleur de ce chiffre, est relativement peu au regard de l'ensemble des cotisations déclarées.

Enfin, en termes de caractéristiques propres aux fraudeurs, il est intéressant de noter que le non-respect des échéances déclaratives (« *filing non-compliance* ») ne conduit pas forcément à un comportement de fraude, tandis que le non-respect des obligations de paiement (« *payment non-compliance* ») se traduit généralement par un redressement pour fraude.

La structure de l'article est la suivante. Le modèle théorique de fraude sociale est exposé à la *section 2*. La spécification empirique retenue est présentée à la *section 3*. A la *section 4*, nous élaborons la stratégie d'estimation du modèle. La *section 5* décrit les données et la construction des variables. Les résultats empiriques sont présentés et analysés à la *section 6*, de même que la méthode d'évaluation de la fraude, corrigée du biais de sélection inhérent aux données sociales existantes. Un chiffrage de l'évasion sociale au sens large, à partir des données des petites et moyennes entreprises de la circonscription de l'Urssaf de Lyon, est ainsi proposé. Enfin, nous concluons à la *section 7*.

2. Le cadre théorique

L'analyse théorique de la relation entre prélèvements sociaux et décision de fraude peut être formulée en termes d'effet du système de prélèvements sur le choix de portefeuille des individus. En effet, la décision de frauder est assimilée à un choix risqué. Elle est alors appréhendée par l'addition d'un bien risqué au portefeuille de l'individu. L'économie du crime (Becker, 1968) et les modèles standard de choix de portefeuille en environnement incertain constituent les fondements d'une telle approche. Mais, ce sont les travaux précurseurs de Allingham et Sandmo (1972), et l'extension du modèle standard proposée par Yitzhaki (1974), qui ont véritablement posé le problème de la fraude fiscale. Ces contributions théoriques seront dès lors transposée au contexte de la fraude sociale.

Nos travaux reposent sur la modélisation du choix auquel est confronté un individu qui doit déclarer ses cotisations aux organismes de recouvrement des prélèvements sociaux (Urssaf). En premier lieu, l'agent décide s'il fraude ou non. En second lieu, si la décision de frauder est retenue, il détermine quelle proportion de ses cotisations ne sera pas déclarée. Un modèle d'utilité espérée associée à la déclaration de cotisations aux autorités sociales est alors développé.

Ce modèle s'inscrit, par ailleurs, dans la littérature standard sur la fraude fiscale et notamment les « modèles de détection » (Feinstein, 1991). Deux décisions sont alors modélisées. La première correspond à la décision de fraude du déclarant. La seconde reflète le processus de détection par l'inspecteur chargé du contrôle. Ce processus de

détection est lui-même composé d'une étape de sélection des cotisants jugés à risque (donc à contrôler) et d'une étape de détection de la fraude lors du contrôle. Il convient de noter, par ailleurs, que nous nous positionnons du point de vue de l'inspecteur. Autrement dit, nous n'avons pas connaissance de la décision de fraude du cotisant. Le modèle est présenté dans sa globalité dans les paragraphes qui suivent.

2.1 Le comportement du cotisant

Considérons un cotisant avec des revenus exogènes W dont le montant réel n'est connu que de lui seul. Il fait face à un taux d'imposition τ proportionnel aux revenus soumis à cotisations. Il peut néanmoins dissimuler tout ou partie de ses revenus aux autorités sociales. Il déclare un niveau de revenu X , où $X \leq W$. En choisissant de frauder, il réduit ses prélèvements sociaux. Mais, il a une probabilité p (supposée indépendante de X) d'être contrôlé. Dans ce cas, il est supposé que les autorités sociales découvrent le véritable montant des revenus de l'individu. Cette hypothèse est formulée pour le moment afin de simplifier la présentation du modèle, mais elle sera levée par la suite. Le cotisant fraudeur devra alors s'acquitter d'une amende au taux de pénalité θ (avec $\theta > \tau$). Cette amende portera sur le montant des cotisations éludées à l'instar du modèle de Yitzhaki (1974) et non sur les revenus dissimulés comme le prévoyait le modèle de Allingham *et al.* (1972). Le taux de pénalités θ est défini par : $(\theta = A\tau)$ où $A > 1$.

Nous sommes ici typiquement en présence d'un choix de portefeuille en environnement incertain. L'incertitude provient du risque de détection de la fraude par les autorités sociales. Le cotisant est supposé se conformer aux axiomes de von Neumann-Morgenstern de comportement sous incertitude. L'unique argument de la fonction d'utilité espérée est le revenu net, de sorte que celle-ci s'écrit :

$$EU = (1 - p)U(W - \tau X) + pU(W - \tau X - A\tau[W - X])$$

L'utilité marginale est supposée positive et strictement décroissante en tout point, ce qui implique que l'individu est averse au risque.

L'ampleur de la fraude τF , supposée non négative, est définie par l'écart entre le montant des cotisations déclarées et le vrai montant des cotisations dues. Le cotisant choisit alors de résoudre le programme suivant :

$$\begin{aligned} \text{Max}_F \quad & (1 - p)U(W - \tau(W - F)) + pU(W - \tau(W - F) - A\tau(F)) \\ \text{s.c.} \quad & 0 \leq F \leq 1 \end{aligned} \quad (1)$$

où $\tau(W - F)$ représente le montant des cotisations déclarées et $A\tau(F)$ est la fonction de pénalités spécifiant combien le cotisant doit payer s'il est détecté en situation de fraude pour un montant F . Afin de simplifier l'écriture, nous posons $(A\tau = \theta)$ pour la suite de l'exposé.

La condition de premier ordre associée à (1) est la suivante :

$$\begin{aligned}
 & (1-p)U'(W-\tau(W-F))\tau'(W-F) \\
 & + pU'(W-\tau(W-F)-\theta(F))(\tau'(W-F)-\theta'(F)) \quad (2) \\
 & = 0 \quad \text{si } 0 < F < W \\
 & < 0 \quad \text{si } F = 0 \\
 & > 0 \quad \text{si } F = W
 \end{aligned}$$

Dans le système français de prélèvement des cotisations, les pénalités encourues² en cas de détection de fraude sont de 7.50 euros par inexactitude ou par salarié figurant sur la dernière déclaration produite par le cotisant ou, lorsque le cotisant n'a jamais produit de déclaration, de 7.50 euros pour chaque salarié dont le contrôle a révélé l'emploi dans l'entreprise. Le total des pénalités ne peut toutefois excéder 750 euros par déclaration.

Formellement, le montant des pénalités se détermine de la manière suivante :

$$\theta(W-X) = (7.50 \text{ €} \times \text{erreur}) + (7.50 \text{ €} \times \text{travailleur omis}) \leq 750 \text{ €}$$

Autrement dit, le montant des pénalités s'accroît à mesure que l'assiette fraudée augmente. Cependant, le montant des pénalités reste très limité, dans la mesure où il est plafonné à partir d'un certain niveau de fraude.³

2.2 Le processus de détection

La détection d'un comportement de fraude, quant à elle, demeure extrêmement délicate et il est vraisemblable, de ce fait, qu'une part non négligeable de celle-ci reste inconnue des pouvoirs publics. La capacité de l'inspecteur à détecter la fraude étant imparfaite, il est probable que certaines infractions ne soient pas détectées et qu'elles ne soient donc pas enregistrées dans les données recueillies par les inspecteurs du recouvrement. Cette possible non-détection de l'intégralité de la fraude rend dès lors difficile l'estimation de l'ampleur de la fraude. Par ailleurs, la décision de contrôler la déclaration du cotisant intervient dans la capacité de détection de l'inspecteur. Celle-ci est alors introduite dans le modèle. Elle est partie intégrante du processus de détection. Les équations du modèle ainsi spécifié, de même que la fonction de vraisemblance associée, seront présentées à la section suivante.

A l'instar de Reinganum et Wilde (1985), nous considérons la décision de fraude et le processus de détection comme un jeu séquentiel à information complète. Cela revient à formuler le jeu suivant, où la décision du cotisant intervient en première étape. Etant donné

² - art. R243-16 du Code de la Sécurité Sociale.

³ - Il convient de noter que les sanctions appliquées par les autorités fiscales sont considérablement plus élevées. En effet, en cas de retard ou de défaut de déclaration, une majoration de 10% à 80% du montant de l'impôt dû peut

le montant réel de ses revenus, le cotisant détermine l'ampleur de la fraude qu'il souhaite réaliser, F , et déclare les revenus restants ($W-F$) aux organismes de recouvrement des cotisations sociales. Il s'acquitte alors des cotisations déclarées. Cette première séquence du jeu a été modélisée au paragraphe précédent. A la seconde séquence, l'organisme de recouvrement des cotisations doit sélectionner, selon des critères de risques à définir, les cotisants qu'il souhaite contrôler et l'inspecteur assigné au contrôle des cotisations détermine alors l'intensité de son effort de détection.⁴

La première séquence demeure inconnue des services de contrôle. Tout l'enjeu pour les organismes de recouvrement réside donc dans la détection des comportements ayant le risque de fraude le plus élevé. Cela suppose, à la fois, de sélectionner les cotisants les plus potentiellement fraudeurs et de parvenir à déceler, au moment du contrôle, toute irrégularité déclarative. L'évaluation de la fraude dépendra alors de la capacité du cotisant à dissimuler tout ou partie des cotisations dues et de celle de l'inspecteur à détecter la fraude.

3. Spécification économétrique

Notre approche se fonde sur les travaux de Feinstein (1999) relatifs au problème de la non-détection. Un processus de détection est introduit dans le modèle traditionnel de la fraude et permet alors de tenir compte d'une éventuelle détection incomplète de la fraude.

Nous poursuivons l'analyse en proposant une extension du modèle afin d'intégrer, au-delà du processus de détection, le mécanisme de sélection des individus à risque. Le modèle inclut ainsi trois équations. La première se réfère aux potentiels fraudeurs et spécifie la probabilité de fraude, la deuxième équation se réfère aux inspecteurs et spécifie la probabilité de procéder au contrôle du cotisant et enfin, la troisième équation, se référant également aux inspecteurs, spécifie la probabilité de détection. Cette dernière est conditionnelle à l'occurrence, à la fois, d'une fraude et d'un contrôle. Le modèle économétrique, mobilisé ici, consiste ainsi en un système d'équations simultanées censurées. Elles seront estimées conjointement et les paramètres obtenus serviront ensuite à évaluer la part de fraude non détectée.

De manière formelle, nous considérons une combinaison, notée i , composée d'un inspecteur et d'un fraudeur potentiel. Les différentes spécifications économétriques sont présentées successivement dans les paragraphes qui suivent.

être appliquée selon que la régularisation intervient dans les trente jours après la date d'exigibilité ou qu'il s'agit de la découverte d'une activité occulte.

⁴ - L'intensité du processus de détection devrait naturellement découler d'un modèle théorique dans lequel l'inspecteur choisirait, de manière optimale, le temps et l'effort à consacrer au contrôle, en tenant compte des coûts et bénéfices associés à l'intensité du contrôle. Toutefois, nous ne présentons pas un tel modèle dans la mesure où nous ne disposons pas des données nécessaires pour l'estimer.

3.1 La décision de frauder tout ou partie de ses cotisations

Soit Y_{1i}^* le montant des cotisations non déclarées lors de la déclaration du cotisant. Afin de spécifier un modèle de fraude aux cotisations sociales, nous adoptons la formulation conventionnelle des variables latentes associées au tobit. Y_{1i}^* correspond à la variable latente mesurant la propension à frauder :

$$Y_{1i}^* = X'_{1i} \beta_1 + \varepsilon_{1i} \quad (3)$$

et

$$Y_{1i} = \begin{cases} Y_{1i}^* & \text{si } Y_{1i}^* > 0 \quad (\text{fraude pour un montant } Y_{1i}) \\ 0 & \text{si } Y_{1i}^* \leq 0 \quad (\text{absence de fraude}) \end{cases}$$

où X'_{1i} est à un vecteur de caractéristiques pour le cotisant affectant sa décision de fraude, β_1 est un vecteur de paramètres à estimer et ε_{1i} est un terme d'erreur de moyenne nulle et de distribution $F(\cdot)$.

Sous l'hypothèse de cette distribution de ε_{1i} , la probabilité d'absence de fraude est égale à $1 - \Phi\left(\frac{X'_{1i} \beta_1}{\sigma_1}\right)$ et la probabilité d'une fraude positive de montant y est $\frac{1}{\sigma_1} \phi\left[\left(\frac{y - X'_{1i} \beta_1}{\sigma_1}\right)\right]$, où Φ et ϕ représentent respectivement la fonction de distribution cumulative normale standard et la fonction de densité.

3.2 Le modèle de détection de la fraude

Si l'intégralité de la fraude était détectée, le modèle (3) serait une spécification valide du respect des obligations déclaratives et pourrait être estimé directement, à l'instar de Clotfelter (1983). Toutefois, ce modèle suppose que l'on ait une information complète sur les individus fraudeurs et sur le montant de la fraude réalisée, le cas échéant. Malheureusement, de telles données ne sont, par définition, pas disponibles. Nous ne disposons, en effet, que des informations relatives aux fraudeurs ayant été détectés (*i.e.* contrôlés et détectés). La distinction entre la fraude réelle totale et la fraude détectée est cruciale dès lors que la capacité de détection de l'inspecteur est imparfaite et qu'une partie de la fraude réelle peut demeurer inconnue. Ainsi, du fait d'une détection imparfaite, certains cotisants peuvent sembler totalement honnêtes alors qu'ils ont une propension à frauder Y_{1i} non nulle, mais qu'ils ont échappé à la détection. De la même manière, certains cotisants

peuvent avoir fraudé davantage qu'il n'y paraît dans les résultats du contrôle (leur propension à frauder Y_{1i} est plus élevée que ce qui a été détecté lors du contrôle).

Afin de rendre compte de cette possible détection imparfaite, Alexander et Feinstein (1987) ont proposé un modèle de détection, qualifié de « *detection controlled estimation* ». Dans ce cas, lorsqu'un cotisant sous-déclare une partie de ses cotisations, le processus de détection peut conduire, soit à une réussite complète (*i.e.* détecter l'intégralité de la fraude), soit à un échec total (*i.e.* aucune fraude n'est détectée). Le modèle répond alors à un choix binaire.

Nous proposons ici une extension du modèle standard de fraude avec détection imparfaite (Feinstein, 1999). En effet, notre approche repose sur l'introduction d'un processus de détection conditionnel au mécanisme de sélection des individus supposés à risque par les inspecteurs en charge du contrôle des cotisations.

Une première étape consiste à spécifier une équation de sélection afin de modéliser la décision de l'inspecteur de procéder ou non au contrôle du cotisant. Conditionnellement à $Y_{1i} > 0$, la décision de contrôler le cotisant est formalisée de la manière suivante :

$$Y_{2i}^* = X'_{2i} \beta_2 + \varepsilon_{2i} \quad (4)$$

et

$$Y_{2i} = \begin{cases} 1 & \text{si } Y_{2i}^* > 0 \quad (\text{contrôle}) \\ 0 & \text{si } Y_{2i}^* \leq 0 \quad (\text{absence de contrôle}) \end{cases}$$

où X'_{2i} est un vecteur de variables explicatives de la décision de contrôler, β_2 est un vecteur de paramètres à estimer et ε_{2i} est un terme d'erreur de moyenne nulle et de distribution $G(\cdot)$. Cette approche permet non seulement de tenir compte du biais de sélection sur les caractéristiques observables des entreprises, mais également de corriger du biais de sélection sur les éléments inobservables ayant mené au contrôle.

Par ailleurs, le processus de détection, conditionnel au comportement de fraude du cotisant et de la probabilité de contrôle, est défini de la manière suivante :

$$Y_{3i}^* = X'_{3i} \beta_3 + \varepsilon_{3i} \quad (5)$$

et

$$Y_{3i} = \begin{cases} 1 & \text{si } Y_{3i}^* > 0 \quad (\text{détection complète}) \\ 0 & \text{si } Y_{3i}^* \leq 0 \quad (\text{absence de détection}) \end{cases}$$

où X'_{3i} est un vecteur de variables explicatives du processus de détection, β_3 est un vecteur de paramètres à estimer, et ε_{3i} est un terme d'erreur de moyenne nulle et de distribution $H(\cdot)$.

Nous nous concentrons exclusivement sur le problème de la non-détection, qui peut être qualifiée d'erreur de type 1 commise par l'inspecteur du recouvrement et nous ignorons l'erreur complémentaire, de type 2, selon laquelle l'inspecteur accuserait à tort un honnête cotisant.⁵

4. Estimation du modèle

Les équations du modèle sont estimées simultanément, de sorte que l'on tient compte des corrélations entre ε_{2i} et ε_{3i} . Il convient également de noter que Y_{1i} , Y_{2i} et Y_{3i} ne sont pas observables séparément. Seul le produit $Y_{1i}Y_{2i}Y_{3i}$, qui se rapporte à la fraude détectée, est observable. Cependant, les expressions (3), (4) et (5) peuvent être estimées conjointement par la méthode du maximum de vraisemblance.

4.1 Détection

Schématiquement, les observations sont réparties en deux groupes distincts. Le premier groupe, nommé A, regroupe les cas de fraude détectée. La vraisemblance associée à cet ensemble est la suivante :

$$F(X'_{1i} \beta_{1i})G(X'_{2i} \beta_{2i})H(X'_{3i} \beta_{3i})$$

reflétant la probabilité qu'une fraude ait été commise multipliée par la probabilité qu'elle ait été détectée, conditionnelle à la probabilité qu'un contrôle ait été mené.

Le second groupe, complémentaire au premier et noté A^c , regroupe l'ensemble des observations pour lesquelles aucune fraude n'a été enregistrée. Dans ce groupe A^c , deux sous-ensembles sont présents et ne peuvent être distingués. En effet, A^c regroupe d'une part, les cas d'absence de fraude et d'autre part, les cas de fraude ayant échappé à la détection. La fonction de vraisemblance dans ce cas est la suivante :

$$\begin{aligned} & [1 - F(X'_{1i} \beta_{1i})] + F(X'_{1i} \beta_{1i})[1 - G(X'_{2i} \beta_{2i}) + G(X'_{2i} \beta_{2i})[1 - H(X'_{3i} \beta_{3i})]] \\ & = 1 - F(X'_{1i} \beta_{1i})G(X'_{2i} \beta_{2i})H(X'_{3i} \beta_{3i}) \end{aligned}$$

La log-vraisemblance associée à l'ensemble des observations est définie ainsi :

⁵ - Bien qu'une erreur de type 2 puisse occasionnellement se produire durant la phase initiale de sélection des cotisants à contrôler, il semble évident que celle-ci soit corrigée lors du contrôle.

$$L = \sum_{i \in A} \log[F(X'_{1i} \beta_1)G(X'_{2i} \beta_2)H(X'_{3i} \beta_3)] + \sum_{i \in A^c} \log[1 - F(X'_{1i} \beta_1)G(X'_{2i} \beta_2)H(X'_{3i} \beta_3)] \quad (6)$$

La procédure d'estimation utilisée est la méthode du maximum de vraisemblance. Il s'agit de maximiser le logarithme de la vraisemblance (6) par rapport à l'ensemble des paramètres.

4.2 Evaluation de l'ampleur de la fraude

Les paramètres estimés, obtenus par maximisation de l'expression (6), servent ensuite à évaluer l'ampleur de la fraude dans l'ensemble de l'agglomération lyonnaise. Autrement dit, à partir des paramètres estimés $\hat{\beta}_1$, $\hat{\beta}_2$ et $\hat{\beta}_3$, la proportion de la fraude non détectée peut être calculée par une application simple de la loi de Bayes. L'expression formelle est la suivante :

$$F = (1/T) \sum_{i \in A^c} \frac{F(X'_{1i} \hat{\beta}_1) [1 - G(X'_{2i} \hat{\beta}_2)H(X'_{3i} \hat{\beta}_3)]}{1 - F(X'_{1i} \hat{\beta}_1)G(X'_{2i} \hat{\beta}_2)H(X'_{3i} \hat{\beta}_3)} \quad (7)$$

Si la taille totale de l'échantillon est de T (égale à $A + A^c$), la proportion de fraudeurs dont la fraude a été détectée est simplement égale au nombre de cas dans A divisé par T . La proportion de fraude non détectée est égale au nombre de cas dans A divisé par le nombre de cas dans A auquel s'ajoute l'estimation de cette expression.

Dans la mesure où le plan de sondage des cotisants à contrôler vise à identifier ceux qui sont les plus à risques, les résultats en termes de redressements suite aux contrôles ciblés sont inévitablement biaisés à la hausse. C'est pourquoi, les montants de redressements doivent être corrigés. Nous générons donc, à partir des paramètres estimés, une probabilité prédite d'inclusion dans le plan de contrôle et une probabilité prédite de détection pour l'ensemble des cotisants concernés. Après correction des redressements sur les cotisants ciblés, nous pouvons procéder à une extrapolation des résultats à l'ensemble du fichier des cotisants de l'agglomération lyonnaise.

5. Les données

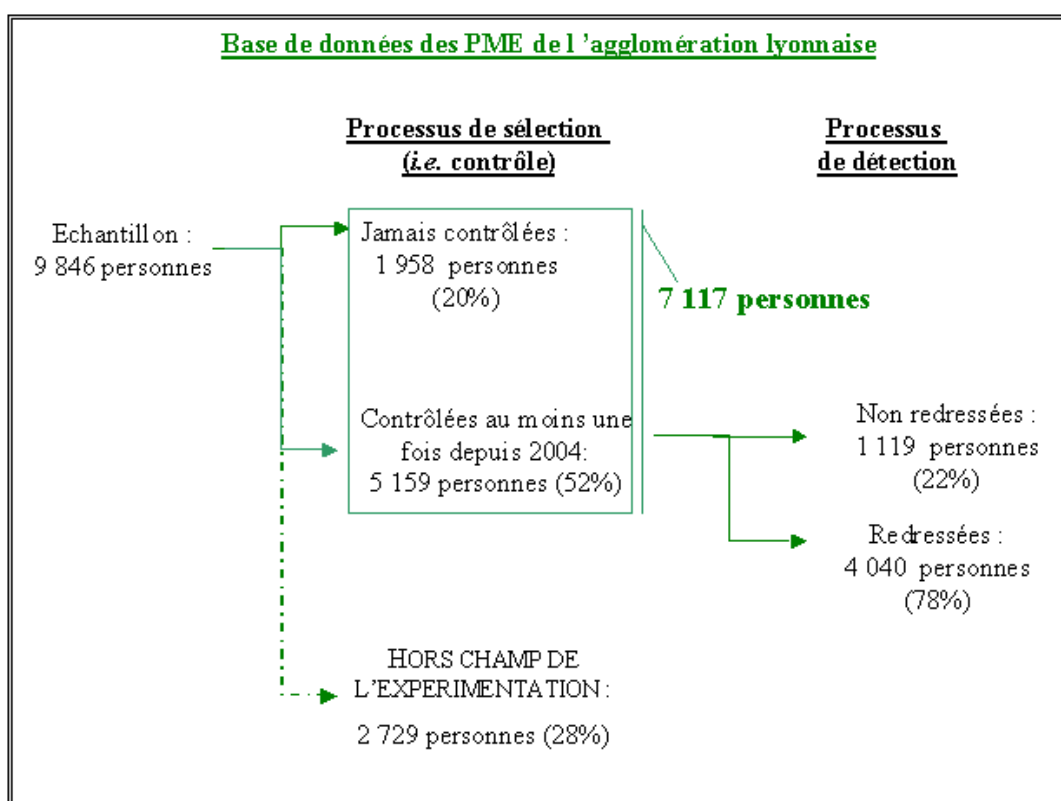
D'un point de vue empirique, la fraude reste un sujet d'étude relativement peu abordé. En effet, le problème de la révélation d'informations qui, par définition, se veulent dissimulées, rend difficile la constitution de bases de données et explique la relative rareté des applications économétriques.

L'estimation du modèle développé dans la section précédente a été permise par l'exploitation d'une riche base de données individuelles issue du fichier exhaustif des entreprises immatriculées auprès de l'Urssaf de Lyon. Dans ce qui suit, nous discutons des aspects méthodologiques de collecte de l'information et des transformations requises pour satisfaire aux exigences du modèle.

5.1 Données issues du contrôle des déclarations de cotisations

Afin de conduire notre analyse du risque de fraude et du processus de détection des cotisants potentiellement malhonnêtes, nous exploitons la base de données individuelles des déclarations de cotisations patronales effectuées par les cotisants affiliés au régime général⁶ de l'agglomération lyonnaise.

L'échantillon porte sur 9 846 petites et moyennes entreprises,⁷ définies à partir du volume de masse salariale déclarée (i.e. 60 000 à 2,5 millions d'euros, ce qui correspond à un intervalle d'environ 8 à 250 salariés) et réparties de la manière suivante sur l'arbre de décision :



⁶ - Les « travailleurs indépendants purs », au sens où ils n'emploient pas de personnels, sont exclus de l'analyse.

⁷ - La notion d'« entreprise » adoptée ici est sensiblement différente de celle qui est retenue par l'Insee. Il s'agit, en effet, des seules entités couvertes par l'Urssaf. Autrement dit, sont prises en compte les entreprises déclarant totalement à l'Urssaf de Lyon et, pour celles dont une partie des établissements déclarent dans d'autres Urssaf, du regroupement des seuls établissements rattachés à l'Urssaf de Lyon.

Nous opérons une distinction entre les contrôles réalisés antérieurement à 2004 et ceux qui ont été conduits ensuite. Cela provient du fait que nous avons mené, à cette date et pour une période de trois années consécutives, une expérimentation dans le but d'améliorer le ciblage de ces PME et de permettre de fournir une évaluation de la fraude dans cette zone géographique. Les données sont donc issues d'une méthode de ciblage très sélectif (plans de contrôles ciblés) mise en place depuis 2004.

Ainsi, 2 729 entreprises sont en-dehors du champ de l'expérimentation et sont volontairement retirées de notre analyse pour deux raisons. D'une part, l'origine du contrôle de ces entreprises repose sur une logique différente de celle conçue pour l'expérimentation. D'autre part, nous ne disposons que d'une information partielle quant aux résultats des contrôles les concernant. C'est pourquoi, par souci de cohérence, notre analyse portera sur les 7 117 entreprises sur lesquelles a porté l'expérimentation.

Au total, 52% des entreprises de l'agglomération lyonnaise ont fait l'objet d'au moins un contrôle depuis le début de l'expérimentation en 2004 et près de 80% d'entre elles ont été redressées.

Il convient de noter que nous qualifions les entreprises de « *frauduleuses* » lorsque le montant de leurs déclarations de cotisations est erroné et d'« *honnêtes* » dans le cas contraire. Nous incluons donc dans notre champ d'analyse, toutes les formes d'anomalies déclaratives qu'il s'agisse d'erreurs intentionnelles ou non.

Il convient, par ailleurs, de souligner que nous retirons de notre champ d'analyse les anomalies déclaratives du cotisant en faveur de l'organisme public (*i.e.* les erreurs conduisant le cotisant à verser davantage qu'il ne le devait). Nous nous concentrons de ce fait sur les anomalies déclaratives en faveur du cotisant (dans ce cas, la totalité des cotisations dues n'a pas été versée). Autrement dit, sont présents dans notre base de données, les seuls redressements visant à récupérer les cotisations éludées (*i.e.* redressements positifs), et non pas les redressements visant à reverser le trop-perçu de cotisations (*i.e.* redressements négatifs). Le but de notre étude est d'évaluer l'ampleur réelle de la fraude.⁸

La notion de « *compliance* » mobilisée dans la littérature correspond à l'optique choisie ici pour l'évaluation de la fraude et permet de sortir du clivage, quelque peu improductif, entre une approche strictement juridique et une approche économique. En effet, aux fins de l'évaluation, il ne s'agit pas tant de savoir si les individus ne s'acquittent pas de leurs cotisations en raison de calculs d'optimisation ou de fraude intentionnelle que de savoir si, oui ou non, les individus s'acquittent de leurs cotisations dues. Ce qui nous préoccupe est que les cotisations dues ne sont pas payées.

Derrière la notion de « *compliance* », on regroupe donc tout ce qui doit être payé et qui est effectivement payé. On distingue néanmoins différents niveaux de *compliance*. En premier lieu, la notion de « *reporting compliance* » correspond au respect des obligations déclaratives (*i.e.* à ce qui doit être déclaré et qui est effectivement déclaré). En second lieu, la notion de « *payment compliance* » renvoie au respect des obligations de paiement (autrement dit, ce qui doit être payé est effectivement payé). Enfin, la notion de « *filing compliance* » reflète le respect de l'échéance de paiement (autrement dit, ce qui doit être payé à l'échéance est effectivement payé à l'échéance).

Le *tableau 1* présente les caractéristiques de notre échantillon, en apportant une distinction entre les entreprises contrôlées et les entreprises redressées.

Tableau 1 : Statistiques descriptives de l'échantillon

Caractéristiques	Taille de l'échantillon	Pourcentage de l'échantillon	Ets contrôlés		Ets redressés	
<i>Principaux secteurs d'activités :</i>						
Industrie alimentaire	93	1%	65	70%	43	66%
Travail des métaux	287	4%	249	87%	209	84%
Construction	709	10%	560	79%	470	84%
Commerce et réparation auto	222	3%	166	75%	110	66%
Commerce de gros	843	12%	640	76%	498	78%
Commerce de détail	327	5%	221	68%	156	71%
Hôtel, café, restaurant	314	4%	213	68%	150	70%
Activités immobilières	228	3%	143	63%	112	78%
Services aux entreprises	1464	21%	958	65%	757	79%
Administration publique	13	0%	4	31%	3	75%
Santé, action sociale	321	5%	262	82%	200	76%
Activités culturelles, sportives	107	2%	74	69%	55	74%
Services personnels	38	1%	28	74%	14	50%
Autres	2151	30%	1576	73%	942	60%
Mise en demeure	343	5%	258	75%	211	82%
Retard bordereau cotisation	1145	16%	883	77%	661	75%
Retard tableau récap déclaration	251	4%	206	82%	171	83%
Observations pour l'avenir	453	6%	450	99%	400	89%
Régularisation	2354	33%	2139	91%	1893	88%
Nombre d'observations	7117		5159	72%	4040	78%

L'essentiel de l'activité des PME de l'agglomération lyonnaise concerne les services aux entreprises (21%), puis le commerce de gros (12%) et enfin la construction (10%). Les autres secteurs d'activités sont moins représentés. Toutefois, ce constat ne doit pas laisser penser que les entreprises présentes dans cette agglomération sont très homogènes du point de vue de leur activité. En effet, le secteur des services aux entreprises regroupe des activités extrêmement diversifiées. Elles regroupent, à la fois, les activités juridiques, comptables et le contrôle de gestion (44% des services aux entreprises de cette zone géographique), les activités d'ingénierie et d'architecture (22%), les activités de nettoyage

⁸ - La part des redressements négatifs est cependant restreinte puisqu'elle ne représente que 11% de l'ensemble des redressements. Aussi, nos estimations des biais de sélection et de détection restent relativement inchangés lorsque nous intégrons les redressements négatifs (les résultats détaillés sont disponibles auprès de l'auteur).

(9%), de sélection et de fourniture de personnel (7%) et, dans une moindre mesure, les activités de gardiennage (3%).

Le secteur de la construction a été largement contrôlé (79% des entreprises du BTP) et massivement redressé (84% des entreprises), de même que celui du commerce de gros (*resp.* 76% et 78%). Néanmoins, le secteur du travail des métaux (*resp.* 87% et 84%) et de l'action sociale (*resp.* 82% et 76%) ont été plus massivement encore contrôlés et les contrôles opérés ont fréquemment permis de les redresser.

Par ailleurs, l'on constate que peu d'entreprises ont rencontré des difficultés financières se soldant par une mise en demeure. Seules 5% des entreprises ont reçu une mise en demeure. En revanche, 75% d'entre elles ont été contrôlées et 82% ont été redressées, ce qui laisse supposer que la présence d'une mise en demeure est un critère de risque d'anomalies déclaratives important. De la même manière, les retards enregistrés au niveau des déclarations de cotisations semblent révélateurs de fraude. En effet, qu'il s'agisse d'un retard dans l'envoi du bordereau de cotisations (déclaration mensuelle ou trimestrielle) ou du tableau récapitulatif des cotisations (déclaration annuelle), les entreprises ayant été contrôlées ont été largement redressées. Le non-respect des échéances déclaratives laisse donc présumer d'un risque de fraude. De manière similaire, la présence de régularisation du montant de cotisations versées est, semble-t-il, également un facteur discriminant indiquant un risque de fraude. Les entreprises ayant procédé à une régularisation ont ainsi été contrôlées à 91% et redressées dans 88% des cas. Enfin, 89% des entreprises pour lesquelles l'inspecteur a adressé des observations pour l'avenir au gérant de l'entreprise ont fait l'objet d'un redressement. Ces observations pour l'avenir sont formulées à titre indicatif pour des anomalies que l'inspecteur juge insuffisantes pour donner lieu à un redressement, mais il en conserve la trace de manière à vérifier leur prise en compte dans la gestion ultérieure de l'entreprise.

5.2 Construction des variables

Dans la mesure où les données sont issues d'une méthode de ciblage très sélectif, elles ne peuvent être exploitées sans traitement.

Si l'objectif premier de l'expérimentation était l'accroissement de l'efficacité des contrôles (ce que nous vérifions au niveau des résultats), elle présente, en outre, l'avantage de connaître avec précision le biais de sélection (ou biais de ciblage). Les différents plans de contrôle ayant été élaborés par nos soins, la méthode de ciblage est parfaitement connue, ce qui signifie que le biais de sélection peut être corrigé plus aisément. Autrement dit, les variables explicatives de la probabilité de contrôle sont, par définition connues. Les résultats obtenus par les entreprises ciblées peuvent être corrigés du biais de sélection, ce qui nous

permet ensuite de les extrapoler à l'ensemble du fichier et d'obtenir une estimation, sans biais, du taux de dissimulation dans la région lyonnaise.

Le *tableau 2* représente les valeurs moyennes des variables sélectionnées dans notre modèle. Le montant des COTISATIONS DECLAREES s'élève en moyenne à 254 000 euros pour l'ensemble de l'échantillon. Ce montant est relativement identique pour les entreprises contrôlées et pour les entreprises redressées, ce qui tend à montrer qu'il n'existe pas de différences réellement importantes entre elles en termes de montant des cotisations.

Tableau 2 : Variables d'intérêt

Variables d'intérêt	Echantillon total 7 117				Ets contrôlés 5 159				Ets redressés 4 040			
	Total	Moyenne	Minimum	Maximum	Total	Moyenne	Minimum	Maximum	Total	Moyenne	Minimum	Maximum
Cotisations déclarées	1 933 521 861	254 478	60 002	2 485 412	1 519 017 560	269 329	60 118	2 485 412	1 325 133 511	293 106	60 122	2 485 412
Effectifs salariés	173 377	23	0	647	134 938	23	0	615	117 673	26	0	615
Nbre de contrôle	13 225	2	1	6	13 225	2	1	6	11 160	3	1	6
Nbre d'ets	8 684	1	1	21	6 488	1	1	21	5 229	1	1	21
Nbre de codes type de personnel	44 400	7	2	144	37 444	8	2	144	31 045	8	2	144
Montant redressement total	-	-	-	-	39 660 470	7 149	0	752 965	39 660 470	8 773	4	752 965
Taux redressement moyen	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0,01%	0,00%	1,56%
Ancienneté dernier contrôle	-	-	-	-	-	2	0	3	-	2	0	3

On peut en déduire que la fraude concerne toutes les entreprises, quelle que soit leur taille (en termes de cotisations ou d'effectifs salariés⁹). De la même manière, nous n'observons pas de différence significative entre les trois échantillons d'entreprises (échantillon total, échantillon des entreprises contrôlées et échantillon des entreprises redressées). Le nombre d'établissement par entreprise est identique quel que soit l'échantillon concerné. Le nombre de codes type de personnel moyen par entreprise et l'ancienneté moyenne du précédent contrôle pour l'entreprise sont également similaires, de sorte qu'il ne nous est pas possible de déterminer, à ce stade, des caractéristiques propres aux entreprises frauduleuses. Seule l'estimation économétrique de notre modèle nous permettra d'y apporter une réponse.

6. Résultats empiriques

Le modèle économétrique présenté à la *section 4*, consiste en un système d'équations simultanées censurées. Celles-ci sont estimées conjointement et les paramètres ainsi obtenus nous servent ensuite à évaluer la part de fraude non détectée. Nous présentons donc successivement les résultats de l'estimation conjointe de la probabilité de contrôle et

⁹ - La variable d'EFFECTIFS SALARIES caractérise le nombre de salariés présents en fin de période (*i.e.* en fin de mois ou de trimestre selon les échéances déclaratives). Autrement dit, un effectif déclaré élevé reflète la présence importante de salariés dits « stables » au sens où ils figurent au registre du personnel en fin de période. Mais, un effectif déclaré restreint ne signifie pas forcément un nombre de salariés limité, dans la mesure où l'entreprise a pu recourir massivement à des contrats temporaires et enregistrer, en conséquence, un turn-over important.

de la probabilité de redressement, puis l'estimation de l'ampleur de la fraude dans l'agglomération lyonnaise.

6.1 Identification des cotisants à risque

Les paramètres ont été obtenus par la maximisation de la fonction de vraisemblance associée à notre modèle.

Il est intéressant de noter que le montant des COTISATIONS affecte positivement la probabilité de contrôle, indiquant ainsi que les entreprises ont d'autant plus de chance d'être contrôlées que le volume de leurs cotisations est important. Ce résultat nous amène à penser que les entreprises de taille importante sont plus fréquemment contrôlées. Cependant, le coefficient associé à la variable d'EFFECTIFS SALARIES est négatif, reflétant que la taille de l'entreprise en termes de salariés agit négativement sur la probabilité d'être contrôlé. Conjointement, ces deux résultats montrent que les entreprises de taille restreinte, mais offrant d'importantes rémunérations -ou ayant recours massivement aux contrats temporaires¹⁰- sont jugées à risque et subissent en conséquence des contrôles plus fréquents.

La variable MISE EN DEMEURE n'est pas significative au niveau de la probabilité de contrôle, reflétant qu'elle n'a pas été retenue comme critère de choix pour la sélection des entreprises à contrôler. En revanche, cette variable apparaît significativement positive au niveau de la probabilité de redressement. Il s'avère dès lors que la présence de mise en demeure est un élément permettant de soupçonner l'existence d'une fraude. Un résultat intéressant est que le non-respect des échéances déclaratives (« *filing non-compliance* ») ne conduit pas forcément à un comportement de non-paiement des cotisations et donc de fraude, tandis que le non-respect des obligations de paiement (« *payment non-compliance* ») aux échéances attendues se traduit généralement par un redressement pour fraude. En effet, les coefficients associés aux variables RETARD BRC et RETARD TR sont statistiquement significatifs au niveau de la probabilité de contrôle. Ils affectent tous deux positivement la probabilité d'être contrôlé, démontrant ainsi que ces deux critères sont à l'origine de nombreux contrôles. En outre, la variable RETARD BRC affecte négativement la probabilité de redressement, tandis que la variable RETARD TR reste non significative. Par conséquent, la présence de retards de paiement ne semble pas révélatrice d'un risque de fraude. En revanche, la variable REGULARISATION de paiement est significativement positive dans les deux équations, ce qui tend à montrer que le risque de fraude est important pour une entreprise qui adopte une gestion de trésorerie consistant à ne payer qu'en fin d'année une part importante des paiements attendus tout au long de l'année. Dans ce cas, le non-

¹⁰ - Afin de vérifier s'il s'agit d'un effet « turn-over » ou s'il s'agit essentiellement d'entreprises avec de fortes rémunérations, nous avons reconduit l'estimation avec, comme variable explicative, le niveau de cotisation divisé

respect des obligations de paiement (« *payment non-compliance* ») est révélateur d'un comportement de fraude.

Tableau 3 : Probit bivarié censuré à gauche

Paramètres	Effets marginaux	Ecart-type	T	Paramètres	Effets marginaux	Ecart-type	T
Probabilité de contrôle				Probabilité de redressement			
Constante	-	0,3364	-9,3513	Constante	-	0,0329	22,9711
Cotisations	0,0862	0,0321	9,5257	Mise en demeure	0,0304	0,0870	1,7151
Effectifs	-0,0199	0,0271	-2,5993	Retard de BRC	-0,0361	0,0437	-2,8052
Mise en demeure	-0,0042	0,0789	-0,1912	Retard de TR	0,0144	0,0896	0,5794
Retard de BRC	0,0820	0,0463	6,6569	Observations	0,0345	0,0721	1,7636
Retard de TR	0,0661	0,0984	2,5438	Régularisation	0,0579	0,0363	5,7476
Observations	0,2506	0,1997	8,0339				
Régularisation	0,2217	0,0420	20,4391				
<i>Secteurs d'activités :</i>				<i>Secteurs d'activités :</i>			
Industries alimentaires	0,0078	0,1409	0,1981	Industries alimentaires	-0,1084	0,1344	-2,5254
Travail des métaux	0,1083	0,1030	4,2081	Travail des métaux	0,0163	0,0893	0,6580
Construction	0,0583	0,0627	3,4587	Construction	0,0142	0,0601	0,8438
Commerce et réparation auto	0,0296	0,0958	1,1282	Commerce et réparation auto	-0,0792	0,0906	-2,8176
Commerce de gros	0,0346	0,0571	2,2059	Commerce de gros	-0,0177	0,0550	-1,1142
Commerce de détail	-0,0088	0,0794	-0,3901	Commerce de détail	-0,0471	0,0791	-1,9841
Hôtels et restaurants	-0,0128	0,0812	-0,5564	Hôtels et restaurants	-0,0493	0,0812	-2,0179
Activités immobilières	-0,0772	0,0930	-2,7850	Activités immobilières	0,0676	0,1066	2,4762
Services aux entreprises	-0,0656	0,0457	-4,9072	Services aux entreprises	0,0348	0,0481	2,6197
Administration publique	-0,4170	0,3748	-3,5011	Administration publique	0,1654	0,5127	1,7527
Santé et action sociale	0,0725	0,0898	3,0780	Santé et action sociale	-0,0597	0,0782	-2,5114
Activités culturelles et sportives	-0,0020	0,1285	-0,0575	Activités culturelles et sportives	-0,0375	0,1279	-0,9850
Services personnels	0,0155	0,2228	0,2515	Services personnels	-0,2138	0,2094	-2,9771
Corrélation	-0,9207	0,0994	-9,2620				
				Log-Vraisemblance	-6985		
				Nb d'observations	4 040		

Nous rencontrons ainsi deux cas de figure. D'une part, certaines entreprises paient leurs cotisations avec retard et d'autre part, certaines entreprises déclarent une partie de leurs cotisations dues à l'échéance et ne régularisent qu'en fin de période. Or, nos résultats démontrent qu'une entreprise qui paie ses cotisations avec retard par rapport à l'échéance, verse généralement la totalité de ce qui est dû. Mais, une entreprise qui ne paie qu'une partie des cotisations dues à la date prévue, en vue de régulariser en fin d'année, présente des risques de fraude élevés.

De la même manière, la variable OBSERVATIONS apparaît significativement positive dans les deux équations de la probabilité de contrôle et de la probabilité de redressement. Ainsi, la stratégie du corps de contrôle a consisté à contrôler les entreprises présentant des anomalies mineures pour lesquelles des observations pour l'avenir avaient été formulées par les inspecteurs. Et il s'avère que ces entreprises ont eu tendance à être redressées à l'issue des contrôles, ce qui tend à montrer qu'elles n'ont pas tenu compte des avertissements de l'Urssaf.

par l'effectif. Or, le coefficient associé à cette variable est significativement positif, reflétant que ce sont essentiellement des entreprises offrant de fortes rémunérations qui ont tendance à être davantage contrôlées.

En ce qui concerne les variables relatives aux secteurs d'activité, l'on remarque que certains secteurs ont eu tendance à être davantage contrôlé que d'autres. Ainsi, le coefficient associé aux variables CONSTRUCTION, TRAVAIL DES METAUX, COMMERCE DE GROS et SANTE ET ACTION SOCIALE sont significativement positifs. Pourtant, dès lors que l'on tient compte du biais de sélection, ces secteurs ne présentent pas de risque de fraude. En revanche, les entreprises relevant de l'ADMINISTRATION PUBLIQUE, celles qui appartiennent au secteur IMMOBILIER et enfin celles qui fournissent des SERVICES AUX ENTREPRISES ont généralement été moins contrôlées que les autres alors que le risque en termes de fraude apparaît significativement positif lorsque l'on tient compte du biais de sélection. Certains autres secteurs d'activités ont également des coefficients significativement négatifs, indiquant que la probabilité de fraude est a priori moins élevée. Il s'agit des INDUSTRIES ALIMENTAIRES, du COMMERCE AUTOMOBILE, du COMMERCE DE DETAIL, des SERVICES AUX PERSONNES, des activités du domaine de la SANTE et des HOTELS, CAFES ET RESTAURANTS. Ce dernier résultat concernant le secteur des HOTELS, CAFES ET RESTAURANTS n'est pourtant pas surprenant dans la mesure où l'on admet généralement que ce secteur est davantage enclin au travail dissimulé qu'à la fraude au paiement de cotisations *stricto sensu*. Finalement, il ne ressort que peu d'éléments discriminants en termes de fraude du point de vue des secteurs d'activité.

6.2 Estimation de la fraude

Le problème inhérent aux données issues des contrôles traditionnels est double. Il porte, à la fois, sur le biais de sélection lié au ciblage des personnes à risque et sur le biais de détection lié à la possible non-détection de l'intégralité de la fraude lors des contrôles. De ce fait, l'évaluation de la dissimulation ne peut découler de l'observation directe des résultats des contrôles. Ils doivent, en effet, être corrigés de ces biais potentiellement important de sélection et de détection.

La principale difficulté concernant l'application des méthodes d'estimation de la fraude porte alors sur l'élimination de ces deux biais. Ceux-ci conduisent à un échantillon *non représentatif* d'entreprises et, de ce fait, à une évaluation biaisée si l'on extrapole les redressements des entreprises contrôlées à l'ensemble des entreprises de l'agglomération lyonnaise. Or, notre approche permet d'évaluer l'ampleur des biais de sélection et de détection et ainsi de corriger les informations récoltées afin d'obtenir une évaluation non biaisée de la fraude.

Le *tableau 4* présente de manière détaillée l'ampleur du biais de sélection et du biais de détection de la fraude.

Tableau 4 : Estimation des biais de sélection et de détection

		Montant	Ecart
Montant de la fraude « biaisé »	Fraude détectée	36 108 593	-
	Fraude moyenne détectée	6 999	-
Montant corrigé du biais de sélection	Fraude détectée	30 313 912	-5 794 681
	Fraude moyenne détectée	5 876	-1 123
	<i>Biais de sélection</i>	-16,0%	-16,0%
Montant corrigé du biais de détection	Fraude détectée	37 104 515	995 922
	Fraude moyenne détectée	7 176	177
	<i>Biais de détection</i>	2,8%	2,8%
Montant corrigé du biais de sélection et du biais de détection	Fraude détectée	31 309 834	-4 798 759
	Fraude moyenne détectée	6 069	-930
	<i>Biais de détection conditionnel au biais de sélection</i>	-13,3%	-13,3%
Nombre d'entreprises redressées			4040

L'on constate que le biais de sélection conduit à une sur-estimation de la fraude de l'ordre de 16%, tandis que le biais de détection a tendance à la sous-estimer d'environ 3%. En l'absence de correction de ces deux biais, la fraude serait donc sous-estimée d'environ 13,5%.¹¹ *In fine* l'ampleur de ces biais peut paraître limité. Toutefois, il convient de rappeler que notre analyse ne porte que sur un champ restreint de la fraude puisqu'il s'agit des anomalies enregistrées pour les entreprises déclarées et pour les salariés qu'elles déclarent; la partie de la fraude relevant du travail dissimulé est exclue de notre étude.¹²

Le *tableau 5* présente une évaluation de la fraude en termes de nombre d'entreprises.

Tableau 5 : Evaluation de la part de fraude

	Ensemble de l'échantillon (T)	7598
Fraude détectée	Nombre de fraudeurs détectés (A)	4521
	Proportion de fraudeurs détectés (A/T)	60%
Fraude non détectée	Nombre d'entreprises pour lesquelles aucune fraude n'a été détectée (A^c)	3077
	Nombre de fraudeurs non détectés (F)	862
	Proportion de fraudeurs non détectés (F/A^c)	28%
	Part de fraudeurs dans l'ensemble de l'échantillon	11%
Ensemble de la fraude	Nombre de fraudeurs détectés (A)	4521
	Nombre total de fraudeurs ($A+F$)	5383
	Taux de détection des entreprises frauduleuses ($A/[A+F]$)	84%
	Part de fraudeurs dans l'ensemble de l'échantillon	71%

Au total, 4 040 entreprises ont été identifiées en tant que frauduleuses à l'issue des contrôles, ce qui correspond à près de 60% de notre échantillon. Néanmoins, il subsiste une part de fraude non détectée. Celle-ci renvoie aux erreurs de type 1. Il s'agit d'une part, de la non sélection d'entreprises frauduleuses pour le plan de contrôle de l'inspecteur (*i.e.* les

¹¹ - Si nous incluons les redressements négatifs à l'analyse, le biais de sélection est estimé à 15% et le biais de détection à 2.9%. Les deux biais cumulés conduirait alors à une sur-estimation de la fraude de 12.5%, ce qui reste très similaire à nos résultats.

¹² - A titre d'information, ce champ de la fraude ne représenterait que 15% à 26% de la fraude aux cotisations sociales selon le rapport du CPO (2007).

entreprises non contrôlées qui auraient dû l'être) et d'autre part, de la non détection de la fraude lors des contrôles (*i.e.* les entreprises frauduleuses contrôlées qui ont échappé à la détection). Parmi les 3 077 entreprises pour lesquelles aucune fraude n'a été enregistrée, la proportion de fraude (non détectée) s'élève à 27%.¹³ Autrement dit, 845 entreprises frauduleuses ont échappé à la détection lors du contrôle, ce qui ne correspond finalement qu'à 12% de l'échantillon total et 17% de l'ensemble des fraudeurs.

Si l'on tient compte de la fraude détectée et la fraude non détectée, la part de la fraude identifiée par les inspecteurs est de 83% de l'ensemble de la fraude. Grâce à la méthode de ciblage déployée lors de l'expérimentation sur les entreprises de l'agglomération lyonnaise, la part de fraude détectée lors des contrôles se révèle donc très importante, ce qui confirme l'efficacité de notre approche.

Ces taux de détection peuvent sembler très élevés. Toutefois, il convient de noter que l'identification des entreprises frauduleuses résulte d'une méthode de ciblage stricte, fondée sur l'optimisation conjointe de la probabilité de réaliser un redressement lors du contrôle, du montant en valeur absolue du redressement attendu et du taux de redressement (défini par le rapport entre le montant du redressement et le montant des cotisations déclarées). Cette expérimentation, ayant pour objectif d'accroître l'efficacité des contrôles, a conduit à la sélection des entreprises présentant *a priori* les risques de fraude les plus élevés. C'est pourquoi, les taux de détection sont si importants et qu'une part somme toute restreinte a échappé à la détection.

In fine, la part totale des entreprises frauduleuses de l'agglomération lyonnaise est de 69%.

En termes de montant des cotisations, la part éludée qui est détectée au moment du contrôle représente près de 40 millions d'euros, ce qui, malgré l'ampleur de ce chiffre, est relativement peu important au regard de l'ensemble des cotisations déclarées (*tableau 6*).

Tableau 6 : Evaluation du montant de la fraude

	Montant total des cotisations (T')	1 816 620 446
Fraude détectée	Montant de la fraude détectée (A')	36 108 593
	Proportion de fraude détectée (A'/T')	0,7%
	Montant des cotisations des entreprises pour lesquelles aucune fraude n'a été détectée (A'^c)	608 388 350
Fraude non détectée	Montant de la fraude non détectée ($F' = 845 \times 6\,069 \text{ euros}$)	5 128 305
	Proportion de fraude non détectée (F'/A'^c)	0,8%
	Montant de la fraude détectée (A')	36 108 593
Ensemble de la fraude	Montant total de la fraude ($A'+F'$)	41 236 898
	Taux de détection de la fraude ($A'/[A'+F']$)	88%

¹³ - Ce résultat est issu de l'application de l'équation (7) avec les coefficients estimés.

La part des cotisations éludées non détectées est, quant à elle, de 5 millions (soit moins de 1% des cotisations des entreprises pour lesquelles aucune fraude n'était enregistrée). Cela confirme encore l'efficacité de la méthode de sélection des entreprises. En effet, sur l'ensemble des cotisations éludées, les inspecteurs parviennent à en détecter 88%. Le montant des cotisations non déclarées, ou déclarées de manière erronée, s'élève ainsi à plus de 40 millions.

Si l'on tient compte de la probabilité d'être détecté, conditionnelle à la probabilité d'avoir été contrôlé, le montant de la fraude détectée -ainsi corrigé de tout biais de sélection- s'élève à plus de 40 millions d'euros pour la seule agglomération lyonnaise. Cela représente 1% environ des cotisations déclarées.¹⁴

7. Conclusion

L'approche développée dans cet article nous a permis, à la fois, de détecter les fraudeurs et par là même de mieux identifier leurs caractéristiques propres, mais également de fournir une évaluation non biaisée de la fraude dans la zone géographique étudiée.

Nos résultats confirment que le biais de sélection conduit à sur-estimer la fraude, tandis que le biais de détection a tendance à la sous-estimer. Selon nos résultats, le premier biais est nettement plus élevé que le second (*resp.* 16% et 3%). *In fine*, en l'absence de correction de ces deux biais, la fraude serait ainsi sur-estimée d'environ 13,5%. Un tel résultat atteste dès lors de l'importance de la prise en compte de ces deux biais pour toute estimation sérieuse de l'ampleur de la fraude.

Il ressort également de nos résultats que la part des entreprises de l'agglomération lyonnaise qualifiées de frauduleuses s'élève à 69% de l'échantillon total. La méthode de ciblage déployée lors de l'expérimentation a permis de détecter 83% de l'ensemble de ces fraudeurs, ce qui confirme l'efficacité de notre approche de ciblage. La part de fraude ayant échappé à la détection ne représente finalement que 12%. En termes de montant des cotisations, la part éludée représente plus de 40 millions d'euros ce qui, malgré l'ampleur de ce chiffre, est relativement faible au regard de l'ensemble des cotisations déclarées.

En termes de caractéristiques propres aux fraudeurs, il est intéressant de noter que le non-respect des échéances déclaratives (« *filing non-compliance* ») ne conduit pas forcément à un comportement de fraude, tandis que le non-respect des obligations de paiement (« *payment non-compliance* ») se traduit généralement par un redressement pour fraude.

¹⁴ - La fraude détectée correspond aux redressements opérés lors des contrôles. Or, ces derniers portent en moyenne sur trois années consécutives. Par conséquent, la fraude détectée doit être approximativement divisée par trois pour être comparée au montant total des cotisations des entreprises correspondantes. C'est pourquoi, le montant de la fraude représente finalement 1% des cotisations totales dues.

En définitive, la méthode économétrique mise en œuvre pour estimer notre modèle et proposer une évaluation non biaisée de la fraude nous a permis d'apprécier la complexité de la détection de phénomènes qui, par définition, souhaitent rester dissimulés. Toutefois, certaines dimensions ont probablement été négligées. Parmi celles-ci, une extension possible du modèle consisterait à envisager l'éventualité d'une détection partielle de la fraude lors du contrôle. Dans ce cas, la capacité de l'inspecteur à détecter la fraude serait imparfaite. Il pourrait détecter l'intégralité de la fraude, ou bien aucune fraude, ou bien encore une partie de la fraude comprise entre zéro et un. Autrement dit, lorsque le processus de détection échouerait, aucune fraude ne serait mise à jour, mais lorsque la détection aurait lieu, celle-ci pourrait s'avérer complète (dans ce cas, le montant réel de la fraude F serait détecté) ou partielle (l'inspecteur ne serait alors en mesure de déceler qu'une partie de la fraude). Cette extension permettrait de relâcher l'hypothèse peu réaliste du modèle traditionnel selon laquelle la détection est soit nulle, soit totale. En effet, l'expérience suggère que les contrôles permettent généralement de détecter une partie, mais non l'ensemble, de la fraude. Afin d'intégrer cette observation dans une analyse économétrique, l'aménagement du modèle traditionnel de fraude impliquerait de développer un modèle de détection fractionnelle. D'un point de vue économétrique, cela reviendra à spécifier une équation conditionnelle supplémentaire pour le montant du redressement.

Références bibliographiques

Alexander C. et Feinstein J.S. (1987), «A Microeconomic Analysis of Income Tax Evasion». Working paper, Department of Economics, MIT.

Allingham et Sandmo (1972), «Income Tax Evasion : a Theoretical Analysis», *Journal of Public Economics*, 1, 323-338.

Andréoni J., Erard B. et Feinstein J.S. (1998), «Tax Compliance», *Journal of Economic Literature*, 36, 818-860.

Becker G.S. (1968), «Crime and Punishment : an Economic Approach», *Journal of Political Economics*, 76(2), 169-217.

Clotfelter C. (1983), «Tax Evasion and Tax Rates : An Analysis of Individual Returns », *Review of Economics and Statistics*, 65, 363-373.

Conseil des prélèvements obligatoires (2007). *La fraude aux prélèvements obligatoires et son contrôle*. La Documentation Française.

Feinstein J.S. (1999), «Approaches for estimating noncompliance : examples from Federal taxation in the United States», *The Economic Journal*, 109, 360- 369.

Feinstein J.S. (1991), «An Econometric Analysis of Income Tax Evasion and its Detection», *RAND Journal of Economics*, 22, 14-35.

Feinstein J.S. (1990), «Detection Controlled Estimation», *Journal of Law and Economics*, 33(1), 233-276.

Reinganum J.F. et Wilde L.L. (1985), «Income Tax Compliance in a Principal-Agent Framework», *Journal of Public Economics*, 26(1), 1-18.

Yitzakhi S. (1974), «A note on income tax evasion», *Journal of Public Economics*, 3, 201-202.

