économie publique

public economics

Revue de **l'Institut d'Économie Publique**

Deux numéros par an

n° 28-29 – 2012/1-2

idep

Coût de l'ordonnance des médecins généralistes : une analyse sur les données de l'EPPM

Renaud Legal *
Céline Pilorge **

Résumé

Cet article examine de manière critique la possibilité de cibler les médecins dont le coût de prescription est sensiblement plus élevé que la moyenne, à partir d'un indicateur financier fondé sur le coût des ordonnances. Il analyse à partir des données de l'Enquête permanente de la prescription médicale (EPPM) la sensibilité de cet indicateur à la méthode retenue d'ajustement au risque. Les résultats indiquent que dans l'état actuel des systèmes d'information, pour évaluer les pratiques de prescription des médecins, il faut privilégier les indicateurs ciblés sur une classe de médicament ou sur une pathologie donnée.

Summary

*. Drees, ministère des Affaires sociales et de la Santé.
**. Drees, ministère des Affaires sociales et de la Santé.
Correspondance : Céline Pilorge, Drees, 14, avenue Duquesne, 75350 Paris 07 SP.
celine.pilorge@sante.gouv.fr.

Nous remercions pour leurs commentaires et leurs suggestions Denis Raynaud, Willy Thao Khamsing, Blandine Juillard-Condat, David Bernstein et tous les participants des 33e Journées des Économistes de la Santé Français, ainsi que les différents relecteurs de la Drees, en particulier Nathalie Fourcade et Claire Marbot. Nous remercions particulièrement les deux relecteurs anonymes dont les remarques ont contribué à améliorer le papier. Les éventuelles erreurs et imprécisions restantes sont évidemment exclusivement imputables aux auteurs. Les points de vue et opinions exprimés dans cette étude doivent être considérés comme propres aux auteurs et ne sauraient en aucun cas engager la Drees.

This study aims to evaluate the possibility of profiling French general practitioners with high prescription costs from an indicator based on prescribing costs. It analyzes the sensibility of this indicator when taking into account differences in case-mix. The study shows that with the current information systems, specific indicators concerning a given therapeutic class or a given pathology are recommended in the evaluation of GP's prescribing practice.

Mots-clés : Ciblage des médecins, ajustement au risque, médecins généralistes, modèles multiniveaux, aide à la décision.

Keywords: GP's profiling, Risk Adjustment Models, General Practitioners, Multilevel Analysis, Decision-making.

J.E.L. : C50, I11, I18

1. Introduction

En 2010, avec le 5e rang mondial et le 2e rang européen, la France apparaît comme l'un des pays ayant les plus fortes dépenses pharmaceutiques au monde (OCDE 2011), estimées à 34,7 milliards d'euros en 2011 (Comptes Nationaux de la Santé 2011, 2012). En 2011, l'Assurance Maladie a mené une comparaison de la consommation et des dépenses de médicaments pour les 8 principales classes de médicaments [1] dans 7 pays européens [2]. Sur ces 8 classes, la France se situe en tête des dépenses par habitant, qui s'élèvent à 114 € (contre 94 € pour l'Espagne, 90 € pour l'Italie, 70 € pour l'Allemagne…). D'une part, la population française se caractérise par une consommation de médicaments supérieure à celle de ses voisins européens, avec un nombre de médicaments prescrits par consultation supérieur (Cnamts, 2005). Le mode de tarification des médecins peut influer sur cette prescription : en effet, le paiement à l'acte [3] peut inciter les médecins à

1. À savoir les antidiabétiques oraux, les antibiotiques oraux, les anti-asthmatiques, les hypocholestérolémiants (dont les statines), les produits de l'HTA, les antidépresseurs, les tranquillisants et les inhibiteurs de la pompe à protons.

2. France, Allemagne, Italie, Pays-Bas, Espagne, Suisse, Royaume-Uni.

3. Dans d'autres pays européens, le mode de tarification des médecins peut différer : paiement mixte à dominante de salariat en Espagne et en Suède, paiement mixte à dominante de capitation en Italie, au Royaume-Uni (complété par du salariat) et aux Pays-Bas (complété par du paiement à l'acte), paiement mixte à dominante de paiement à l'acte en Allemagne et en France.

prescrire davantage pour fidéliser les patients [4], en particulier s'ils ressentent une attente de prescription de la part du patient (Cnamts, 2005 ; Rosman, 2008). D'autre part, la structure de consommation apparaît défavorable, la part des prescriptions dans le répertoire des génériques étant moins élevée, au profit de produits plus récents et onéreux (Cnamts, 2011).

Dans un contexte de fortes tensions budgétaires, il existe donc un enjeu fort à contenir la dépense de médicaments en France. Pour ce faire, les pouvoirs publics disposent de différents leviers : baisse des prix des médicaments déterminée par le CEPS, baisse des taux de remboursement ou déremboursement total en fonction des propositions de la Commission de la transparence de la HAS. En complément de ces mesures, l'Assurance Maladie réalise aussi des actions explicites auprès des patients [5] et des médecins afin d'influer sur leur prescription. Ces dernières passent notamment par des visites des Délégués de l'assurance maladie (DAM) auprès de certains médecins préalablement identifiés ou par la mise en œuvre du dispositif de paiement à la performance [6]. Ce dispositif [7] qui s'adresse aux médecins généralistes vise, notamment, à les inciter à augmenter leurs prescriptions dans le répertoire des génériques.

Dans les deux cas, il importe au préalable de pouvoir identifier de manière fiable les médecins dont le coût de prescription est sensiblement plus élevé que la moyenne. Pour ce faire, dans l'état actuel des systèmes d'information, il peut être naturel de réaliser cette identification au moyen d'un indicateur fondé sur le critère purement financier du coût des ordonnances. Cet indicateur peut, en effet, être apprécié du gestionnaire car il présente l'avantage d'intégrer un effet volume et un effet de structure de la prescription, ainsi que d'englober l'ensemble des prescriptions des médecins, ce que ne permet pas en revanche un indicateur fondé sur des référentiels médicaux (*guidelines*), qui ne couvrent pas l'ensemble des pathologies. Le propos de notre étude est d'examiner de manière critique cette possibilité, notamment en analysant la sensibilité d'un tel indicateur à la méthode retenue d'ajustement au risque, c'est-à-dire à la manière de prendre en compte les spécificités du *case-mix* de chaque médecin.

---

4. En France, près de 90 % des consultations donnent lieu à une ordonnance comportant au moins un médicament (Lancry, 2007), contre 83,1 % en Espagne, 72,3 % en Allemagne et 43,2 % aux Pays-Bas (CNAMTS, 2005).

5. Au travers notamment du dispositif « tiers payant contre génériques ».

6. Anciennement « Contrat d'amélioration des pratiques individuelles » (CAPI), intégré depuis juillet 2011 dans le cadre de la convention médicale.

7. Instauré par la Cnamts en 2009, initialement, le CAPI était fondé sur le volontariat (15 800 médecins en étaient signataires en 2011). En juillet 2011, la Cnamts a signé avec certains syndicats de médecins une convention introduisant dans le système de rémunération du médecin un paiement à la performance. Inscrite dans la lignée du CAPI, cette convention prévoit d'octroyer un supplément de rémunération aux médecins qui rempliraient pour partie ou en intégralité les objectifs définis (utilisation d'un logiciel d'aide à la prescription certifié, dosage de l'HbA1c chez les patients diabétiques, dépistage du cancer du sein, prescription de médicaments génériques…).

En effet, la prise en compte du *case-mix*, aussi appelé ajustement au risque, apparaît primordiale pour isoler ce qui relève des pratiques de l'offreur de soins de ce qui relève des spécificités des patients. De nombreux systèmes de santé ont recours à ces techniques statistiques. Aux États-Unis, ces méthodes sont utilisées par les assureurs privés dans le but de cibler les professionnels de santé avec lesquels ils souhaitent contractualiser : c'est la contractualisation sélective. Au Royaume-Uni, des budgets de prescription ont été mis en œuvre dans le cadre du paiement à la capitation des médecins [8]. Ces techniques peuvent aussi aider les assureurs publics des systèmes centralisés à cibler les professionnels de santé vers lesquels il convient d'orienter prioritairement les actions de maîtrise médicalisée (visites DAM et souscription du CAPI en France [9]).

Quelques études françaises s'intéressent à l'effet propre des offreurs de soins dans la variabilité des pratiques. Elles concernent les hôpitaux [10] (Dormont et Milcent, 2004 ; De Pouvourville *et al.*, 2007) ou, dans une moindre mesure, les médecins (Mousquès *et al.*, 2010) mais ne discutent pas de l'impact de la modélisation retenue – notamment, la manière de prendre en compte le *case-mix* – sur l'appréciation de l'effet propre des offreurs de soins, puisque tel n'est pas leur propos.

Notre étude traite donc d'un sujet qui n'a pas encore été abordé par les études françaises et s'intéresse à la question suivante : peut-on fonder l'identification des médecins à forts coûts de prescription sur un indicateur financier fondé sur le coût de leurs ordonnances ? Les médecins *outliers* peuvent être identifiés comme ceux dont le coût de prescription s'éloigne le plus du coût moyen constaté. La référence à la moyenne est bien sûr contestable puisqu'elle ne représente pas la norme, ni sur le plan médical ni d'un point de vue médico-économique. Néanmoins, la moyenne est régulièrement utilisée à des fins opérationnelles [11], notamment pour donner de premières indications et peut être complétée dans un deuxième temps par une analyse plus ciblée. Nous mobilisons dans cette étude les données de l'Enquête permanente de la prescription médicale (EPPM) réalisée par IMS Health pour les années 2005 à 2009.

Cette étude est organisée de la manière suivante. La première partie est consacrée à une revue de la littérature sur les méthodes retenues d'ajustement au risque dans l'analyse de la prescription des médecins. La deuxième partie présente les données exploitées. La troisième partie présente une analyse exploratoire du coût

8. Ces budgets de prescription sont fondés, notamment, sur l'âge et le sexe des patients. Pour plus d'informations, voir : http://www.dh.gov.uk/prod_consum_dh/groups/dh_digitalassets/documents/digitalasset/dh_124947.pdf.

9. Celui-ci était, en effet, proposé de manière facultative aux médecins.

10. La mise en place de la tarification à l'activité (T2A) ayant rendu prégnante la question de l'ajustement au risque dans l'appréciation de l'efficacité productive des hôpitaux.

11. Dans la mise en place de la T2A, par exemple.

des ordonnances dans l'EPPM. Les quatrième et cinquième parties explicitent la modélisation réalisée et les résultats obtenus. La sixième et dernière partie ouvre la discussion sur les apports et limites de cette étude.

2. Revue de littérature

En France, comme à l'étranger, un certain nombre d'études se sont intéressées aux déterminants de l'hétérogénéité des pratiques des médecins (prescription médicamenteuse, prescription d'actes complémentaires, réorientation du patient au sein de la filière de soins) [12]. Par ailleurs, à l'étranger, les politiques de paiement à la capitation avec l'instauration de budgets de prescription (au Royaume-Uni et en Espagne, par exemple) ou le ciblage des professionnels de santé avec lesquelles les sociétés d'assurance souhaitent contractualiser (c'est le cas des *Health Maintenance Organisation* aux États-Unis) ont donné lieu à une littérature abondante d'expertise des différents ajusteurs de risque sur le marché. En revanche, les études relatives à l'analyse de l'influence de la méthode d'ajustement au risque retenue sur l'appréciation des pratiques de prescription des médecins (en termes de volumes ou de coûts), en particulier à travers la prise en compte ou non du *case-mix* du médecin, sont peu nombreuses.

Certaines études présentent des résultats intéressants sur les différences de prescription observées en fonction des caractéristiques démographiques des patients et des médecins (âge et sexe) et de l'activité des médecins (secteur de conventionnement, densité médicale). En France, deux études ont particulièrement retenu notre attention.

Béjean *et al.* (2007) s'intéressent aux différences des pratiques entre médecins, notamment en termes de coût de la prescription. Ils exploitent les données des CPAM d'Aquitaine et de Bourgogne pour l'année 2000, couplées avec des données de l'Insee pour les informations contextuelles. Les prescriptions de 4 660 médecins généralistes sont analysées. Les résultats montrent que les médecins généralistes femmes ont un coût de prescription moindre que celui de leurs homologues masculins. De même, les médecins du secteur 2 prescrivent pour moins cher que ceux du secteur 1. Les variables contextuelles de densité médicale, de proportion de moins de 16 ans, de 70 ans ou plus ont un effet positif sur le coût de la prescription. Le taux de chômage a un effet négatif. Cependant, cette étude ne prenant pas en compte la morbidité des patients, laquelle est susceptible d'être fortement corrélée avec les caractéristiques des médecins, il n'est pas exclu que les effets obtenus

12. Voir, par exemple, Grytten et Sorensen, 2002 ; Bensing *et al.*, 1993 ; Charles *et al.*, 2006 ; Sullivan *et al.*, 2005 ; Phelps *et al.*, 1994 ; Sullivan *et al.*, 2004 ; Bernstein *et al.*, 2008.

tiennent, en partie, à des caractéristiques de morbidité des patients différentes, et non à de réelles différences de pratiques entre médecins.

Amar *et al.* (2005) exploitent les données Thalès 2002 portant sur 922 médecins généralistes, afin de modéliser la probabilité pour le médecin de prescrire au moins un médicament au cours de la consultation ainsi que le nombre de médicaments prescrits grâce à un modèle *within*. Dans cette étude, la pathologie des patients est prise en compte [13]. Les médecins femmes ont une probabilité plus faible de prescription que leurs confrères, toutes choses égales par ailleurs. Les médecins du secteur à honoraires libres (secteur 2) prescrivent moins fréquemment et en moins grande quantité que leurs confrères du secteur 1. En outre, les médecins généralistes prescrivent davantage de médicaments à leurs patients réguliers.

D'autres études isolent, dans l'hétérogénéité des pratiques des médecins, ce qui est imputable aux médecins de ce qui est imputable aux patients.

Mousquès *et al.* (2010) s'intéressent aux pratiques de prescription d'antibiotiques de 778 médecins généralistes français issus des données Thalès 2002 dans le cas de la rhinopharyngite aiguë. Les résultats font apparaître que les caractéristiques des patients (dont, notamment, la pathologie – existence de complications bactériennes, existence de comorbidités justifiant ou non la prescription d'antibiotiques, existence d'une autre pathologie ORL… – le sexe et l'âge) expliquent la majorité de la variabilité des pratiques de prescription d'antibiothérapie (70 %), mais qu'une large fraction de l'hétérogénéité due au médecin demeure (30 %), dont une partie peut s'expliquer à l'aide des variables observées disponibles dans l'étude (exercice en groupe, suivi d'une formation médicale continue, densité médicale, nombre de visites des laboratoires pharmaceutiques).

Sur données espagnoles de 2005 relatives à près de 66 000 patients rattachés à cinq centres de santé, Aguado *et al.* (2008) modélisent grâce à un modèle mixte le logarithme du coût de la prescription en fonction de l'âge du patient, des codes diagnostics ACG [14] et du centre d'exercice du médecin. Pour les patients adultes, la variabilité du coût de la prescription est expliquée à hauteur de 35 % par les diagnostics ACG (contre 22 % chez les enfants), loin devant l'effet de l'âge ou du centre d'exercice.

Sur données néozélandaises relatives à 143 médecins observés entre 1991 et 1992, Davis *et al.* (2000) s'intéressent aux déterminants de la probabilité des médecins de prescrire au moins un médicament au cours d'une consultation. Ils

13. Données Thalès (2002) ; les médecins codent les diagnostics correspondants dans une liste (6 000 diagnostics déjà entrés au moins une fois par un confrère dans le passé) ou ajoutent un nouveau diagnostic en clair.

14. Adjusted Clinical Groups (développé à l'Université John Hopkins) : cette classification permet de classer les patients en différentes catégories de risque ou de maladies fondées sur les diagnostics passés et actuels, l'âge et le sexe de patients.

étudient l'influence sur cette probabilité des caractéristiques des patients (sexe, âge, origine), des médecins (âge, plein temps *versus* temps partiel…) ainsi que des groupes de diagnostics ICPC [15]. Les résultats indiquent que la non prise en compte du *case-mix* conduirait à imputer un effet de l'âge des patients sur la prescription supérieur à ce qu'il est vraiment.

Ces résultats témoignent de l'importance de la prise en compte des caractéristiques médicales des patients qui, en sus des caractéristiques démographiques (âge et sexe), ont un fort pouvoir explicatif dans les différences de prescription entre médecins. Sans leur prise en compte, les résultats sont largement biaisés. Des études se sont d'ailleurs intéressées à l'influence de la manière de prendre en compte le *case-mix* du médecin sur l'identification de médecins ou patients *outliers*. Historiquement, souvent envisagé uniquement par le sexe et l'âge des patients [16], le *case-mix* des médecins est de plus en plus finement mesuré, notamment par la prise en compte supplémentaire de l'état de santé des patients, au fur et à mesure que s'étoffent les systèmes d'informations en santé. Dans cette perspective, la méthode ACG (*Ambulatory Care Groups*), en classant les patients dans des classes de risques en fonction de leur âge, de leur sexe et du diagnostic établi par le médecin, permet, par exemple, d'ajuster finement du risque [17].

Fleishman & Cohen (2010) comparent le pouvoir prédictif de différents modèles de dépenses médicales des patients estimés sur les données du *Medical Expenditure Panel Survey*, pour la période 1996-1999. Le modèle de base comprend des informations d'âge, de sexe et d'assurance. Le deuxième prend en compte des informations relatives au nombre de maladies chroniques. Le troisième intègre des informations relatives aux coûts des diagnostics (*via* les Diagnostic Cost Group [18]). Enfin le quatrième modèle renseigne sur la présence éventuelle de maladies chroniques. Il en résulte que les informations d'ordre médical améliorent considérablement le pouvoir de prédiction des modèles, au-delà des informations d'âge et de sexe.

Calderón-Larrañaga *et al.* (2011) étudient la différence d'utilisation de soins primaires (par le nombre annuel de consultations) en Espagne entre la population d'origine espagnole et la population immigrée à partir de données de 2007 relatives

15. *International Classification of Primary Care* (classification internationale des soins primaires, associée à la classification internationale des maladies et développée par l'Organisation internationale des médecins généralistes) : il s'agit d'une classification bi-axiale, dont le premier axe est composé de 17 chapitres désignant chacun un appareil corporel et le second axe de sept composants (symptômes et plaintes, procédures diagnostiques et préventives, procédures thérapeutiques, résultats d'examens complémentaires, procédures administratives, références et autres motifs de contact, diagnostics et maladies).

16. Ils ne traduisent pourtant au mieux que 20 % des différences de coûts médicaux (Goldfield *et al.*, 1996).

17. D'autres ajusteurs au risque existent ; voir, par exemple, Winkelman & Mehmud (2007).

18. Les modèles DCG regroupent les 15 000 codes diagnostics de la 9e édition de la classification internationale des maladies en 263 groupes de pathologies, classés selon les coûts.

à 69 000 patients consultant dans trois centres de soins primaires. Lorsque qu'on ne contrôle que du sexe et de l'âge, la population immigrée affiche un nombre moyen de consultations très inférieur à celui de la population d'origine espagnole (–27 % pour les adultes et –20 % pour les enfants). En revanche, lorsque que l'on contrôle l'état de santé *via* les codes de la classification ACG, la différence de recours chez les enfants s'atténue sensiblement (le nombre moyen de consultations n'est plus inférieur que de 6 %) et disparaît chez les adultes. L'absence de prise en compte de la morbidité des patients peut donc conduire à des conclusions complètement erronées, démontrant ainsi la nécessité de contrôle du *case-mix*.

Dans la lignée de l'évaluation de la sensibilité du ciblage à la méthode retenue d'ajustement au risque, des études s'attachent également à comparer différents « ajusteurs » au risque ainsi que leur pertinence [19].

À l'issue de cette rapide revue de littérature, il apparaît que l'influence des caractéristiques des patients et des médecins dans les pratiques de prescription de ces derniers est souvent analysée. Par ailleurs, quelques études estiment la part de l'hétérogénéité des pratiques des médecins imputable aux médecins en contrôlant leur *case-mix* (Aguado *et al.*, 2008 ; Mousquès *et al.*, 2010).

Notre étude complète donc utilement l'abondante littérature internationale sur le pouvoir explicatif des variables de morbidité et leur importance. Par ailleurs, dans une optique plus opérationnelle, elle éclaire la question des modalités pratiques d'identification des médecins généralistes français dont la prescription est onéreuse, dans l'état actuel des systèmes d'information.

3. Données

3.1. L'enquête permanente de la prescription médicale

Notre étude s'appuie sur les données de l'Enquête permanente de la prescription médicale (EPPM) d'IMS Health. L'EPPM est réalisée trimestriellement auprès de 800 médecins environ, dont 400 généralistes, selon le principe d'un panel tournant : chaque trimestre, 15 % des médecins sortent du panel, laissant la place à de nouveaux enquêtés. Au cours de l'enquête sont recueillies des informations relatives aux caractéristiques des médecins (sexe, âge, secteur de conventionnement…), des patients (sexe, âge, CSP), aux ordonnances rédigées par les médecins (médicament prescrit, posologie, durée du traitement, nombre de boîtes…) ainsi qu'au diagnostic

19. Voir, par exemple, Rosen *et al.* (2003), Sicras-Mainar *et al.* (2012), Hanley *et al.* (2010).

établi par le médecin [20]. Cette enquête se limite au champ des consultations ayant occasionné une prescription.

La variable de diagnostic est recodée par les équipes d'IMS selon la Classification internationale des maladies (CIM 10). Cette classification est une norme internationale définie par l'OMS pour présenter l'information sur les diagnostics cliniques. Cette information représente la véritable valeur ajoutée de l'EPPM par rapport aux autres sources de données potentiellement mobilisables sur ces questions. Ainsi, si les données du SNIIRAM ont l'avantage de l'exhaustivité, elles ne renseignent pas sur le code diagnostic qui a motivé la prescription.

Enfin, notons que les données de l'EPPM n'ont pas de raison d'être représentatives, puisque l'enrôlement se fait sur la base du volontariat [21]. Par ailleurs, les identifiants de médecins étant anonymisés par IMS, il n'est pas possible d'apprécier *ex post* le caractère représentatif des données en les croisant avec les fichiers de l'Assurance Maladie (afin de voir, par exemple, comment se situent les médecins enrôlés par rapport aux autres médecins, notamment vis-à-vis des caractéristiques de leurs patients). Néanmoins, l'objet de cette étude n'étant pas d'estimer au niveau national la part de l'hétérogénéité totale du coût des ordonnances due à la variabilité des pratiques des médecins, mais de discuter de la possibilité d'identifier les médecins à partir d'un indicateur fondé sur le coût des ordonnances, la non représentativité des données de l'EPPM n'est, en l'occurrence, pas un obstacle pour notre étude.

3.2. L'échantillon d'étude

Afin d'augmenter les effectifs pour les estimations et assurer ainsi une meilleure robustesse des résultats, nous avons regroupé (*poolé*) les années 2005 à 2009, fournissant ainsi 20 trimestres. Au final, nous disposons d'informations sur la prescription de 1 821 médecins généralistes [22]. La base de données ainsi construite comporte 565 108 ordonnances, soit 241 ordonnances par médecin en moyenne [23]. La variable de diagnostic compte 5 niveaux de détails. Dans cette étude, nous avons considéré 2 niveaux au maximum. Le 1er niveau compte 21 grands groupes

20. Chaque semaine d'enquête, IMS récolte les informations de prescriptions et de diagnostics des médecins sous la forme d'un questionnaire papier ; ces informations sont ensuite codifiées informatiquement par IMS.

21. Les médecins participants acceptent d'accorder du temps à ce genre d'enquête en échange d'une rémunération.

22. L'échantillon comporte 74 % d'hommes et 26 % de femmes. Parmi les médecins enquêtés, 16 % ont moins de 45 ans, 48 % ont entre 45 et 54 ans et 36 % ont 55 ans et plus.

23. Précisons également qu'un travail d'imputation de codes CIP et de prix a été réalisé (lorsque c'était possible) en amont de l'analyse pour le champ des prescriptions en Dénomination commune internationale (DCI).

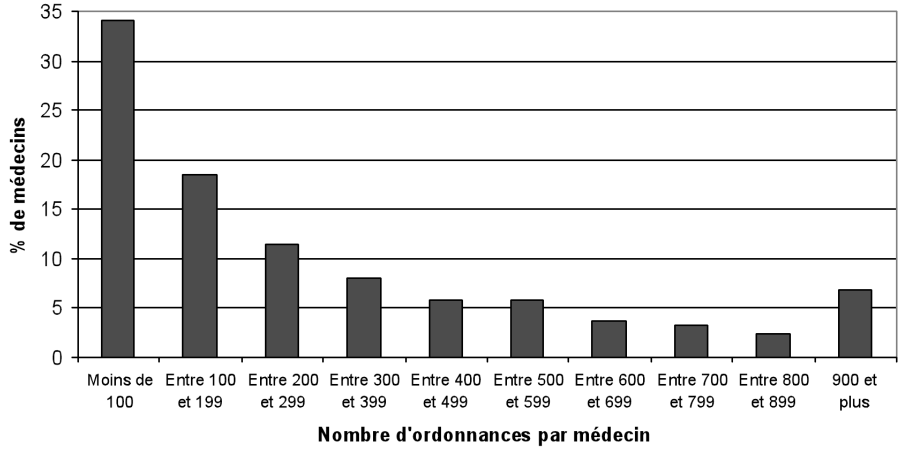


Figure 1 : *Ventilation des médecins de l'échantillon d'étude selon le nombre d'ordonnances par médecin à notre disposition*

Champ : médecins généralistes libéraux, années 2005 à 2009
Source : EPPM IMS-France, calculs Drees.
Note de lecture : pour 35 % des médecins, nous disposons de moins de 100 ordonnances.

de diagnostics (*ex* : maladies de l'appareil circulatoire), le 2e niveau en compte plus de 200 (*ex* : maladies hypertensives).

La construction de l'EPPM – une semaine d'enquête par trimestre – implique que nous ne disposons pas toujours d'un nombre d'ordonnances très important pour les médecins. Pour 35 % d'entre eux, moins de 100 ordonnances sont recensées (Figure 1). Ce chiffre tient à la censure à gauche (avant le 1er trimestre 2005) et à droite (au-delà de 2010) induites par le panel tournant. Nous disposons toutefois de plus de 200 ordonnances pour 50 % des médecins de notre échantillon. Un nombre supérieur d'ordonnances par médecin permettrait d'affiner les résultats sans pour autant constituer une limite sérieuse à cette étude, qui ne cherche pas à cibler individuellement les médecins.

3.3. Variables d'intérêt modélisées et niveaux d'analyse considérés

À diagnostic donné, la prescription des médecins varie, compte tenu du fait que nous nous limitons au champ des consultations ayant donné lieu à prescription, à travers le type et le nombre de médicaments prescrits. Ce sont d'ailleurs des éléments souvent étudiés dans l'analyse de la prescription des médecins (étude du volume de prescription ou de la probabilité de prescription dans Amar *et al.*, 2005 ; étude de la probabilité de prescrire des antibiotiques dans Mousquès *et al.*, 2010). Une troisième variable d'analyse est le coût de la prescription (Béjean *et al.*, 2007 ;

Aguado *et al.*, 2008). Dans cette étude, nous nous intéressons également au coût de prescription des médecins [24]. En effet, pour prendre ensuite des mesures ciblées à leur égard, il peut être séduisant, de prime abord, d'identifier les médecins dont le coût de prescription est sensiblement plus élevé que la moyenne par l'intermédiaire d'un indicateur de coût des ordonnances, toutes choses égales par ailleurs. Ce genre d'indicateurs présente l'avantage de synthétiser les effets volumes et les effets de structure. Ainsi, si pour un même diagnostic, un médecin prescrit dans le répertoire des génériques tandis qu'un autre prescrit un médicament innovant, et donc plus coûteux, le coût de la prescription s'en trouvera affecté. De la même manière, ce genre d'indicateur permet également de prendre en compte la sur-prescription. Cet indicateur n'offre, en revanche, que la vision de la prescription du médecin et ne saurait traduire la dépense finale de médicaments pour le patient et l'Assurance Maladie puisque celle-ci relève également de la fonction du pharmacien, en mesure de substituer un médicament générique dès lors que le médicament *princeps* appartient au répertoire des génériques.

Se pose alors la question du niveau auquel nous situons l'analyse. Le plus naturel serait de modéliser le coût de l'ensemble des prescriptions en rapport avec un diagnostic donné, autrement dit le coût total du traitement par diagnostic en fonction des caractéristiques du patient et du médecin, dans une optique de parcours de soins. Malheureusement, compte tenu du protocole d'enquête et, en particulier, du fait que les médecins sont interrogés une semaine par trimestre seulement, l'EPPM ne permet pas cette vision : le niveau d'analyse le plus large permis par l'EPPM pour un patient donné est l'ordonnance. Selon les informations disponibles sur la morbidité des patients, différents niveaux d'analyse sont envisageables. Lorsqu'aucune information de diagnostic n'est connue, le coût de l'ordonnance est le niveau d'analyse le plus naturel : c'est donc ce niveau que nous retiendrons dans le modèle sans code diagnostic. Lorsque des informations de diagnostic sont disponibles et, donc, mobilisées, il est possible de maintenir l'analyse au niveau du coût de l'ordonnance. Néanmoins, la prise en compte des multi-diagnostics induit des complications techniques assez importantes en termes de spécification du modèle économétrique [25]. C'est pourquoi, dans la suite de l'étude, lorsque les modèles comportent des informations de diagnostic parmi les variables explicatives, nous considérons comme variable d'intérêt non pas le coût total de l'ordonnance, mais le coût total des lignes de prescriptions de l'ordonnance en rapport avec un

24. À noter que seules les consultations ayant occasionné une prescription sont consignées dans l'EPPM. De ce fait, nous nous intéressons au coût moyen de la prescription d'un médecin, à diagnostic donné, à partir du moment où il y a prescription ; l'absence de prescription n'est pas comptabilisée par un coût de prescription nul qui tirerait le coût moyen à la baisse.

25. La forme multiplicative retenue (de manière à tenir compte de la distribution log-normale et réduire ainsi l'hétéroscédasticité) se prête mal aux situations de multi-diagnostics. En effet, avec ce type de modèle, les multi-diagnostics conduisent à une multiplicativité des surcoûts, hypothèse qui ne nous semble pas plausible (voir annexe 1).

diagnostic donné [26]. Dans la suite, nous appellerons cette grandeur « coût d'un traitement ponctuel », pour signifier qu'elle est liée à un diagnostic donné mais qu'elle ne couvre pas l'ensemble des coûts du traitement.

Nous nous situons donc successivement dans les différents cas de figure auquel un gestionnaire est susceptible de faire face, selon le niveau d'information auquel il accède. Une conséquence pratique est que nous estimons des modèles comportant des unités statistiques qui diffèrent par leur degré d'agrégation (coût de l'ordonnance, coût d'un traitement ponctuel défini avec des degrés de précision du diagnostic de niveau 1 ou 2) et dont le nombre d'observations est donc variable (voir Tableau 3, en annexe).

4. Approche exploratoire du coût des ordonnances dans l'EPPM

4.1. Les limites du coût moyen d'un traitement

Une manière naïve de chercher à identifier les médecins dont le coût de prescription est sensiblement plus élevé que la moyenne serait de le faire à partir de la dispersion d'un indicateur fruste, défini comme la moyenne des coûts des traitements ponctuels dont ce médecin a été à l'origine. La figure 2 montre une dispersion importante de cet indicateur. Le coût moyen de l'ordonnance est ainsi distribué selon une loi log-normale. Cependant, une telle approche est évidemment complètement inadaptée pour apprécier le réel coût de prescription d'un médecin, puisque l'indicateur précédent ne tient absolument pas compte des éventuelles différences de *case-mix* entre médecins. Aussi, un médecin peut avoir un coût moyen de traitement ponctuel élevé du simple fait qu'il soigne des patients plus malades, c'est-à-dire ayant des pathologies qui occasionnent des prescriptions plus onéreuses.

4.2. Des *case-mix* assez différents entre médecins

Nous apprécions l'hétérogénéité des *case-mix* entre médecins en termes de différences entre médecins de la structure des diagnostics établis. Pour cela, nous nous situons au premier niveau de détail de la CIM10, ce qui fournit 21 grands codes de diagnostics. Le *case-mix* d'un médecin s'apprécie alors à l'aide d'un

26. Ce niveau d'analyse revient à faire l'hypothèse que les coûts de traitements ponctuels communs à une même ordonnance sont indépendants entre eux.

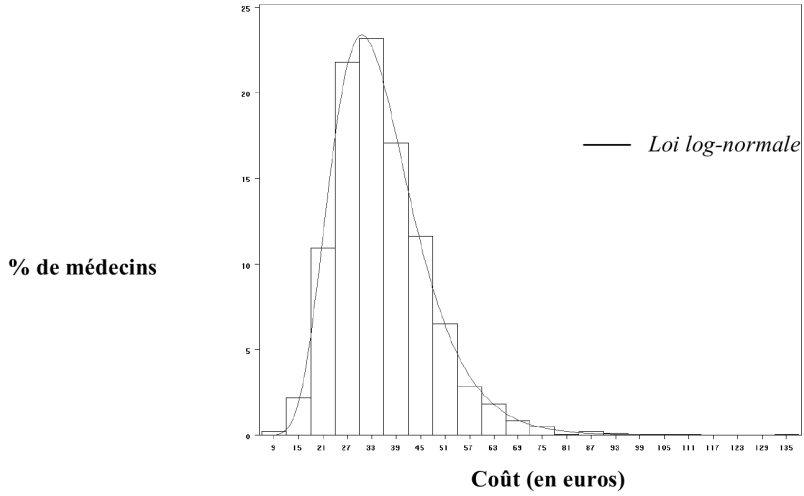


Figure 2 : *Distribution du coût moyen par médecin d'un traitement ponctuel*

Champ : médecins généralistes libéraux, années 2005 à 2009
Source : EPPM IMS-France, calculs Drees.

vecteur à 21 composantes : chaque composante correspond à un grand code de diagnostic et représente la part des traitements ponctuels associés au diagnostic en question dans l'ensemble des traitements ponctuels (tous diagnostics confondus) prescrits par le médecin pendant la période observée [27]. Afin d'exhiber des profils de *case-mix* assez différents, nous avons réalisé une classification ascendante hiérarchique (CAH) [28] à la suite d'une analyse en composantes principales [29]. La CAH nous a conduits à distinguer trois groupes de médecins, de telle sorte que les profils de *case-mix* sont relativement homogènes entre médecins à l'intérieur d'un groupe, mais différents entre médecins de groupes différents.

27. Rappelons que nous ne disposons que d'une semaine d'observation par trimestre, aussi notre mesure du *case-mix* d'un médecin est une mesure largement imparfaite qui traduit seulement le *case-mix* pendant la période étudiée, et non le *case-mix* de sa patientèle à l'année.

28. Le but des méthodes de classification est de construire une partition, ou une suite de partitions emboîtées, telles que pour un niveau de précision donné, deux individus peuvent être confondus dans un même groupe, alors qu'à un niveau de précision plus élevé, ils seront distingués et appartiendront à deux sous-groupes différents. Les classes ainsi formées doivent être les plus homogènes possibles.

29. L'analyse en composantes principales est une méthode de projection linéaire dont l'objectif est de représenter géométriquement les relations entre individus, d'une part, et variables, d'autre part, permettant dès lors d'étudier les structures de liaisons linéaires pour l'ensemble des variables – quantitatives – considérées. Il s'agit de réduire le nombre de variables tout en conservant un maximum d'informations. Pour cela, une projection du nuage de points est réalisée sur un sous-espace de dimension inférieure pour lequel les distances entre les points projetés et celles dans l'espace initial soient les plus proches possibles. Dans le cas présent, nous nous sommes uniquement intéressés à l'étude des ressemblances et « dissemblances » à l'échelle des diagnostics.

Sur les diagnostics les plus fréquemment codés, la figure 3 montre des profils de *case-mix* assez différents entre les trois groupes de médecins mis en évidence par la CAH. Le premier groupe se caractérise par une plus forte prescription dans le cadre des maladies infectieuses et parasitaires et, surtout, des maladies de l'appareil respiratoire. Le deuxième groupe se distingue, quant à lui, par une prescription médicamenteuse plus élevée pour les maladies de l'appareil circulatoire et, à l'inverse, plus faible pour les maladies infectieuses et parasitaires et les maladies respiratoires. Enfin, le troisième groupe est celui pour lequel les prescriptions pour les autres types de maladies, regroupées ici dans une modalité « autres », sont les plus importantes (51 % des prescriptions, contre 37 % pour le premier groupe et 41 % pour le deuxième) [30]. En revanche, les médecins de ce groupe prescrivent moins souvent pour les troubles mentaux et du comportement, les maladies de l'appareil circulatoire, les maladies de l'appareil digestif, les maladies du système ostéo-articulaire, des muscles et du tissu conjonctif. Il ressort ainsi que tous les médecins n'ont pas affaire aux mêmes patients et, plus précisément, aux mêmes pathologies. Ces résultats confirment *a priori* la nécessité de contrôler finement du *case-mix*. Toutefois, pour que ces disparités en termes de structure influencent effectivement le coût moyen d'un traitement ponctuel à l'échelle d'un médecin, encore faut-il que, par ailleurs, existent des disparités de coûts des traitements ponctuels selon le diagnostic établi. Sur ce point, la figure 4 montre sans surprise des écarts importants selon le diagnostic : par exemple, les troubles mentaux et du comportement occasionnent en moyenne un coût ponctuel de traitement de l'ordre de 60 € quand les maladies de l'appareil circulatoire occasionnent en moyenne un coût ponctuel de traitement d'environ 30 €.

La figure 5 met, quant à elle, en avant l'existence d'une variabilité des coûts de prescription, pour une même pathologie, selon le sexe et l'âge des patients. Bien que les différences de coûts de traitement selon le sexe et l'âge des patients ne soient pas forcément justifiées médicalement, le propos de cette étude n'est pas d'éclairer la variabilité de ces coûts de prescription entre patients à diagnostic donné mais de contrôler la variabilité des coûts entre médecins des caractéristiques des patients. Nous considérerons donc les variables de sexe et d'âge des patients dans nos modèles, comme le font d'ailleurs la très grande majorité des modèles d'ajustement au risque. Notons que cette manière de faire peut apparaître contestable à bien des égards, notamment sur le plan médical. Dans l'idéal, il faudrait, en effet, qu'un groupe d'experts statue pour chaque code diagnostic sur le bon traitement à âge et sexe donnés. Si cela peut exister pour certaines pathologies (*cf.* les *guidelines*), il est évidemment impossible de conduire ce travail pour l'ensemble des pathologies [31]. C'est pourquoi, à des fins opérationnelles, même si ces méthodes sont largement

30. Ce résultat n'a pas été représenté graphiquement afin de rendre plus lisibles les résultats pour les autres diagnostics.

31. Sans compter que le progrès technique rendrait bon nombre de conclusions rapidement obsolètes.

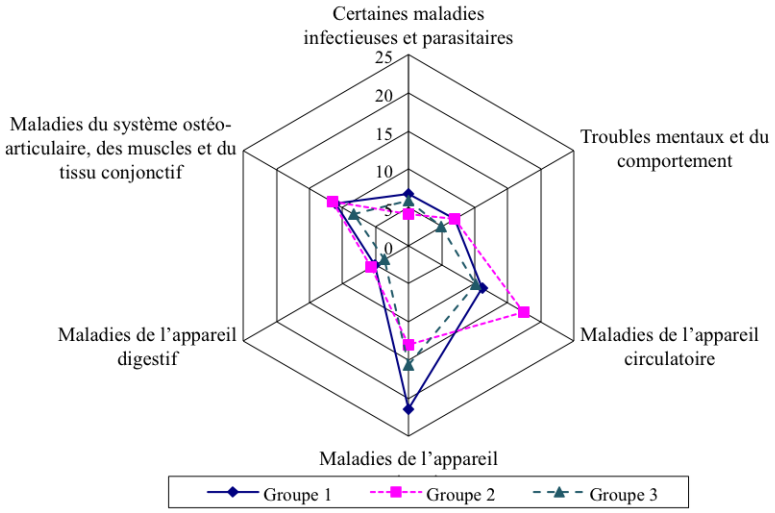


Figure 3 : *Taux moyen de prescription pour chaque diagnostic de niveau 1, selon le groupe auquel appartiennent les médecins*

Champ : médecins généralistes libéraux, années 2005 à 2009
Source : EPPM IMS-France, calculs Drees.
Note de lecture : la prescription des médecins concerne les maladies de l'appareil respiratoire à hauteur de 21 % dans le groupe 1, 13 % dans le groupe 2 et 16 % dans le groupe 3.
Remarque : seuls les diagnostics les plus fréquents sont représentés sur ce graphique ; entre 40 et 50 % de la prescription concerne une quinzaine d'autres diagnostics de niveau 1.

imparfaites, les assureurs ou régulateurs du système de santé fondent souvent leur identification sur la moyenne et non une norme tirée de l'expertise médicale.

Au final, cette analyse exploratoire de l'hétérogénéité de la structure des diagnostics établis entre médecins, de l'hétérogénéité de leurs coûts moyens selon la nature du diagnostic établi, l'âge et le sexe du patient, permet de rendre compte de la nécessité d'ajuster des *case-mix* des médecins pour appréhender correctement l'identification des médecins à forts coûts de prescription et, pour faire correctement la part des choses entre ce qui relève du médecin, d'une part, et des spécificités de son *case-mix*, d'autre part.

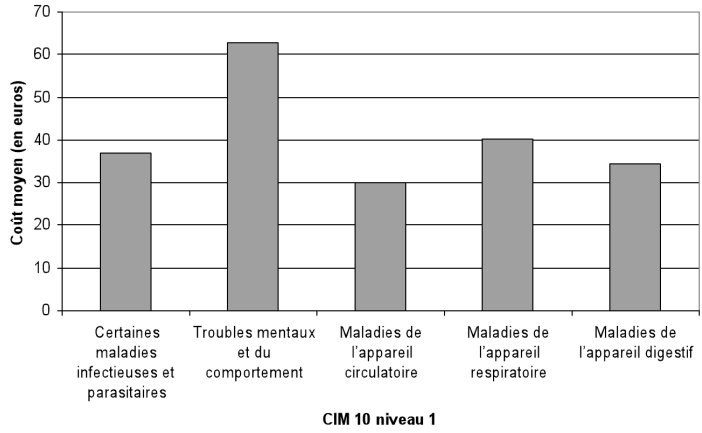


Figure 4 : *Coût moyens des traitements ponctuels pour les 5 diagnostics de niveau 1 les plus fréquents*

Champ : médecins généralistes libéraux, années 2005 à 2009
Source : EPPM IMS-France, calculs Drees.
Note de lecture : le coût de la prescription à l'issue d'une séance associée à un diagnostic de maladie de l'appareil circulatoire s'élève à 30 euros en moyenne sur la période 2005-2009, contre 40 euros pour une maladie de l'appareil respiratoire.

5. Modélisation économétrique

Nous faisons l'hypothèse que le coût d'un $C_{i,j,k,l}$ traitement ponctuel associé à un diagnostic l (appartenant à une classe de diagnostics k $\{l \in k\}$), et prescrit à un patient i par un médecin j est défini par la forme multiplicative suivante :

$$C_{ijkl} = \kappa_{ijkl}.\psi_j.\bar{C}_{ikl}$$

avec, $\bar{C}_{ikl} = (CSP_i, \text{sexe}_i, \text{âge}_i, \text{diagnostic}_{ik}, \text{diagnostic}_{il}, \text{lieu de la consultation})$, $\psi_j = e^{\tilde{u}_j}$ et $\kappa_{ijkl} = e^{\epsilon_{ijkl}}$.

Autrement dit, nous supposons que le coût d'un traitement ponctuel est le produit de trois facteurs : un facteur patient/diagnostic $\bar{C}_{ikl}$, un facteur médecin ψ_j et un facteur d'erreur κ_{ijkl}. Nous omettons ici la dimension temporelle afin d'alléger les notations.

Le facteur patient correspond au coût moyen d'un diagnostic pour un patient à sexe, âge, CSP et lieu de consultation (au cabinet du médecin ou à domicile) donnés.

Le facteur médecin est défini comme l'exponentielle d'un terme aléatoire médecin u_j normalement distribué. Nous faisons l'hypothèse que ce facteur est le même pour tous les diagnostics, ce qui va de paire avec la perspective opérationnelle

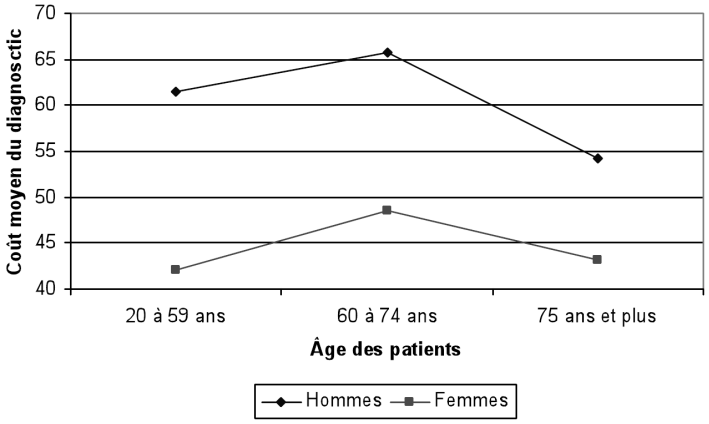


Figure 5 : *Coût moyen des traitements ponctuels liés à une maladie de l'appareil circulatoire selon le sexe et l'âge du patient*

Champ : médecins généralistes libéraux, années 2005 à 2009
Source : EPPM IMS-France, calculs Drees.
Note de lecture : le coût de la prescription à l'issue d'une séance associée à un diagnostic de maladie de l'appareil circulatoire s'élève à 48 € chez les femmes de 60 à 74 ans contre 65 € chez les hommes du même âge.

dans laquelle se place cette étude [32]. Notons que l'effet propre du médecin sur le coût ponctuel de traitement transite uniquement par ce facteur aléatoire. Nous raisonnons sur un effet médecin global et n'introduisons pas de variables relatives aux caractéristiques des médecins, contrairement à la plupart des études citées.

Enfin le facteur d'erreur κ_{ijkl} est défini comme l'exponentielle d'un terme d'erreur ε_{ijkl} lui aussi normalement distribué.

Compte tenu de la nature emboîtée des données, nous recourrons à un modèle multi-niveaux pour tenir compte des corrélations des termes d'erreurs des patients ayant consulté le même médecin (Rice & Jones, 1997 ; Duncan *et al.*, 1998). Concernant les patients, les données de l'EPPM n'offrent pas la possibilité de les suivre dans le temps puisqu'aucun identifiant patient n'est renseigné. Nous faisons donc l'hypothèse que chaque ordonnance consignée dans l'EPPM correspond à un patient unique, ce qui revient à supposer qu'il n'existe pas d'autocorrélation au niveau des patients. En effet, lorsqu'un médecin est enquêté au cours d'une semaine, uniquement, la probabilité qu'il consulte le même patient plus d'une fois apparaît peu probable ; cette probabilité augmente avec le nombre de trimestres – à raison d'une semaine par trimestre – de participation des médecins, sans pour

32. Un gestionnaire pourrait difficilement affiner de façon très importante ce type de modèle, si ce dernier devait être utilisé à des fins opérationnelles.

autant être forte, puisque les patients consultent en moyenne 4,9 fois un médecin par an (sondage Ipsos pour la CNAMTS, 2005).

L'objet de l'article étant de regarder l'impact de l'ajustement au risque sur l'appréciation que l'on peut porter sur le coût de prescription d'un médecin, nous estimons dans la suite de l'étude quatre modèles différents, d'un raffinement croissant. Chacun d'eux vise à expliquer le coût de prescription d'un médecin, en considérant soit l'ordonnance complète soit un « traitement ponctuel » défini par un diagnostic plus ou moins détaillé. Le choix est fait de considérer le logarithme de ce coût de manière à avoir une distribution normale de la variable expliquée et de manière à réduire l'hétéroscédasticité. $\log(\text{coût})_{ijkl}$ désigne ainsi le logarithme du coût du traitement prescrit au patient i pour le diagnostic $l(\{l \in k\})$ établi par le médecin j.

Le premier modèle est le plus simple ; il analyse le coût de l'ordonnance et comporte uniquement des variables de sexe, d'âge et de catégorie socioprofessionnelle des patients, ainsi qu'une variable renseignant le lieu de la consultation (au cabinet du médecin ou à domicile). L'âge des patients est considéré à travers quatre classes d'âge : les moins de 20 ans, les 20-59 ans, les 60-74 ans ainsi que les 75 ans et plus. Le deuxième modèle, plus fin, se situe dans le cas où l'on dispose d'une information relative au diagnostic établi par le médecin ; il s'agit ici d'un diagnostic peu détaillé, correspondant au premier niveau de la classification internationale des maladies (CIM, 10^e édition). Ce modèle se situe au niveau du traitement ponctuel de niveau 1 et fait intervenir des variables supplémentaires indicatrices de ce niveau de diagnostic. Le troisième modèle représente une variante du précédent modèle puisqu'il suppose le même niveau d'information et fait intervenir les mêmes variables à l'exception près que le diagnostic, le sexe et l'âge des patients sont introduits sous la forme d'une interaction. Enfin, le quatrième et dernier modèle fait intervenir, comme le troisième modèle, le diagnostic de niveau 1, le sexe et l'âge des patients sous la forme d'une interaction ; son raffinement tient au niveau d'information sur le diagnostic qu'il suppose : le deuxième niveau de la CIM 10. La variable d'intérêt est, ainsi, le coût du traitement agrégé au niveau du code diagnostic de niveau 2 et les indicatrices correspondant à ce niveau de diagnostic sont ajoutées (les indicatrices utilisées pour les interactions demeurant au niveau 1 par souci de parcimonie).

À travers ces modèles, nous prenons acte de l'existence de différences de coûts de prescription selon le sexe, l'âge des patients et la CSP, que cela soit justifié médicalement ou non. Le but de cette étude est, en effet, de contrôler les caractéristiques des patients, et non d'éclairer la variabilité des coûts de prescription entre patients à diagnostic donné. La variable de diagnostic, codée selon la classification internationale des maladies (CIM 10), représente la valeur ajoutée de l'EPPM par rapport aux autres sources de données potentiellement mobilisables

Tableau 1 : *Les 4 modèles estimés*

Modèle	Informations relatives au diagnostic établi par le médecin	Effets croisés	Écriture
1	Aucune	Aucun	$\log(\text{coût})_{ij} = \beta_0 + \beta_s.\text{sexe}_i + \beta_a.\text{âge}_i + \beta_{\text{CSP}}.\text{CSP}_i + \beta_{\text{lieu}}.\text{lieu consult} + \alpha_t + \tilde{u}_j + \varepsilon_{ij}$
2	Code diagnostics de niveau 1	Aucun	$\log(\text{coût})_{ijk} = \beta_0 + \beta_s.\text{sexe}_i + \beta_a.\text{âge}_i + \beta_{\text{CSP}}.\text{CSP}_i + \beta_{\text{lieu}}.\text{lieu consult} + \beta_k.1_{(\text{diag}_{i=k})} + \alpha_t + \tilde{u}_j + \varepsilon_{ij}$
3	Code diagnostics de niveau 1	Sexe, âge, CIM 10 niveau 1	$\log(\text{coût})_{ijkl} = \beta_0 + \beta_{\text{CSP}}.\text{CSP}_i + \beta_{\text{lieu}}.\text{lieu consult} + \beta_{s,a,k}.\text{sexe}_i \times \text{âge}_i \times 1_{(\text{diag}_{i=k})} + \alpha_t + \tilde{u}_j + \varepsilon_{ijkl}$
4 Modèle final	Codes diagnostics de niveau 1 et 2	Sexe, âge, CIM 10 niveau 1	$\log(\text{coût})_{ijkl} = \beta_0 + \beta_{\text{CSP}}.\text{CSP}_i + \beta_{\text{lieu}}.\text{lieu consult} + \beta_{s,a,k}.\text{sexe}_i \times \text{âge}_i \times 1_{(\text{diag}_{i=k})} + \beta_l.1_{(\text{diag}_{i=l})} + \alpha_t + \tilde{u}_j + \varepsilon_{ijkl}$

sur ces questions. La CIM 10 comprend cinq niveaux de détails [33] : nous n'en considérons que deux dans cette étude, ce qui semble optimal puisque cela permet de disposer d'informations relativement fines tout en offrant un échantillon de données suffisamment conséquent. Il va de soi que la prise en compte du deuxième niveau de la CIM 10, par rapport au premier niveau, permet de mieux expliquer la variabilité des coûts de prescription. Il n'est, toutefois, pas possible techniquement d'intégrer le diagnostic de niveau 2 dans une interaction avec l'âge et le sexe (le nombre d'observations ainsi créées pour chaque classe de patients serait trop faible). La prise en compte dans ces modèles d'une variable de diagnostic de différents niveaux de précision (CIM 10 niveau 1 *versus* CIM 10 niveau 2) permet d'évaluer l'impact de la méthode d'ajustement au risque sur l'appréciation de l'effet propre des médecins (Tableau 1).

L'effet fixe temporel α_t, avec t = (année, trimestre) permet de prendre en compte la saisonnalité de l'activité des médecins.

Nous faisons intervenir dans chacun des modèles un effet aléatoire médecin $\tilde{u}_j$ et un terme d'erreur ϵ_{ijkl}. Nous faisons les hypothèses paramétriques suivantes : $\epsilon_{ijkl} \rightarrow N(0, \sigma_\epsilon^2)$, $\tilde{u}_j \rightarrow N(0, \sigma_u^2)$ et $\epsilon_{ijkl} \perp \tilde{u}_j$.

6. Résultats

L'estimation de ces quatre modèles permet de souligner les différences de pouvoir explicatif selon la variable d'intérêt considérée et le niveau d'informations

33. Par exemple, le niveau 1 correspond aux maladies de l'appareil circulatoire (I00-I99), le niveau 2 aux maladies hypertensives (I10-I15), le niveau 3 aux cardiopathies hypertensives (I11), le niveau 4 aux cardiopathies hypertensives avec insuffisance cardiaque.

retenu [34]. L'estimation du coût de l'ordonnance (modèle 1) à partir de variables relatives à l'âge, au sexe et à la CSP des patients uniquement permet d'expliquer 15 % de l'hétérogénéité de prescription des médecins. À un niveau d'analyse plus fin, à savoir le coût d'un traitement « ponctuel », ces mêmes variables auxquelles s'ajoutent les indicatrices de diagnostic au 1er niveau de la CIM-10, permettent d'expliquer respectivement 14 % (modèle 2) et 16 % (modèle 3) de cette hétérogénéité. Lorsque le coût d'un traitement « ponctuel » est considéré à un niveau encore plus fin, à savoir au 2e niveau de la CIM-10, les variables relatives aux patients et à leur pathologie (diagnostic de niveau 2) permettent d'expliquer 24 % de l'hétérogénéité du coût de prescription des médecins. Ainsi, d'après nos résultats, disposer d'un niveau de diagnostic plus fin lorsqu'on analyse le coût d'un traitement « ponctuel » augmente significativement le pouvoir explicatif du modèle. L'introduction d'un effet temporel dans chacun des modèles permet de prendre en compte la saisonnalité de l'activité des médecins, toutes choses égales par ailleurs. À travers le modèle 1, qui prend uniquement en compte les caractéristiques sociodémographiques des patients, le coût de prescription ressort décroissant au cours du temps (la catégorie de référence étant la période d'enquête décembre 2004-février 2005). C'est la tendance inverse qui est observée à partir des modèles 2, 3 et 4, lorsque l'on contrôle également le diagnostic. Quant à la variation trimestrielle, il apparaît à travers chacun des modèles que le coût de prescription est plus élevé au printemps (mars, avril, mai), chaque année, qu'en hiver 2005. C'est en été que les coûts de prescription ressortent les plus faibles par rapport à la catégorie de référence.

Concernant l'effet propre de la variable de CSP du patient, toutes choses égales par ailleurs, les résultats de l'estimation du modèle final indiquent que par rapport aux employés (référence), les ouvriers, chômeurs et autres inactifs connaissent un coût de la prescription plus faible, tandis que les agriculteurs, artisans, cadres supérieurs, cadres et retraités ont un coût plus élevé. Ce résultat peut traduire deux informations : un réel impact de la CSP, toutes choses égales par ailleurs, ou un problème d'endogénéité de cette variable (le code diagnostic de niveau 2 reste une mesure imparfaite de la morbidité et de fait, il n'est pas exclu que le terme d'erreur comporte de l'hétérogénéité inobservée, corrélée à la fois à cette variable et au coût biaisant ainsi l'estimation du coefficient associée à cette variable de CSP) [35].

34. Les résultats des différentes modélisations multi-niveaux sont présentés en annexe (voir Tableau 3).

35. Des procédures d'instrumentation visant à corriger cette endogénéité potentielle sont toutefois impossibles à mettre en œuvre du fait du faible nombre de variables à disposition dans l'EPPM.

6.1. Sensibilité de l'identification des médecins à la méthode retenue d'ajustement au risque

Pour chaque modèle réalisé, nous avons estimé la valeur de l'effet aléatoire de chaque médecin [36]. Ensuite, nous avons classé les médecins en déciles selon la valeur prise par leur effet propre. La figure 6 présente la valeur moyenne du facteur multiplicatif médecin par décile et selon le modèle mis en œuvre. Dans le modèle 1, les prescriptions d'un médecin du premier décile coûtent 40 % moins cher que le médecin moyen et celles d'un médecin du dernier décile 80 % plus cher que le médecin moyen. Pour les modèles 2, 3 et 4, les valeurs de l'effet médecin pour chaque décile sont semblables : les prescriptions d'un médecin du premier décile coûtent 33-34 % moins cher que le médecin moyen et celles d'un médecin du dernier décile 60 % plus cher que le médecin moyen. Autrement dit, l'ajout d'informations plus détaillées sur la morbidité du patient ne modifie pas la variance de l'effet médecin mais permet, en revanche, de diminuer la variance du terme d'erreur. Pour autant, pour un médecin donné, l'ajout de ces variables peut modifier sensiblement la valeur de l'effet propre du médecin. La partie suivante s'emploie à analyser ces modifications.

6.2. Sensibilité de l'effet aléatoire médecin à la méthode retenue d'ajustement au risque

La figure 6 a permis de montrer que, sans contrôle du diagnostic, les écarts de coûts de prescription entre médecins apparaissent d'autant plus élevés, impliquant ainsi qu'une bonne spécification du modèle permet d'évaluer plus justement les médecins « *outliers* ». C'est au niveau d'analyse individuelle des médecins, niveau le plus pertinent pour les méthodes de *profiling*, que nous obtenons les résultats les plus précis en terme d'impact du niveau d'analyse retenue sur l'appréciation de l'effet propre de chaque médecin. Le tableau 2 permet d'apprécier la sensibilité de l'effet aléatoire médecin à la méthode d'ajustement au risque choisie. Selon le modèle mis en œuvre, le classement implicite des médecins au sein des 9 déciles peut s'en trouver assez sensiblement modifié. Entre le modèle 1, très fruste, et le modèle 4, qui est le plus complet, seuls 22 % des médecins n'ont pas changé de décile [37], 28 % des médecins ont changé d'un décile, 20 % de deux déciles et 30 %

36. Pour chaque médecin, dans chacun des quatre modèles, nous calculons son effet propre en utilisant la formule suivante : $\hat{u}_j = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} \left[log(\text{coût})_{ijkl} - log(\widehat{\text{coût}})_{ijkl} \right]$ où n_j représente le nombre de patients du médecin j.

Source : Davezies, 2011.

37. Parmi eux, 4,7 % sont dans le premier décile et 5,1 % dans le dernier décile, les médecins restants étant équitablement répartis dans les autres déciles.

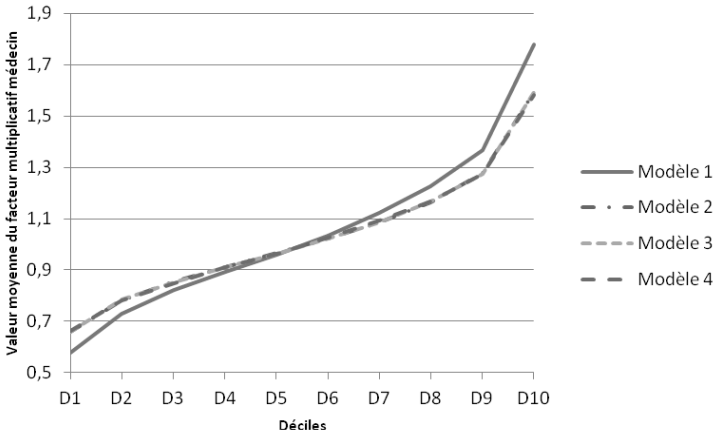


Figure 6 : *Valeur moyenne du facteur multiplicatif médecin par décile et selon le modèle mis en œuvre pour l'estimer*

Champ : médecins généralistes libéraux, années 2005 à 2009
Source : EPPM IMS-France, calculs Drees.
Note de lecture : d'après le modèle 4, un médecin appartenant au troisième décile réalise des prescriptions dont la valeur est en moyenne 15 % inférieure à celles réalisées par le médecin moyen, contre une valeur supérieure de 16 % pour un médecin du huitième décile.

d'au moins trois déciles. Les changements de déciles s'observent moins en passant au modèle 4 : les modèles 2 et 3 contiennent une information de diagnostic de niveau 1 tandis que le modèle 4 fait intervenir en plus une variable de diagnostic de niveau 2. En effet, aucun changement n'est identifié pour un peu plus de la moitié des médecins, 39 % d'entre eux connaissant quant à eux un changement d'un décile. Néanmoins, une évolution d'un décile seulement peut être uniquement due à un effet de bord et ne pas être significative. Environ 7 % à 9 % des médecins voient donc leur classement significativement modifié (évolution d'au moins deux déciles) au sein de l'échantillon selon qu'une information de diagnostic de niveau 2 est considérée ou seulement une information de diagnostic de niveau 1 (modèle 3 par rapport au modèle 4 ou modèle 2 par rapport au modèle 4).

Notons enfin que le modèle 3 ne fournit pas des résultats très différents du modèle 2, les proportions de changement de déciles entre les modèles 2 et 4, d'une part, et les modèles 3 et 4, d'autre part, étant sensiblement les mêmes. Une analyse plus fine montre par ailleurs que les groupes de changement de déciles entre les modèles 2 et 4, et 3 et 4 incluent quasiment les mêmes médecins.

Au final, cette analyse montre que sans cette meilleure précision du code diagnostic, il existe un risque non nul de cibler à tort certains médecins et, inversement, de ne pas cibler des médecins pour lesquels ce serait pourtant justifié.

Tableau 2 : *Part en % de médecins changeant de déciles selon les modèles utilisés et l'ampleur du changement*

Ampleur du changement	Modèle 1 / Modèle 4	Modèle 2 / Modèle 4	Modèle 3 / Modèle 4
Pas de changement	22 %	52 %	54 %
1 décile	28 %	39 %	39 %
2 déciles	20 %	8 %	7 %
3 déciles	13 %	1 %	1 %
4 déciles	9 %	0 %	0 %
5 déciles	6 %		
6 déciles	3 %		
7 déciles	1 %		
8 déciles	0 %		
9 déciles	0 %		

Champ : médecins généralistes libéraux, années 2005 à 2009
Source : EPPM IMS-France, calculs Drees.
Note de lecture : 54 % des médecins de notre échantillon n'ont pas vu leur classement (en termes de décile d'appartenance) changer selon que le modèle utilisé était le modèle 3 ou le modèle 4. En revanche, 39 % des médecins ont vu leur classement changer de +/- un décile en utilisant le modèle 4 plutôt que le modèle 3 pour estimer l'effet propre du médecin.

Cette analyse montre ainsi l'importance de la prise en compte du code diagnostic, au minimum de niveau 2 si la nomenclature utilisée est celle de la CIM10, comme variable d'ajustement dans un modèle destiné à identifier les médecins « gros prescripteurs », en termes de coûts de prescriptions.

7. Discussion

Conformément aux résultats de la littérature, ceux obtenus dans cette étude montrent l'importance de connaître le diagnostic du médecin pour expliquer ses pratiques de prescription. En particulier, les différentes modélisations réalisées ont montré en quoi un niveau de diagnostic plus fin pouvait modifier l'appréciation que l'on peut porter sur un médecin en termes de coût de la prescription, dans des proportions parfois non négligeables. L'ajustement au risque apparaît donc indispensable dans une perspective de ciblage des médecins. Une fois ces médecins ciblés, il peut être intéressant, à des fins opérationnelles, de caractériser ces prescripteurs « *outliers* ». Nous avons donc régressé les effets médecins obtenus sur les variables à notre disposition (âge, sexe, secteur de conventionnement, mode d'exercice, région ZEAT [38], densité de la zone d'exercice, importance de la patientèle) de

38. Zone d'études et d'aménagement du territoire : la France métropolitaine et la Corse sont découpées en 8 grandes zones, regroupant une à plusieurs régions (région parisienne, bassin parisien, nord, est,

manière à observer si les prescripteurs les plus chers présentent des caractéristiques particulières. Les résultats (non présentés dans l'article) n'ont pas fait apparaître d'effets significatifs de ces caractéristiques médecins, sans doute en raison de la non représentativité des données [39].

En termes de limites, le fait que seules les consultations ayant occasionné une prescription soient considérées dans le champ de l'EPPM, et donc de l'étude, est susceptible de biaiser les résultats. En effet, les médecins qui auraient pour habitude de ne pas prescrire automatiquement à chaque consultation [40] devraient avoir un coût moyen de prescription à *case-mix* donné plus faible que ce qui est estimé ici.

Par ailleurs, la sensibilité des résultats obtenus selon le niveau de détail retenu pour le code diagnostic nous amène à supposer que les résultats seraient évidemment différents si nous prenions en compte une variable de diagnostic encore plus fine [41]. Notons, par ailleurs, qu'une autre manière d'ajuster au risque du médecin aurait été de considérer la nomenclature ACG, régulièrement utilisée dans les études d'ajustement au risque (Aguado *et al.*, 2008 ; Calderón-Larrañaga *et al.*, 2011).

Une autre limite vient du fait que l'étude procède implicitement comme si l'information de diagnostic était exogène. Or, cette information étant fournie par le médecin, la variabilité de diagnostic est en réalité endogène dans nos modèles. Ces derniers, par construction, avantagent donc les médecins enclins au « surcodage » [42]. Il peut être lié à la variabilité de l'appréciation des médecins de la pathologie des patients (incertitude médicale), biais que nous ne pouvons pas contrôler.

Enfin, si habitude est prise de comparer la performance du professionnel de santé à la moyenne observée chez les confrères dans des situations semblables (Kerleau, 1998), la question est de savoir ce qu'on entend par bonne pratique. En effet, il n'y a pas de raison pour que moyenne statistique rime systématiquement avec *best practice*. Autrement dit, observer une variabilité des pratiques de prescription des médecins en France, en termes de coût de traitement, ne renseigne pas pour autant sur les bonnes pratiques à mettre en œuvre, le coût moyen de prescription observé n'étant pas nécessairement optimal d'un point de vue médical. Pour en juger, le *benchmarking* international est instructif. Sur ce point, Rosman (2008), dans un rapport remis à la CNAMTS, met en exergue les différences de pratiques entre médecins français et hollandais. Les médecins hollandais suivent davantage

ouest, sud-ouest, centre-est, Méditerranée).

39. À noter que, si des résultats significatifs étaient ressortis, le fait que les données de l'EPPM soient non représentatives à l'échelle nationale nous aurait interdit toute extrapolation.

40. Ce qui reviendrait à leur attribuer un coût de prescription nul pour une telle consultation.

41. Toutefois, considérer une variable de diagnostic moins agrégée (CIM 10 de niveau 3, voire au-delà) n'a pas été possible avec les données exploitées dans cette étude car chaque classe de diagnostic risquait alors de ne pas disposer de suffisamment d'observations pour permettre une estimation robuste.

42. Au sens où en cas d'incertitude médicale, certains médecins auront tendance à « sur-diagnostiquer » tandis que d'autres auront tendance à « sous-diagnostiquer ».

une logique dite de « restriction », à savoir limiter le plus possible la prescription de médicaments dans le cadre de pathologies bénignes, tandis que les médecins français privilégient la prescription médicamenteuse (médicaments dits de confort).

L'indicateur de coût de la prescription n'est pas parfait car il est fondé sur une comparaison à la moyenne qui, en aucun cas, ne peut valoir de norme, quand bien même l'échantillon exploité compterait plus de médecins ou plus d'ordonnances par médecin (la loi des grands nombres s'appliquerait mieux). Par ailleurs, cette étude souligne les difficultés techniques d'ajustement au risque : si ce type d'indicateur devait être exploité à des fins opérationnelles, la question de l'insuffisance de précision du code diagnostic se poserait, alors même que ce niveau d'information apparaît difficile à obtenir dans l'état actuel des systèmes d'information.

Au final, ces résultats, et leurs comparaisons avec ceux des études précédentes, nous amènent à penser qu'il existe deux grandes manières de cibler les médecins. Une première méthode consiste à prendre appui sur des indicateurs très précis (pathologies précises) issus de recommandations (*guidelines*) et limités à certains types de patients. C'est le point de vue adopté dans l'article de Mousquès *et al.* (2010) faisant écho aux recommandations de l'Assurance Maladie concernant l'usage des antibiotiques. Dans ce cas, l'ajustement au risque s'avère relativement aisé – à condition, toutefois, que les systèmes d'information le permettent –, quand il n'est pas inutile [43]. Une seconde méthode consiste, quant à elle, à réaliser des analyses sur la base d'indicateurs très généraux, tels que le coût moyen d'une prescription – comme c'est le cas dans cette étude –, la proportion d'arrêts de travail, etc. Dès lors, notre étude montre que l'ajustement au risque est préférable. Les systèmes d'information ne permettent pas toujours sa mise en œuvre directement à partir des diagnostics [44].

Il paraît alors plus judicieux d'ériger, comme standards, des recommandations issues de l'expertise médicale. C'est d'ailleurs la voie prise par l'assurance maladie au travers de ses indicateurs de performance d'abord proposés par le biais du CAPI en 2009 et figurant maintenant dans la convention de « paiement à la performance contre bonne pratique » signée avec les médecins en juillet 2011.

43. Plus précisément, l'ajustement au risque sera inutile chaque fois que la recommandation officielle concerne un ensemble large de patients. C'est le cas, par exemple, du suivi de l'hémoglobine glyquée chez les patients diabétiques : la recommandation de la HAS s'appliquant à tous les patients diabétiques, évaluer les pratiques d'un médecin sur cette dimension précise nécessite seulement de pouvoir circonscrire ses patients diabétiques au sein de sa patientèle.

44. D'autres mécanismes d'ajustements aux risques, plus indirects, doivent alors être mobilisés.

Références

Aguado, A., Guino, E., Mukherjee, B., Sicras, A., Serrat, J., Acedo, M., Ferro, J.J., Moreno, V. 2008. "Variability in Prescription Drug Expenditures Explained by Adjusted Clinical Groups (ACG) Case-mix: A Cross-sectional Study of Patient Electronic Records in Primary Care", *BMC Health Services Research,* 8:53.

Amar, E., Pereira, C., Delbosc, A. (avec la collaboration de). 2005. « Les prescriptions des médecins généralistes et leurs déterminants », *Études et Résultats* (DREES), nº 440.

Béjean, S., Peyron, C., Urbinelli, R. (2007). "Variations in Activity and Practice Patterns: A French Study for GPs", *The European Journal of Health Economics,* 8:225-236.

Bensing, J.M., Van den Brink-Muinen, A., De Bakker, D.H. 1993. "Gender Differences in Practice Style: A Dutch Study of General Practitioners", *Medical Care*, Vol. 31, nº 3, 219-229.

Bernstein, D., Bousquet, F., Blotière, P.-O., Legal, R., Silvera, L. 2008. « La variabilité des pratiques en médecine générale : une analyse sur données de l'Assurance Maladie », *Document de travail* présenté aux 30e journées des JESF, Université Paris Dauphine, décembre 2008.

Calderón-Larrañaga, A., Gimeno-Feliu, L.A., Macipe-Costa, R., Poblador-Plou, B., Bordonaba-Bosque, D., Prados-Torres, A. 2010. "Primary Care Utilisation Patterns Among an Urban Immigrant Population in the Spanish National Health System". *BMC public health* 11 (2011):432.

Charles, J., Britt, H., Valenti, L. 2006. "The Independent Effect of Age of General Practitioner on Clinical Practice", *Australian General Practice Statistics and Classification Centre*, University of Sydney.

CNAMTS. 2005. « Quel est le rapport des Français et des Européens à l'ordonnance et aux médicaments ? Un dispositif d'étude mis en place par l'Assurance Maladie », IPSOS Santé pour la CNAMTS, février 2005.

CNAMTS. 2011. « Consommation et dépenses de médicaments en France et en Europe : évolutions 2006-2009 ». Paris : CNAMTS.

Davis, P., Gribben, B., Scott, A., Lay-Yee, R. 2000. "The 'Supply Hypothesis' and Medical Practice Variation in Primary Care: Testing Economic and Clinical Models of Inter-practitioner Variation". *Social Science and Medicine,* 50 (3) : 407-418.

De Pouvourville, G., Hallais, C., Czernichow, P., Le Vaillant, M., Froment, L. 2007. « Gravité des patients et surcoûts dans les hôpitaux de référence », *Journal d'Économie Médicale*, mai 2007, Vol. 25, Numéro 3, 177187.

Dormont, B., Milcent, C. 2004. « Tarification des hôpitaux : la prise en compte des hétérogénéités », *Annales d'Économie et de Statistique, n° 74*, 47-82.

Drees. 2011. « Comptes nationaux de la santé 2010 », *Collection Études et Statistiques*, DREES, novembre 2011.

Fleishman, J.A., Cohen, J.W. 2010. "Using Information on Clinical Conditions to Predict High Cost Patients". *Health Services Research* 45, nº 2: 532–552.

Goldfield, N., Berman, H., Collins, A. *et al.* 1996. "Methods of Compensating Managed Care Physicians and Hospitals". In: Goldfield N, Boland P, eds. *Physician Profiling and Risk Adjustment*. Gaithersburg, Md.: Aspen, 1996: 120.

Grytten, J., Sorensen, R. 2002. "Practice Variation and Physician-specific Effects", *Journal of Health Economics*, nº 22, 403-418.

Hanley, G. Morgan, S., Reid, R.J. 2010. "Explaining Prescription Drug Use and Expenditures Using the Adjusted Clinical Groups Case-mix System in the Population of British Columbia, Canada". *Medical care* 48, nº 5: 402-408.

Kerleau, M. 1998. « L'hétérogénéité des pratiques médicales, enjeu des politiques et maîtrise des dépenses de santé », *Sciences Sociales et Santé*, Vol.16, nº 4.

Lancry, P.J. 2007. « Médicament et régulation en France », *Revue Française des Affaires Sociales*, 2007/3 n° 3-4, 25-51.

Mousquès, J., Renaud, T., Scemama, O. 2010. "Is the 'Practice Style' Hypothesis Relevant for General Practitioners? An Analysis of Antibiotics Prescription for Acute Rhinopharyngitis". *Social Science and Medicine,* 70 (8) : 1176-1184.

Phelps, C.E., Mooney, C., Mushlin, A.I., Handy, B., Perkins, N. 1994. "Doctors Have Styles – and they Matter!", Department of Community and Preventive Medicine, University of Rochester, New York.

Rosen, A.K., Reid, R., Broemeling, A.M., Rakovski, C.C. 2003. "Applying a Risk-adjustment Framework to Primary Care: Can we Improve on Existing Measure?", Annals of Family Medicine, Vol.1, No.1, May/June 2003.

Rosman, S. 2008. « Les pratiques de prescription des médecins généralistes en France et aux Pays-Bas », Rapport de fin d'étude pour la CNAMTS, CERMES.

Sicras-Mainar, A., Velasco-Velasco, S., Navarro-Artieda, R., Prados-Torres, A., Bolibar-Ribas, B., et Violan-Fors, C. 2012. "Adaptive Capacity of the Adjusted Clinical Groups Case-Mix System to the Cost of Primary Healthcare in Catalonia (Spain): An Observational Study". *BMJ open* 2, nº 3 (2012).

Sullivan, C.O., Omar, R.Z., Forrest, C.B., Majeed, A. 2004. "Adjusting for Case-mix and Social Class in Examining Variation in Home Visits Between Practices", *Family Practice*, Vol. 21, nº 4.

Sullivan, C.O., Omar, R.Z., Ambler, G., Majeed, A. 2005. "Case-mix and Variation in Specialist Referrals in General Practice", *British Journal of General Practice,* 55 (516): 529-533.

Winkelman, R., Mehmud, S. 2007. "A Comparative Analysis of Claims-based Tools for Health Risk Assessment", (Society of Actuaries, April 20, 2007).

Annexe

A. Échelle d'analyse statistique

Dans cette étude, nous avons fait le choix de nous situer à l'échelle des lignes d'ordonnance en rapport avec un code diagnostic donné, plutôt qu'à l'échelle de l'ordonnance, qui peut comporter potentiellement plusieurs diagnostics.

Si nous situions l'analyse à l'échelle de l'ordonnance, le modèle estimé serait le suivant :

$$\log\left(\frac{\text{Coût ordonnance}}{X_i, Z_i}\right) = X_i'\beta + Z_i'\gamma + \alpha_t + u_j + \epsilon_{ij}$$

avec

$$X_i' = (\text{âge, sexe, CSP, lieu de la consultation}), Z_i' = (diag_1, \ldots, diag_k, \ldots, diag_{21})$$

Z_i représente un vecteur à 21 composantes, traduisant l'ensemble des diagnostics (de niveau 1) à laquelle une consultation peut donner lieu. Si bien que l'équation précédente peut aussi se réécrire sous la forme plus développée suivante :

$$\log\left(\frac{\text{Coût ordonnance}}{X_i, Z_i}\right) = X_i'\beta + \sum_{k=1}^{21}\gamma_k diag_k + \alpha_t + \tilde{u}_j + \epsilon_{ij}$$

où $diag_k = \begin{cases} 1 & \text{si l'ordonnance comporte le diagnostic} k \in \{1,\ldots,21\} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

Le passage du logarithme du coût de l'ordonnance au coût de l'ordonnance par la fonction exponentielle conduit à :

$$\left(\frac{\text{Coût ordonnance}}{X_i, Z_i}\right) = e^{X_i'\beta}.e^{\sum_{k=1}^{21}\gamma_k diag_k}.e^{\tilde{u}_j}.e^{\epsilon_{ij}}$$

$$\left(\frac{\text{Coût ordonnance}}{X_i, Z_i}\right) = e^{X_i'\beta}.\prod_{k=1}^{21} e^{\gamma_k diag_k}.e^{\tilde{u}_j}.e^{\epsilon_{ij}}$$

Nous avons donc une « *multiplicativité* » des surcoûts en cas de multi-diagnostics, hypothèse qui nous semble peu réaliste. C'est pourquoi nous situons l'analyse à l'échelle des lignes de traitement en rapport avec un seul code diagnostic, afin d'éviter ce problème.

B. Résultats de l'estimation des modèles multi-niveaux

Voir page suivante.

Tableau B.1 : *Résultats de l'estimation des modèles multi-niveaux 1 à 4*

Variables	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4
Constante	3,22 ***	3,60 ***	3,71 ***	3,75 ***
Sexe des patients			Les variables de sexe et d'âge sont introduites sous la forme d'une interaction avec les modalités de diagnostics (CIM 10 niveau 1). Plus de 150 effets croisés sont ainsi estimés. Nous ne présentons pas les résultats de ces estimations pour des raisons pratiques.	De la même manière que dans le modèle 3, nous ne présentons pas les résultats de l'estimation des coefficients associés aux effets croisés âge, sexe, diagnostic de niveau 1. Par ailleurs, nous ne précisons pas non plus les coefficients affectés à chacune des 210 modalités de diagnostic de niveau 2.
Homme (référence)	Référence	Référence		
Femme	-0,07 ***	-0,12 ***		
Âge des patients				
Moins de 20 ans	-0,56 ***	-0,35 ***		
20-59 ans	Référence	Référence		
60-74 ans	0,19 ***	0,05 ***		
75 ans et plus A mettre en dernière position	-0,01 ***	-0,10 ***		
Catégorie socioprofessionnelle des patients				
Non précisé	0,08 ***	0,05 ***	0,05 ***	0,01 *
Agriculteurs exploitants	0,28 ***	0,13 ***	0,11 ***	0,05 ***
Artisans, commerçants, chefs d'entreprise	0,18 ***	0,11 ***	0,09 ***	0,07 ***
Cadres supérieurs, ingénieurs, professions intellectuelles supérieures	0,14 ***	0,09 ***	0,07 ***	0,07 ***
Cadres, professions intermédiaires	0,04 ***	0,03 ***	0,02 ***	0,03 ***
Employés	Référence	Référence	Référence	Référence
Ouvriers	0 (ns)	0 (ns)	0 (ns)	-0,02 ***
Chômeurs	0,16 ***	0,04 ***	0,02 ***	-0,02 ***
Retraités	0,73 ***	0,26 ***	0,23 ***	0,12 ***

(*suite page suivante*)

Tableau B.1 : *Résultats de l'estimation des modèles multi-niveaux 1 à 4 (suite)*

Autres inactifs	-0,04 ***	-0,03 ***	-0,02 ***	-0,04 ***
Lieu de la consultation				
Au cabinet du médecin	Référence			
Au domicile du patient	-0,05 ***	-0,04 ***	-0,05 ***	-0,11 ***
Diagnostic				
Diagnostic de niveau 1 (chapitres de la CIM 10)		21 modalités Nous ne présentons pas les résultats de ces estimations pour des raisons pratiques.	Interaction avec les variables d'âge et de sexe.	
Diagnostic de niveau 2 (sous-chapitres de la CIM 10)				192 modalités Nous ne présentons pas les résultats de ces estimations pour des raisons pratiques.
Effet temporel				
2005, 1er trimestre	Référence	Référence	Référence	Référence
2005, 2e trimestre	0,03 ***	0,02 ***	0,02 ***	0,03 ***
2005, 3e trimestre	-0,05 ***	-0,05 ***	-0,04 ***	-0,04 ***
2005, 4e trimestre	-0,05 ***	-0,03 ***	-0,03 ***	-0,02 ***
2006, 1er trimestre	-0,03 **	-0,01 *	-0,01 *	-0,02 ***
2006, 2e trimestre	-0,01 (ns)	0,01 *	0,02 *	0,02 ***
2006, 3e trimestre	-0,05 ***	-0,02 ***	-0,02 ***	-0,01 *
2006, 4e trimestre	-0,07 ***	-0,02 ***	-0,03 ***	-0,01 (ns)
2007, 1er trimestre	0,01 (ns)	0,03 ***	0,03 ***	0,03 ***
2007, 2e trimestre	0 (ns)	0,03 ***	0,03 ***	0,03 ***
2007, 3e trimestre	-0,04 ***	0 (ns)	0 (ns)	0,01 (ns)
2007, 4e trimestre	-0,07 ***	-0,01 (ns)	-0,01 (ns)	0 (ns)
2008, 1er trimestre	-0,04 ***	0 (ns)	0 (ns)	0 (ns)
2008, 2e trimestre	-0,01 (ns)	0,03 ***	0,03 ***	0,03 ***
2008, 3e trimestre	-0,04 ***	0 (ns)	0 (ns)	0 (ns)

(*suite page suivante*)

Tableau B.1 : *Résultats de l'estimation des modèles multi-niveaux 1 à 4 (suite)*

2008, 4e trimestre	-0,08 ***	0,01 (ns)	0 (ns)	0,02 ***
2009, 1er trimestre	-0,03 ***	0,05 ***	0,04 ***	0,05 ***
2009, 2e trimestre	-0,01 (ns)	0,05 ***	0,05 ***	0,05 ***
2009, 3e trimestre	-0,08 ***	0,01 (ns)	0,01 (ns)	0,03 ***
2009, 4e trimestre	-0,05 ***	0,03 ***	0,03 ***	0,05 ***
R^2	15 %	14 %	16 %	24 %
Variance de l'effet médecin et du terme d'erreur				
Var(uj)	0,07636	0,05217	0,05178	0,055
Var(eijkl)	1,286	1,1025	1,0719	0,8915
Unité statistique	Ordonnance (pas de prise en compte des diagnostics)	Traitement ponctuel relatif à un diagnostic de niveau 1		Traitement ponctuel relatif à un diagnostic de niveau 2
N	565 108	897 119		963 903

** significatif au seuil de 5 %

** significatif au seuil de 1 %

Note : ces modèles sont ajustés sur la période à l'aide de dummies de chacun des trimestres de la période.

Champ : Prescription médicamenteuse des médecins généralistes libéraux entre 2005 et 2009.