“ Élaboration de deux indices de morbidité dans le Système National des Données de Santé (SNDS) - Application à l’identification de populations à risque et à la définition de modèles de paiement prospectif des soins ”

Panayotis Constantinou

▶ **To cite this version:**

Panayotis Constantinou. “ Élaboration de deux indices de morbidité dans le Système National des Données de Santé (SNDS) - Application à l’identification de populations à risque et à la définition de modèles de paiement prospectif des soins ”. Santé publique et épidémiologie. Université Paris-Saclay, 2020. Français. NNT : 2020UPASS039 . tel-02899979

HAL Id: tel-02899979
https://theses.hal.science/tel-02899979

Submitted on 15 Jul 2020

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

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

université PARIS-SACLAY

Élaboration de deux indices de morbidité dans le Système National des Données de Santé (SNDS) – Application à l'identification de populations à risque et à la définition de modèles de paiement prospectif des soins

Thèse de doctorat de l'université Paris-Saclay

École doctorale n° 570 : Santé Publique (EDSP)
Spécialité de doctorat : Santé Publique - Sciences Économiques et Sociales de la Santé
Unité de recherche : Université Paris-Saclay, UVSQ, Inserm, CESP, 94807, Villejuif, France
Référent : Faculté de médecine

Thèse présentée et soutenue à Villejuif, le 25 février 2020, par

Panayotis Constantinou

Composition du Jury

Florence Tubach Professeure des Universités – Praticien Hospitalier Sorbonne Université, Institut Pierre Louis d'Épidémiologie et de Santé Publique	Présidente
Isabelle Peytremann-Bridevaux Professeure Centre universitaire de médecine générale et santé publique de Lausanne	Rapporteur & Examinateur
Bruno Ventelou Directeur de Recherche École d'Économie d'Aix-Marseille	Rapporteur & Examinateur
Patrick Jourdain Professeur des Universités – Praticien Hospitalier Université Paris Saclay	Examinateur
Nathalie Pelletier-Fleury Directeure de Recherche Université Paris Saclay, Centre de recherche en Épidémiologie et Santé des Populations	Directeure de thèse
Philippe Tuppin Médecin épidémiologiste HDR Caisse Nationale de l'Assurance Maladie	Co-Directeur de thèse

Thèse de doctorat

NNT : 2020UPASS039

« Élaboration de deux indices de morbidité dans le Système National des Données de Santé (SNDS) – Application à l'identification de populations à risque et à la définition de modèles de paiement prospectif des soins »

La mesure pronostique de l'état de santé constitue un enjeu important dans de nombreux domaines liés aux soins, à la recherche ou à la décision publique en santé. Une approche commune à ces différents domaines est de synthétiser l'information disponible sur la morbidité d'une population sous la forme d'indices, appelés parfois scores, en faisant appel à des méthodes de modélisation prédictive. La disponibilité croissante de données médico-administratives et l'essor de leur utilisation à des fins de recherche ou d'aide à la décision ont souligné l'importance de ce type de mesures pronostiques. En France, les données du SNDS et en particulier la « cartographie des pathologies et des dépenses » développée par l'Assurance Maladie, permettent la mesure de la morbidité, un suivi individuel longitudinal sur plusieurs années et l'étude de différents résultats de santé. Nous proposons deux indices de morbidité élaborés en appliquant des méthodes de modélisation prédictive aux données médico-administratives françaises et nous illustrons leur apport par deux études d'application.

Les deux indices proposés sont élaborés et validés en appliquant un cadre méthodologique commun à une population nationale de personnes âgées de 65 ans ou plus. L'indice MRMI (Mortality-Related Morbidity Index) est prédictif de la mortalité à deux ans et l'indice ERMI (Expenditure-Related Morbidity Index) est prédictif des dépenses de soins remboursées sur deux ans et reflète l'intensité du recours au système de santé. Leur performance prédictive est supérieure aux indices comparables les plus communément utilisés, indices de Charlson et mesures d'Elixhauser.

Dans une première étude d'application, nous étudions le risque de réhospitalisation pour les patients atteints d'insuffisance cardiaque (IC), en utilisant des méthodes adaptées à la prise en compte du risque compétitif de décès. Nous distinguons la stabilité de l'IC de la sévérité globale de l'état de santé, mesurée à travers les deux indices proposés. Ces deux informations, disponibles à l'admission d'un séjour pour IC, permettent de segmenter la population en groupes de risque avec un écart de 40% d'incidence cumulée de réhospitalisation pour IC au bout d'un an de suivi.

Pour la deuxième étude d'application, nous comparons différents modèles prédictifs afin de quantifier l'apport des indices de morbidité dans la prédiction des dépenses individuelles. Nous étudions trois périmètres de dépenses : totales, hospitalières et ambulatoires, parmi deux populations différentes : l'ensemble des personnes âgées de 65 ans ou plus et les personnes âgées de 65 ans ou plus et atteintes d'IC. Nous illustrons les enjeux de la définition de paiements populationnels prospectifs de type capitation, en comparant les dépenses observées aux dépenses prédites par ces modèles à l'échelle des départements métropolitains. La sévérité de l'état de santé, mesurée à travers les deux indices proposés, est le déterminant le plus important de la performance prédictive des dépenses, aussi bien au niveau individuel que départemental.

Les indices MRMI et ERMI sont des outils performants pour prendre en compte la sévérité de l'état de santé dans les travaux basés sur des données du SNDS et de manière adaptée au résultat étudié. Ils peuvent servir de variables de stratification ou d'ajustement, ou être inclus parmi d'autres variables dans des modèles prédictifs.

Mots-clefs : indices de morbidité, bases de données médico-administratives, modélisation prédictive, ajustement au risque, polypathologie

"Development of two morbidity indices in the French national health data system (SNDS) - Application to case-identification and to prospective payment models"

The accurate characterization of health-state severity has been a central concern in most health-related research or policy fields. A common approach to take into account health-state severity is the use of summary measures, usually referred to as indices or scores, based on predictive modeling methods. With the increasing availability of routinely collected standardized data in medico-administrative databases, such summary measures are more widely used for research purposes or to inform policy making. The French national health data system (SNDS) is particularly adapted to predictive modeling as it allows morbidity measurement, longitudinal follow-up and the study of health-related outcomes. We propose two morbidity indices developed using SNDS data and illustrate their utilization in two application studies.

We developed and validated two outcome-specific morbidity indices in a nationwide population of people aged 65 years or older: the Mortality-Related Morbidity Index (MRMI) predictive of 2-year mortality and the Expenditure-Related Morbidity Index (ERMI) predictive of healthcare expenditure over 2 years and reflecting the intensity of healthcare utilization. The MRMI and ERMI indices have better overall performance and better calibration than comparable Charlson indices.

As an application of the morbidity indices to case-identification, we studied the risk of readmission in heart failure (HF) patients. To analyze readmission predictors, we distinguished HF severity from overall morbidity measured through the MRMI and ERMI indices and took into account the competing mortality risk. Risk-groups defined upon HF severity and overall morbidity, available at admission, have a 40% separation in HF readmission incidence and specific patterns of risk over the 1-year follow-up period.

As an application to payment models, we compared the performance of the MRMI and ERMI indices, among other predictors, for expenditure prediction. Models were applied to prediction of overall, inpatient and outpatient individual expenditure, for people aged 65 or older and for HF patients aged 65 or older. To illustrate the use of predictive models for prospective resource allocation, we compared predicted with observed mean individual expenditure at the area of residence level. Health-state severity measured through the MRMI and ERMI was the most important predictor, both at the individual and area of residence level.

The MRMI and ERMI indices are performant tools for outcome-specific severity adjustment in studies using SNDS data. They can be used as stratification or adjustment variables, or among other predictors in predictive models.

Keywords: summary morbidity measures, administrative healthcare databases, predictive modeling, risk adjustment, multimorbidity

Valorisation scientifique des travaux de thèse

Article publié

Constantinou P, Tuppin P, Fagot-Campagna A, Gastaldi-Ménager C, Schellevis F, Pelletier-Fleury N. Two morbidity indices developed in a nationwide population permitted performant outcome-specific severity adjustment. *Journal of Clinical Epidemiology, 2018 Nov;103:60-70*

Article soumis

Constantinou P, Pelletier-Fleury N, Olié V, Gastaldi-Ménager C, Juillère Y, Tuppin P. Patient-stratification for risk of heart failure readmission using nationwide administrative data. *Journal of Cardiac Failure*

Contribution à la publication institutionnelle annuelle de l'Assurance Maladie

Rapport *« Améliorer la qualité du système de santé et maîtriser les dépenses – Propositions de l'Assurance Maladie pour 2019 »* (Rapport Charges et Produits de l'année 2019)
Chapitre 1.3 : La polypathologie
Chapitre 1.4 : Données de mortalité et cartographie médicalisée
Chapitre 3.3.4 : Les nouveaux modes de paiement nécessitent le développement et le test de modèles d'ajustement au risque et de scores prédictifs complexes

Communications orales en conférence

4th European Health Economic Association PhD Student-Supervisor and Early Career Researcher Conference, Lausanne, Switzerland, 6th-8th September 2017
Development of multimorbidity indices predicting mortality and healthcare related expenditure, using the French national health insurance database

Journées ADELF-EMOIS 2018 (Association des épidémiologistes de langue française - Évaluation, management, organisation, information, santé), Montpellier, 29-30 mars 2018
Élaboration de deux indices de morbidité, prédictifs de la mortalité et des dépenses totales de soins, à partir des données du Système National des Données de Santé (SNDS)

Journées EMOIS 2019, Nancy, 14-15 mars 2019
Prédiction du risque de réhospitalisation à travers les données médico-administratives : l'exemple des patients insuffisants cardiaques

12th European Public Health Conference – Marseille, France, 20th-23th November 2019
Identifying patients at risk of readmission for heart failure in the French national health data system (SNDS)

30èmes Journées Européennes de la Société Française de Cardiologie, Paris, 15-18 janvier 2020
Identifying patients at risk of rehospitalization for heart failure in administrative data: a competing risks approach

Communications affichées en conférence

20th annual European congress of the International Society for Pharmacoeconomics and Outcomes Research (ISPOR), Glasgow, Scotland, 4th-8th November 2017
Measurement of multimorbidity to predict all-cause mortality in a nationwide population, using the French national health insurance database (SNIIRAM)

European Congress of Epidemiology, Lyon, France, 4th-8th July 2018
Development and validation of two morbidity indices for health-state severity-adjustment, using data from the French national health insurance information system

Communications en séminaire scientifique

Séminaire sur l'analyse des données de santé de l'Unité de Recherche Médico-Economique du CHU de Montpellier, 14 septembre 2017

Séminaire scientifique du Centre d'épidémiologie sur les causes médicales de décès (CépiDc), Kremlin-Bicêtre, 13 mars 2018

International seminar on risk-adjustment for health care provider's payment - Methods and examples from 4 European countries, Paris 18th June 2019

Conditions de réalisation des travaux de thèse

Cette thèse est le fruit d'une collaboration entre l'équipe de recherche « Économie de la santé » du Centre de recherche en Épidémiologie et Santé des Populations (CESP, UMR U1018) et du Département des Études sur les Pathologies et les Patients au sein de la Direction de la Stratégie, des Études et des Statistiques de la Caisse Nationale de l'Assurance Maladie (DSES, Cnam).
Cette collaboration a été rendue possible grâce au Dispositif *Cifre* (Conventions Industrielles de Formation par la Recherche, convention N°2016/0500) dont la mise en œuvre est confiée à l'Association Nationale de la Recherche et de la Technologie (ANRT) et qui a subventionné un contrat de trois ans au sein de la Cnam pour la préparation du doctorat.

Remerciements

Le sentiment qui s'est imposé très vite en commençant la préparation de ce travail de thèse et qui n'a cessé de se confirmer jusqu'à ces derniers moments d'écriture consacrés aux remerciements, plus de trois années plus tard, est le sentiment d'avoir été privilégié. Je suis conscient d'avoir bénéficié de conditions idéales : la direction et l'encadrement scientifiques, la richesse des échanges au sein des deux équipes, celle du CESP dont je faisais déjà partie et celle de la Cnam qui m'a accueilli, l'environnement matériel et aussi l'accompagnement administratif, n'auraient pu être meilleurs.

Mes directeur·e·s Nathalie Pelletier-Fleury et Philippe Tuppin sont des médecins et des scientifiques que j'admire et des personnes très chères, à qui je dois beaucoup. Je n'imagine pas ne plus travailler avec eux, avec les « so what ? » de Nathalie qui me poussent à construire, encore un peu plus, encore un peu mieux, le raisonnement et qui ne s'arrêtent qu'une fois les idées correctement articulées et formulées de manière claire et convaincante ; avec cet alliage d'acuité chirurgicale des remarques et interprétations de Philippe et de foisonnement incoercible de ses idées et suggestions d'analyse. Merci infiniment à vous deux !

Les responsables de mon équipe d'accueil à la Cnam, Anne Fagot-Campagna, Christelle Gastaldi-Ménager et Claude Gissot sont à l'origine de ce projet de recherche. Je leur suis grandement reconnaissant de m'avoir accordé leur confiance et d'avoir toujours été disponibles pour m'aider, m'orienter et pour apporter leur contribution importante aux travaux de thèse.

Christelle a su allier ses qualités de direction d'équipe et d'encadrement scientifique de manière admirable et a constamment été motrice et facilitante pour la diffusion de nos travaux et le développement de collaborations avec d'autres équipes. Merci.

Je me sens privilégié aussi par la composition du jury de thèse. Madame Isabelle Peytremann-Bridevaux et Monsieur Bruno Ventelou m'ont fait l'honneur d'être rapporteur·e·s des travaux de thèse et ont accepté de se déplacer depuis Lausanne et depuis Aix-en-Provence. Madame Florence Tubach m'a fait l'honneur de présider le jury, en acceptant dans des délais plus contraints que les autres membres. Monsieur Patrick Jourdain m'a fait l'honneur d'être examinateur, en acceptant d'évaluer un travail qui ne s'inscrit pas directement dans son champ disciplinaire. Je tiens à vous exprimer ma reconnaissance. J'espère que nos échanges ne se limiteront pas à la soutenance de la thèse et qu'ils pourront se poursuivre autour d'autres projets d'études.

Les membres de l'équipe au DEPP et au sein des autres départements de la DSES, désormais mes collègues et amis, ont été dès le premier jour le soutien le plus important. Ils m'ont généreusement fait bénéficier de leurs connaissances, leur savoir-faire technique, leur expertise des données, leur sens de la programmation, mais aussi de leur sympathie et amitié et les échanges avec eux sont tous les jours source de joie intellectuelle et amicale. Antoine Rachas avec qui nous avons longtemps partagé le même bureau ; Thomas Lesuffleur, Pierre Denis, Anne Cuerq, Anne-Sophie Aguadé, Sébastien Rivière et Martine Thomas que je sollicitais quotidiennement les premiers temps ; Dorian Verboux et Benoît Carré qui veillent sur ma sensibilité économique ; Laurence Pestel et Muriel Nicolas avec qui nous avons aussi partagé les mêmes murs et que je continuerai à solliciter pour leur expertise sur les dépenses de soins ; Nadine Colinot et Michel Païta qui ont aussi toujours été disponibles et Rosalie Thang sur qui repose une très grande partie de la vie de l'équipe et qui veille à faciliter le quotidien de tous : merci ! J'ai eu la chance de pouvoir échanger aussi avec Christophe Le Guehennec, Antoine Bessou, Fanny Leroy, Anke Neumann, Cécile Billionnet et je sais que je peux compter sur la compétence, la rigueur, la bonne humeur et l'amitié de Victor Bret, d'Alice Atramont, de Marjorie Mazars et de Marie-Camille Lenormand. Alice a su m'apporter également une aide matérielle et morale pendant une période délicate et je lui suis reconnaissant.

Maintenir une affiliation à l'équipe de Nathalie Pelletier-Fleury au CESP est très précieux et je remercie chaleureusement tous les collègues et amis de Villejuif, actuels ou anciens, pour leur aide et leur soutien : Carine Franc, Jonathan Sicsic, Angélique Delbarre, Olivier Saint-Lary avec qui j'ai partagé aussi le même bureau, Mathilde François, Louise Devillers et Diane Naouri, Henri Panjo et Kevin Ditter pour les discussions toujours très fructueuses et Virgine Ringa.

Je remercie Moussa Laanani et Mehdi Touat, avec qui nous avons partagé ce parcours de préparation de doctorat, pour leur soutien et leur amitié et Christelle Cantrelle pour sa disponibilité et le partage de son expertise. Enfin, les membres du réseau REDSIAM, par nos échanges, Grégoire Rey au CépiDc et Grégoire Mercier au CHU de Montpellier, par leurs invitations à présenter mes travaux dès les premiers mois de préparation, ont contribué à solidifier la structure et à enrichir le contenu de cette thèse.

Sur le plan personnel, parce qu'il y avait quand même des (rares) moments où je n'étais ni à Porte de Montreuil ni à Villejuif, Sophie Longrais m'a énormément donné et a fait de ces années de très belles années. Théodore Alexopoulos et Nicolas Ploumpidis sont à mes côtés depuis l'enfance (encore de très belles années), plus que des frères. Enfin, j'espère que mes parents et ma sœur Athéna, que je vois malheureusement trop peu, ainsi que d'autres membres de ma famille que je ne vois plus du tout, savent combien je pense à eux et qu'ils seront toujours là quelque part.

Je remercie ceux qui n'ont lu ces remerciements qu'après avoir lu le reste du manuscrit et j'invite tous les autres à continuer la lecture !

Table des matières et listes des Tableaux et Figures

Table des matières

Introduction générale 19

1. Présentation des principaux domaines d'application de la modélisation prédictive en santé publique et du cadre théorique de nos travaux 20

1.1 Orienter les stratégies thérapeutiques et cibler les interventions préventives 20

1.2 Comparer l'efficacité de traitements ou de stratégies thérapeutiques 21

1.3 Comparer la qualité des soins fournis par les professionnels ou les établissements de santé 23

1.4 Définir des rémunérations prospectives des soins 24

2. Objectifs des travaux et plan du manuscrit 27

Chapitre 1. Les données médico-administratives et la « cartographie des pathologies et des dépenses » de l'Assurance Maladie 31

1. L'utilisation des données médico-administratives à des fins de recherche ou d'aide à la décision...31

1.1 Des données indissociables des caractéristiques du système de santé et de sa régulation 31

1.2 Le contexte français : la constitution du Système National d'Information Inter-Régimes de l'Assurance Maladie (SNIIRAM) et le passage au Système National des Données de Santé (SNDS) 33

1.3 Les principales caractéristiques des données médico-administratives et les implications de leur utilisation 42

1.4 Validité de la mesure de l'état de santé à travers les données médico-administratives..... 45

2. La cartographie des pathologies et des dépenses de l'Assurance Maladie 47

3. Périmètres d'étude s'appliquant à l'ensemble des travaux 54

Chapitre 2. Élaboration de deux indices de morbidité à partir des données de la « cartographie des pathologies et des dépenses » 55

1. Introduction 55

1.1 Les mesures synthétiques de morbidité existantes 55

1.2 Enseignements de la littérature sur l'utilisation optimale des indices de morbidité..... 57

1.3 Polypathologie ou comorbidité : pas uniquement un enjeu sémantique..... 58

1.4 Objectif de ce chapitre : proposer deux indices de morbidité pour une mesure de la sévérité de l'état de santé adaptée aux résultats d'intérêt 60

2. Données, population d'étude et approche méthodologique 60

2.1 Sélection de la population d'étude 60

2.2 Résultats à prédire et horizon temporel de la prédiction 61

2.3 Stratégie de sélection des prédicteurs 61

2.3.1 Revue du contenu des algorithmes d'identification des pathologies 62

2.3.2 Analyses de corrélation pour identifier les pathologies fréquemment associées 62
2.3.3 Analyses de l'association entre les pathologies et chacun des deux résultats à prédire 63
2.4 Estimation de l'effet ajusté des prédicteurs sur chacun des deux résultats à prédire 67
2.5 Conversion des coefficients estimés en poids pour le calcul des deux indices 68
2.6 Analyses de robustesse des poids affectés aux prédicteurs 68
2.7 Validation des performances prédictives 69
2.8 Déterminants de la performance prédictive et comparaison avec d'autres indices de morbidité 71
3. Résultats : élaboration et validation interne des indices MRMI et ERMI 73
3.1 Description de la population d'étude 73
3.2 Prédiction de la mortalité : l'indice MRMI 75
3.2.1 Estimation des poids 75
3.2.2 Performance prédictive globale et calibration 75
3.3 Prédiction des dépenses : l'indice ERMI 76
3.3.1 Estimation des poids 76
3.3.2 Performance prédictive globale et calibration 76
3.4 Synthèse des poids pour les deux indices et analyses de robustesse 83
4. Discussion : déterminants de la performance prédictive et généralisabilité de nos résultats 85
4.1 Déterminants de la performance prédictive 85
4.2 Choix méthodologiques dans l'élaboration des indices 86
4.3 Généralisabilité de nos résultats et limites de nos analyses 87
5. Conclusion 89

Chapitre 3. Indices de morbidité et identification de populations à risque : le risque de réhospitalisation parmi les patients insuffisants cardiaques 91
1. Introduction 91
1.1 Les réhospitalisations comme résultat à mesurer 91
1.2 Le choix de l'insuffisance cardiaque comme pathologie à étudier 92
1.3 L'apport des modèles prédictifs pour la prévention des réhospitalisations 93
1.3.1 Ajustement au risque et comparaisons de performances hospitalières : une approche aux résultats controversés 93
1.3.2 Identification de populations à risque et ciblage d'interventions préventives : une approche à l'efficacité démontrée 95
1.4 Les limites des modèles d'identification de populations à risque de réhospitalisation 96
1.5 Objectifs de ce chapitre : analyser les prédicteurs et quantifier le risque de réhospitalisation parmi les patients insuffisants cardiaques 97
2. Données, population d'étude et approche méthodologique 98
2.1 Sélection de la population d'étude et définition du séjour index 98
2.2 Résultats à prédire et horizon temporel de la prédiction 99

2.3 Prédicteurs du risque de réhospitalisation 99
2.3.1 Caractéristiques individuelles 100
2.3.2 Caractéristiques du séjour index 101
2.3.3 Caractéristiques contextuelles 101
2.4 Modélisation du risque de réhospitalisation et du risque compétitif de mortalité sans réhospitalisation 102
2.5 Segmentation de la population d'étude en fonction du risque d'évènements indésirables . 103
3. Résultats : évaluer le risque de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque 105
3.1 Description de la population d'étude 105
3.2 Résultats observés à la fin de la période de suivi 108
3.3 Prédicteurs du risque de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque 111
3.4 Identification des groupes de patients les plus à risque de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque 114
4. Discussion : enseignements de nos résultats pour les programmes de prévention des réhospitalisations 116
4.1 Les prédicteurs du risque de réhospitalisation et du risque compétitif de décès 116
4.2 Identifier les patients les plus à risque de réhospitalisation 118
4.3 Limites de notre étude 119
5. Conclusion 120

Chapitre 4. Indices de morbidité et ajustement au risque dans l'élaboration de modèles de paiement prospectif des soins 121
1. Introduction 121
1.1 Évolutions actuelles dans le mode de rémunération des soins ambulatoires 121
1.2 Les incitations inhérentes aux différents modes de rémunération des soins 122
1.3 Les enjeux liés à la part prospective de la rémunération 125
1.4 Définir les besoins de soins et choisir les déterminants à prendre en compte dans les modèles prédictifs des dépenses 126
1.5 Objectif des analyses présentées dans ce chapitre : informer la définition des modèles d'ajustement au risque, pour les expérimentations actuelles de rémunération prospective des soins en milieu ambulatoire 127
2. Données, populations d'étude et approche méthodologique 128
2.1 Sélection des populations d'étude 128
2.1.1 Population 1 : Ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus 128
2.1.2 Population 2 : Personnes atteintes d'insuffisance cardiaque et âgées de 65 ans ou plus... 129
2.2 Périmètre des dépenses à prédire et horizon temporel de la prédiction 129
2.3 Facteurs explicatifs considérés pour la modélisation des dépenses 131
2.3.1 Déterminants individuels socio-démographiques 131
2.3.2 Déterminants individuels liés à l'état de santé 132

2.3.3 Déterminants contextuels 132
2.4 Choix des modèles selon la population d'étude et le périmètre de dépenses à prédire 134
2.5 Analyse du caractère hiérarchique, à deux niveaux, des données 136
3. Résultats de la modélisation des dépenses pour les deux populations d'étude 137
3.1 Effectifs et structure des dépenses 137
3.2 Caractéristiques des populations d'étude 139
3.3 Part de la variabilité individuelle des dépenses expliquée par l'échelle départementale 140
3.4 Performance des modèles prédictifs et application à l'échelle départementale 143
3.4.1 Population 1 : Ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus 144
3.4.2 Population 2 : Patients insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus 153
4. Synthèse et discussion des principaux résultats, implications pour les expérimentations actuelles de rémunération prospective des soins de ville. 162
4.1 Mesure de l'état de santé et prédiction des dépenses 162
4.2 Prise en compte des facteurs contextuels 164
4.3 Modèles prospectifs et modèles rétrospectifs 165
4.4 La notion de « biais d'intensité » 166
4.5 Limites de nos analyses 169
5. Conclusion 170

Conclusion générale 171
Annexes 173
Annexe sur la modélisation des dépenses 175
1. La distribution des valeurs que peuvent prendre les dépenses présente plusieurs particularités. 175
2. Ces particularités rendent les modèles linéaires classiques, habituellement utilisés pour modéliser des variables continues, a priori peu adaptés à la modélisation des dépenses 176
3. Modélisation des dépenses en tenant compte de ces particularités 176
3.1 Prise en compte des valeurs nulles 176
3.2 Prise en compte des valeurs extrêmes 177
3.3 Prise en compte de l'asymétrie de la distribution et de l'hétéroscédasticité 177
3.3.1 Modélisation linéaire du logarithme des dépenses 177
3.3.2 Modélisation GLM 179
4. Stratégie de sélection du modèle le plus adapté 180
Annexes du Chapitre 1 183
Annexes du Chapitre 2 189
Annexes du Chapitre 3 193
Annexes du Chapitre 4 201
Bibliographie 221
Liste des abréviations 233

Liste des Tableaux et Figures

Introduction générale

Figure 1. Typologie de différents domaines concernés par des méthodes de modélisation prédictive et terminologie utilisée

Chapitre 1. Les données médico-administratives et la « cartographie des pathologies et des dépenses de l'Assurance Maladie »

Figure 2. Schématisation de l'alimentation et de la restitution des données du Système National des Données de Santé (SNDS)

Figure 3. Frise chronologique des principales étapes juridiques et techniques dans la constitution du SNIIRAM puis du SNDS

Tableau 1. Principaux algorithmes disponibles et données mobilisées pour l'identification des pathologies ou situations cliniques

Tableau 2. Postes de dépenses considérés dans la mesure des dépenses de soins

Chapitre 2. Élaboration de deux indices de morbidité à partir des données de la « cartographie des pathologies et des dépenses »

Tableau 3. Matrice de corrélation entre les pathologies de la catégorie cardio-neuro-vasculaire

Figure 4. Analyse factorielle des pathologies de la catégorie cardio-neuro-vasculaire

Tableau 4. Liste des prédicteurs retenus pour les deux indices, avant l'application des critères de sélection spécifiques à chaque indice, population d'élaboration

Figure 5. Estimation du paramètre λ par régression et par méthode graphique, dans la population d'élaboration des indices

Figure 6. Diagramme de sélection de la population d'étude

Tableau 5. Résultats observés pour l'ensemble de la population d'étude, par classe d'âge

Figure 7. Structure des dépenses pour l'échantillon d'élaboration des indices

Tableau 6. Modèle logistique pour la mortalité à deux ans, population d'élaboration des indices

Tableau 7. Modèle GLM pour la dépense moyenne à deux ans, population d'élaboration des indices

Tableau 8. Performance globale de différents indices de morbidité pour la prédiction de la mortalité et des dépenses, population de validation

Tableau 9. Calibration des deux indices, population de validation

Figure 8. Calibration des indices MRMI (Mortality-Related Morbidity Index) et ERMI (Expenditure-Related Morbidity Index) et des indices de Charlson adaptés à chaque résultat, population de validation

Tableau 10. Prédicteurs et poids correspondants pour les indices MRMI et ERMI

Chapitre 3. Indices de morbidité et identification de populations à risque : le risque de réhospitalisation parmi les patients insuffisants cardiaques

Figure 9. Diagramme de sélection de la population d'étude et durée de suivi totale pour la définition des prédicteurs et la mesure des résultats

Tableau 11. Caractéristiques de la population d'étude, en fonction du statut à la fin de la période de suivi

Tableau 12. Caractéristiques de la population d'étude, en fonction de la stabilité de l'insuffisance cardiaque et de la sévérité globale de l'état de santé

Figure 10. Synthèse des résultats observés au cours de la période de suivi de 1 an

Tableau 13. Effectifs cumulés pour les principaux évènements observés en fonction du délai de suivi

Tableau 14. Estimation des hazard ratios pour les prédicteurs de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque (IC), par des modèles de régression de Fine et Gray (subdistribution hazard ratios, sdHRs) et des modèles de régression de Cox (cause-specific hazard ratios, csHRs)

Figure 11. Incidences cumulées (A, B, C) et risque instantané (A', B', C') de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque, pour des groupes de patients définis selon la stabilité de l'insuffisance cardiaque et la sévérité de l'état de santé mesurée par l'indice ERMIp

Chapitre 4. Indices de morbidité et ajustement au risque dans l'élaboration de modèles de paiement prospectif des soins

Tableau 15. Exemples de domaines d'application des modèles d'ajustement pour l'allocation de paiements prospectifs par Medicare

Figure 12. Estimation du paramètre λ par régression et par méthode graphique, selon le périmètre des dépenses, pour les deux populations d'étude

Figure 13. Structure des dépenses des deux populations d'étude, selon le périmètre

Tableau 16. Caractéristiques des populations d'étude au 31/12/2016

Tableau 17. Part de la variabilité des dépenses individuelles expliquée par l'échelle départementale pour la population 1

Tableau 18. Part de la variabilité des dépenses individuelles expliquée par l'échelle départementale pour la population 2

Tableau 19. Performance de la prédiction des dépenses individuelles totales en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses totales prédites et observées à l'échelle des départements, pour l'ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus.

Tableau 20. Performance de la prédiction des dépenses individuelles ambulatoires en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses ambulatoires prédites et observées à l'échelle des départements, pour l'ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus.

Tableau 21. Performance de la prédiction des dépenses individuelles hospitalières en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses hospitalières prédites et observées à l'échelle des départements, pour l'ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus.

Figure 14. Ecarts entre les dépenses prédites et observées à l'échelle des départements (différence [Observée – Prédite], exprimée en pourcentage de la dépense observée), selon les caractéristiques prises en compte et le périmètre considéré, pour l'ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus.

Tableau 22. Performance de la prédiction des dépenses individuelles totales en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses totales prédites et observées à l'échelle des départements, pour les insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus.

Tableau 23. Performance de la prédiction des dépenses individuelles ambulatoires en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses ambulatoires prédites et observées à l'échelle des départements, pour les insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus.

Tableau 24. Performance de la prédiction des dépenses individuelles hospitalières en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses hospitalières prédites et observées à l'échelle des départements, pour les insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus.

Figure 15. Ecarts entre les dépenses prédites et observées à l'échelle des départements (différence [Observée – Prédite], exprimée en pourcentage de la dépense observée), selon les caractéristiques prises en compte et le périmètre considéré, pour les insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus.

Figure 16. Valeurs moyennes des indices de morbidité selon la densité de l'offre du département de résidence, parmi la population 1

Liste des Tableaux et Figures des Annexes

Annexe sur la modélisation des dépenses

Figure A1. Distribution des valeurs brutes des dépenses et du logarithme des dépenses pour la population d'étude sur laquelle ont été élaborés les indices

Figure A2. Dépenses par âge parmi un échantillon aléatoire au 1/100^{e} des individus affiliés au Régime Général, âgés de 18 ans ou plus et vivants au 31/12/2016

Annexes du Chapitre 1. Les données médico-administratives et la « cartographie des pathologies et des dépenses de l'Assurance Maladie »

Tableau A1. Régime d'affiliation pour l'ensemble de la population des consommants de l'année 2017 et pour des sous-populations définies selon les caractéristiques sociodémographiques disponibles

Tableau A2. Caractéristiques socio-démographiques des populations de consommants selon leur régime d'affiliation en 2017

Tableau A3. Différence moyenne entre les montants remboursables et remboursés pour l'année 2015, pour les individus inclus dans la cartographie et âgés de 65 ans ou plus, selon le périmètre des dépenses et pour une sélection de pathologies

Tableau A4. Différence moyenne entre les montants remboursables et remboursés pour l'année 2015, pour les individus inclus dans la cartographie et âgés de 65 ans ou plus, selon le périmètre des dépenses et la valeur de l'indice MRMIp

Figure A3. Part des dépenses remboursées que représente la différence entre montant remboursable et remboursé selon les valeurs de l'indice MRMIp

Tableau A5. Différence moyenne entre les montants remboursables et remboursés pour l'année 2015, pour les individus inclus dans la cartographie et âgés de 65 ans ou plus, selon le périmètre des dépenses et la valeur de l'indice ERMIp

Figure A4. Part des dépenses remboursées que représente la différence entre montant remboursable et remboursé selon les valeurs de l'indice ERMIp

Annexes du Chapitre 2. Élaboration de deux indices de morbidité à partir des données de la « cartographie des pathologies et des dépenses »

Tableau A6. Liste des pathologies considérées et pondérations correspondantes pour les différentes versions de l'indice de Charlson

Tableau A7. Liste des pathologies considérées par Elixhauser et pondérations correspondantes pour l'adaptation en indice proposée par van Walraven

Annexes du Chapitre 3. Indices de morbidité et identification de populations à risque : le risque de réhospitalisation parmi les patients insuffisants cardiaques

Tableau A8. Effectifs pour les algorithmes d'identification entrant dans la définition des deux indices de morbidité ERMI et MRMI

Tableau A9. Classes définies pour les indices de morbidité et statut à la fin de la période de suivi

Tableau A10. Caractéristiques de la population d'étude, en fonction des décès observés à la fin de la période de suivi

Tableau A11. Estimation des hazard ratios pour les prédicteurs de réhospitalisation pour Insuffisance cardiaque (IC), avec l'indice MRMIp

Tableau A12. Estimation des hazard ratios pour les prédicteurs de réhospitalisation pour Insuffisance cardiaque (IC), avec l'indice de Charlson

Figure A5. Incidences cumulées (A, B) et risqué instantané (A', B') de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque, pour des groupes de patients définis selon la sévérité de l'état de santé mesurée par l'indice MRMIp et l'indice de Charlson

Tableau A13. Caractéristiques de la population d'étude, en fonction des décès observés à la fin de la période de suivi

Tableau A14. Estimation des hazard ratios pour les prédicteurs de mortalité, avec l'indice MRMIp

Annexes du Chapitre 4. Indices de morbidité et ajustement au risque dans l'élaboration de modèles de paiement prospectif des soins

Tableau A15. Effectifs pour les algorithmes d'identification entrant dans la définition des deux indices de morbidité ERMI et MRMI, population 1

Tableau A16. Effectifs pour les algorithmes d'identification entrant dans la définition des deux indices de morbidité ERMI et MRMI, population 2

Tableau A17. Effectifs et dépense moyenne pour l'année 2016 par niveau de morbidité selon les indices ERMI, ERMIp, MRMI et MRMIp, pour les deux populations d'étude

Tableau A18. Effectif et dépense moyenne pour l'année 2016 selon les classes définies pour les variables contextuelles, pour la population 1

Tableau A19. Effectif et dépense moyenne pour l'année 2016 selon les classes définies pour les variables contextuelles, pour la population 2

Tableau A20. Caractéristiques individuelles et densité de l'offre de soins, selon le département de résidence, pour la population 1

Tableau A21. Dépenses observées selon le département de résidence, pour la population 1

Figure A6. Ecarts entre les dépenses totales prédites et observées à l'échelle des départements (différence [Observée – Prédite], exprimée en pourcentage de la dépense observée), classés par région, selon les caractéristiques prises en compte, pour l'ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus.

Tableau A22. Caractéristiques individuelles et densité de l'offre de soins, selon le département de résidence, pour la population 2

Tableau A23. Dépenses observées selon le département de résidence, pour la population 2

Figure A7. Ecarts entre les dépenses totales prédites et observées à l'échelle des départements (différence [Observée – Prédite], exprimée en pourcentage de la dépense observée), classés par région, selon les caractéristiques prises en compte, pour les insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus.

Introduction générale

Proposer des indices de morbidité à partir des données de la « cartographie des pathologies et des dépenses » de l'Assurance Maladie traduit l'importance croissante des deux problématiques abordées dans nos travaux de thèse : la mesure pronostique de l'état de santé et l'utilisation des données médico-administratives à des fins de recherche ou d'aide à la décision.

Les indices de morbidité, appelés parfois scores, sont une manière de synthétiser l'information pronostique liée à l'état de santé d'un individu. Cette synthèse fait appel à des méthodes de modélisation prédictive, où la probabilité de réalisation d'un évènement d'intérêt qui constitue la variable à prédire, comme par exemple la probabilité de décès, est estimée à partir de l'information disponible avant sa survenue, les variables qualifiées de prédicteurs. Lorsque la prédiction concerne l'évolution clinique de patients atteints d'une pathologie donnée, on parle souvent d'études pronostiques, mais le cadre de la modélisation prédictive s'applique à de nombreux autres domaines liés à la recherche en santé publique, en économie de la santé ou à l'aide à la décision pour la régulation du système de soins. Dans la plupart de ces domaines, l'état de santé fait partie des prédicteurs les plus importants et la manière de synthétiser l'information disponible sur l'état de santé constitue un enjeu central pour la performance de ces modèles. Ainsi, la modélisation prédictive constitue à la fois le cadre méthodologique pour élaborer des indices de morbidité, puis le cadre d'application de ces indices, lorsqu'ils sont inclus dans des modèles prédictifs comme mesure de l'état de santé, parmi d'autres prédicteurs.

Nous commençons par parcourir différents domaines d'application des méthodes de modélisation prédictive pour situer le cadre théorique dans lequel s'inscrivent nos travaux et préciser les objectifs de cette thèse. Puis nous présentons les données médico-administratives, les caractéristiques qui ont contribué à l'essor de leur utilisation et qui les rendent adaptées à la modélisation prédictive. Nous complétons cette section introductive par la présentation de l'outil de « cartographie des pathologies et des dépenses » élaboré par l'Assurance Maladie (désigné parfois « cartographie » par la suite pour alléger la lecture) et de certains choix d'analyse qui s'appliquent à l'ensemble du manuscrit.

1. Présentation des principaux domaines d'application de la modélisation prédictive en santé publique et du cadre théorique de nos travaux

1.1 Orienter les stratégies thérapeutiques et cibler les interventions préventives

La notion de pronostic est le plus souvent associée au domaine de la prise en charge clinique et au fait d'adapter la stratégie thérapeutique proposée au patient à l'évolution attendue de son état de santé. Disposer d'une information valide sur le devenir clinique d'un patient suppose des études de modélisation prédictive, où la probabilité d'un évènement d'intérêt est estimée en fonction des caractéristiques du patient. Ces études prédictives cliniques, comme par exemple de nombreuses études menées sur des pathologies cardiovasculaires ou en cancérologie, partagent certaines contraintes méthodologiques. Il est nécessaire de définir des facteurs susceptibles d'être associés à l'évènement d'intérêt, qualifiés de prédicteurs, puis de disposer d'un suivi individuel suffisamment long pour observer la survenue de l'évènement à prédire. Par ailleurs, l'intérêt principal de ces études est porté sur l'estimation du risque individuel de survenue de l'évènement, plutôt que sur l'estimation des mesures d'association entre les facteurs étudiés et l'évènement. Enfin, il est nécessaire de synthétiser l'information pronostique issue de modèles multivariés sous la forme d'outils pratiques et simples à utiliser [1].

Le schéma d'étude le plus adapté à cette approche est l'étude de cohorte, par le suivi individuel prospectif qui permet de définir les prédicteurs et d'observer l'évènement à prédire. L'exemple historique le plus important est l'étude de Framingham sur les facteurs de risque de survenue d'évènements cardiovasculaires, avec la constitution d'une cohorte initiale en 1947 et une publication princeps dès 1951. Les travaux sur les données de Framingham ont largement contribué à la compréhension des mécanismes physiopathologiques en cardiologie, mais nous mentionnons cette étude surtout pour les nombreuses avancées méthodologiques qui lui sont attribuées : ce sont ces travaux qui ont introduit la notion de « facteur de risque » et qui ont contribué au développement d'analyses multivariées pour prendre en compte le caractère multifactoriel des évènements étudiés ; des profils de risque en fonction de la combinaison de différents facteurs ont été proposés dès 1967 et le calcul de scores individuels associés à la probabilité de survenue d'évènements cardiovasculaires est toujours utilisé en pratique clinique pour orienter la prise en charge [2].

Nos travaux ne s'inscrivent pas dans le cadre des modèles prédictifs cliniques servant à orienter la stratégie thérapeutique à l'échelle individuelle. Ils partagent néanmoins l'approche méthodologique de modélisation prédictive. Lors de l'élaboration des deux indices de morbidité que nous présentons dans le chapitre 1, nous nous sommes inspirés d'une méthode développée pour les profils de risque de l'étude de Framingham pour définir la règle de calcul des valeurs individuelles des indices [3].

À l'échelle populationnelle, les méthodes de modélisation prédictive permettent aussi d'orienter les interventions de santé proposées à des fins de prévention. Ces méthodes peuvent s'appliquer à l'échelle d'un territoire pour classer les individus en fonction d'un risque défini, comme le recours répété aux services d'urgence ou le risque d'avoir des dépenses de soins élevées, afin de leur proposer un suivi adapté [4]. Le plus souvent, il s'agit d'identifier les individus les plus à risque d'un évènement pour lequel il existe des interventions préventives efficaces mais trop complexes ou coûteuses pour être généralisées à l'ensemble de la population concernée. De nombreux travaux par exemple s'intéressent à identifier les patients les plus à risque de réhospitalisation après un séjour hospitalier [5]. Identifier les patients les plus à risque permet ainsi de cibler ces interventions préventives. Ce type d'application fait l'objet fait du chapitre 2, où les indices de morbidité sont considérés, parmi d'autres prédicteurs, pour identifier les patients les plus à risque de réhospitalisation après un séjour pour insuffisance cardiaque.

1.2 Comparer l'efficacité de traitements ou de stratégies thérapeutiques

Un domaine auquel les études pronostiques ont considérablement contribué est celui de l'épidémiologie clinique, en particulier pour l'évaluation de l'efficacité de stratégies thérapeutiques. Ce sont les travaux d'Alvan R. Feinstein qui ont introduit, au début des années 70, la notion de « comorbidités » pour désigner toute situation clinique qui se surajoute à une pathologie index étudiée. Il s'agissait principalement de rendre comparables deux groupes de patients inclus dans des essais thérapeutiques. Lors de l'évaluation de l'efficacité thérapeutique d'un traitement, si les deux groupes de patients comparés ont un pronostic initial différent, du fait de la répartition inégale des comorbidités, on ne peut distinguer l'effet du traitement de l'effet des comorbidités sur les résultats observés au sein de chaque groupe. En plus de cette fonction, la prise en compte des comorbidités permettait aussi de mieux formaliser l'étude des parcours cliniques de patients atteints d'une pathologie donnée ou encore de rendre plus précises les données statistiques des causes de décès [6].

L'opérationnalisation la plus répandue de la notion de comorbidités, depuis les travaux de Mary Charlson à la fin des années 80, est la synthèse des pathologies associées à une pathologie d'étude sous la forme d'un indice ou score pronostique, reflétant le risque de mortalité à 1 an [7]. L'élaboration d'une telle mesure synthétique nécessite une approche de modélisation prédictive : définir la liste des pathologies à considérer, estimer l'association de chaque pathologie avec l'évènement à prédire, ici la mortalité à 1 an, puis convertir les paramètres estimés en poids, permettant de calculer une valeur de score individuelle en fonction des pathologies présentes chez chaque individu. Ces indices peuvent servir comme variables de stratification d'une population en fonction du risque de mortalité ou comme variables d'ajustement dans un modèle, pour prendre en compte le biais de confusion lié aux comorbidités.

Une illustration de l'importance de considérer le pronostic initial des patients dans la comparaison de stratégies thérapeutiques est la controverse, dans les années 90, sur le traitement chirurgical du cancer de la prostate. En l'absence de prise en compte des comorbidités, la chirurgie par voie endoscopique semblait associée à une mortalité à 5 ans plus importante que la chirurgie par laparotomie. Cette différence disparaissait lorsque les analyses étaient ajustées sur les comorbidités des patients dans les groupes comparés. De plus, les conclusions de la comparaison des deux techniques dépendaient de la manière de mesurer les comorbidités : selon l'information issue des dossiers médicaux ou celle issue des résumés informatisés des séjours [8,9]. Nous reviendrons sur ce point dans la section sur les données médico-administratives.

A partir de la fin des années 90, les termes de « multimorbidité » ou « polypathologie » ont commencé à s'imposer pour désigner la présence simultanée de plusieurs pathologies chez le même individu, sans distinction entre pathologie index et comorbidités [10]. De même que la notion de comorbidité est liée au développement de l'épidémiologie quantitative, la notion de polypathologie s'est développée avec la place croissante des soins primaires et la complexification des situations cliniques rencontrées en médecine de ville. Par l'évolution démographique et le poids croissant des pathologies chroniques, la polypathologie devient une situation clinique de plus en plus fréquente en médecine générale et associée à des problématiques spécifiques qui justifient de la distinguer de la notion de comorbidités [11].

Pour l'élaboration des deux indices de morbidité que nous présentons dans le chapitre 1, nous appliquons des méthodes de modélisation prédictive en population générale, en adoptant une approche de mesure de la « polypathologie », sans considérer de pathologie index parmi les pathologies identifiées dans notre population d'étude.

1.3 Comparer la qualité des soins fournis par les professionnels ou les établissements de santé

Une autre application importante des méthodes de modélisation prédictive sont les études de comparaison de la performance des professionnels ou des établissements de santé, qui s'inscrivent dans le domaine de la mesure de la qualité des soins. Les exemples les plus fréquents concernent les soins hospitaliers. Le principe général est de définir un indicateur censé refléter la qualité des soins intrahospitaliers et d'estimer par un modèle prédictif le niveau attendu (la valeur prédite) de cet indicateur, sur une période donnée, en fonction de différents facteurs et en particulier des caractéristiques de la demande (la patientèle ou casemix de l'établissement). La performance de l'établissement sur la période considérée, habituellement une année, est alors mesurée à travers l'écart entre le niveau prédit et le niveau réellement observé de l'indicateur. Cette application de la modélisation prédictive fait partie des travaux sur l'ajustement au risque (Figure 1). De manière similaire au domaine de l'évaluation de l'efficacité thérapeutique évoqué plus haut, l'objectif de l'ajustement au risque est de rendre comparables les établissements évalués. Ainsi, la performance prédite pour chaque établissement est ajustée sur les caractéristiques de la demande pouvant faire varier le niveau de l'indicateur étudié et l'écart entre le niveau attendu et la valeur observée est imputée à une moindre qualité des soins.

Ce raisonnement est cependant régulièrement critiqué, en considérant que les deux hypothèses sur lesquelles il est fondé sont discutables. Il suppose d'une part que l'indicateur défini reflète directement la qualité des soins. D'autre part, la valeur de l'indicateur est considérée comme une fonction du casemix, de l'efficacité des traitements et de la qualité des soins (et d'une variation aléatoire), de telle sorte que si l'ajustement est de bonne qualité et que les facteurs liés au casemix sont correctement pris en compte, les écarts statistiquement significatifs entre la valeur prédite et la valeur observée sont nécessairement dus à une différence de qualité des soins. L'exemple le plus illustratif de ces controverses est l'utilisation de la mortalité intrahospitalière comme indicateur de la qualité des soins, pour comparer les performances des établissements. Dès 1863, dans les travaux de Florence Nightingale et William Farr, le taux de

mortalité dans les hôpitaux servait d'indicateur pour comparer les établissements à l'échelle nationale et aussi comme élément de discussion sur l'hétérogénéité des populations soignées dans chaque type d'établissement [12]. Plus récemment, dans un effort de suivre la qualité des soins hospitaliers pour les assurés de Medicare après l'instauration du système de financement prospectif des séjours, l'administration américaine a commencé en 1986 à publier des taux de mortalité intrahospitalière bruts et ajustés. Cependant, l'écart le plus important entre la mortalité attendue selon le modèle d'ajustement (22,5%) et la mortalité observée (87,6%) a été mesuré pour un établissement de soins palliatifs accueillant des personnes en fin de vie, ce qui soulignait l'insuffisance du modèle utilisé et le risque d'un ajustement incomplet [13]. La publication de ces taux de mortalité (qualifiés à l'époque de « death list » par les médias) a été interrompue en 1993. La capacité des modèles d'ajustement à estimer de manière valide des taux de mortalité attendus pour chaque établissement a continué à faire débat. En 2010, une étude comparant quatre méthodes d'ajustement au risque a montré que l'évaluation de la performance des établissements dépendait de la méthode utilisée : sur 28 hôpitaux avec des taux observés supérieurs aux taux prédits par une première méthode et classés comme peu performants, 12 avaient des taux observés inférieurs aux taux prédits et étaient classés parmi les hôpitaux performants par une deuxième méthode [14].

Malgré leurs limites méthodologiques, l'intention de ces travaux est de se servir des mesures de performance comme levier pour promouvoir la qualité des soins. La publication des résultats de performance peut servir à informer le choix des patients ou à stimuler l'émulation entre soignants et ces mesures permettent aussi de définir des incitations monétaires pour orienter les pratiques de soins. Nous évoquons cette utilisation des modèles d'ajustement au risque parce qu'elle est très répandue dans la littérature, mais nous n'allons pas l'explorer dans nos travaux. Pour la deuxième étude d'application, nous avons choisi d'illustrer l'apport des indices de morbidité dans l'élaboration de modèles de paiement prospectif des soins (Figure 1).

1.4 Définir des rémunérations prospectives des soins

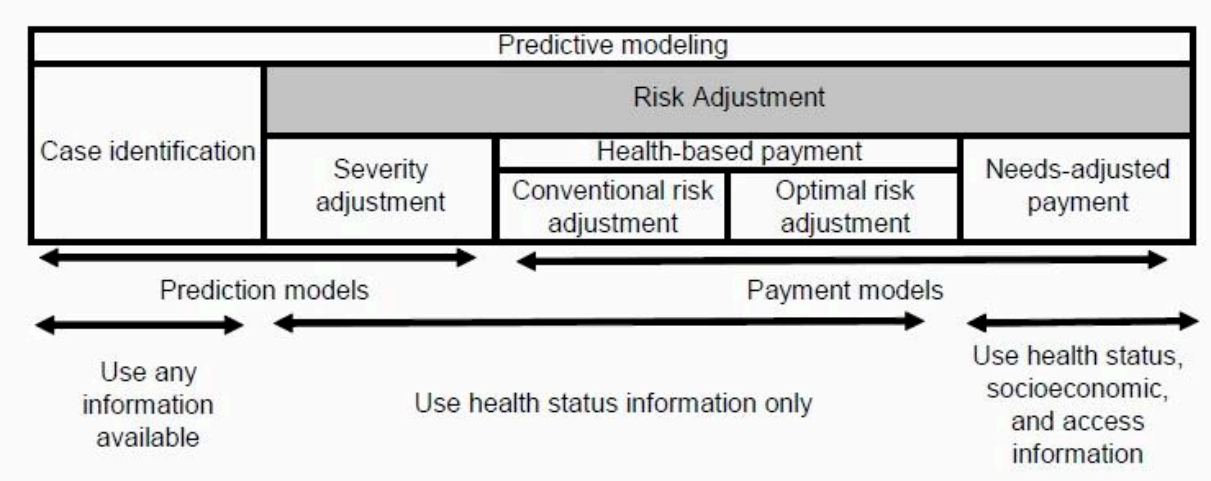
Parallèlement aux travaux de comparaison des établissements pour mesurer la qualité des soins, de nombreuses études se sont intéressées à la prédiction des dépenses individuelles de soins. L'objectif de ce type d'études, également inscrites dans le cadre de l'ajustement au risque (Figure 1), est d'estimer les dépenses associées à la prise en charge d'un groupe d'individus, pour une période donnée, en prenant en compte les déterminants du niveau de dépenses. Cette

estimation permet ensuite de définir de manière prospective les budgets à allouer pour la prise en charge des soins, en fonction des caractéristiques des individus concernés. Nous détaillons dans le chapitre 3 les incitations associées aux différents modes de rémunération, les enjeux de l'allocation prospective d'un budget pour la prise en charge des dépenses de soins et en donnons des exemples. Depuis l'introduction en 1983 par l'assureur public américain Medicare du paiement prospectif pour les soins hospitaliers, dans une volonté de contenir la croissance des dépenses, ce mode de paiement s'est largement diffusé. Pour les soins hospitaliers, il s'agit de fixer a priori le tarif correspondant à un type de séjour défini et de nombreux systèmes de santé ont adopté des tarifications des séjours équivalents à la tarification à l'activité existant en France. Des modes de paiements prospectifs de type capitation sont appliqués également à d'autres champs de soins hospitaliers ou ambulatoires. En France, l'orientation actuelle des pouvoirs publics est d'introduire une part prospective dans la rémunération des soins de ville, afin de diversifier les modes de paiement des professionnels de santé libéraux, en diminuant la part du paiement à l'acte. Dans le chapitre 3, nous quantifions l'apport de nos indices de morbidité dans la prédiction des dépenses de soins et nous illustrons les enjeux des paiements prospectifs de type capitation, en appliquant différents modèles de paiement à l'échelle territoriale.

On peut distinguer deux approches différentes pour prédire la consommation individuelle de ressources. La première consiste à définir des groupes exclusifs d'individus aux caractéristiques cliniques similaires et ayant une consommation de ressources comparable. C'est la logique de la classification des séjours hospitaliers en groupes homogènes de malades (GHM), où un tarif correspondant à la consommation attendue de ressources pendant la durée du séjour est défini a priori. Des systèmes de classification applicables à des populations ambulatoires, comme les Ambulatory Care Groups (ACG) ont également été développés [15]. Ainsi, chaque individu est classé, en fonction de ses caractéristiques, dans un seul groupe reflétant les dépenses de soins attendues sur une période donnée. La deuxième approche est de modéliser les dépenses en fonction des caractéristiques individuelles mesurées, par des équations de régression. Les dépenses attendues peuvent ainsi être estimées à partir des pathologies identifiées chez chaque individu [16]. Cette application de la modélisation prédictive est proche de la méthode d'élaboration d'indices synthétiques décrite plus haut, à la différence près que la variable à prédire n'est pas la mortalité à 1 an mais les dépenses de soins.

Les différentes applications des méthodes de modélisation prédictive que nous avons évoquées sont présentées dans la Figure 1. Cette typologie proposée par Ellis sert de cadre théorique pour nos travaux [17].

Figure 1. Typologie de différents domaines concernés par des méthodes de modélisation prédictive et terminologie utilisée



Source: Ellis RP. Risk adjustment in health care markets: concepts and applications. In: Lu, Mingshan, and Johnson, Egon, Paying for Health Care: New Ideas for a Changing Society 2008

Dans cette thèse, nous commençons par appliquer des méthodes de modélisation prédictive pour synthétiser l'information de morbidité disponible dans la cartographie en indices, par des méthodes de régression (Figure 1, « *severity adjustment* »). Puis nous utilisons les deux indices de morbidité comme mesures de l'état de santé, parmi d'autres prédicteurs, dans des modèles d'identification de populations à risque (Figure 1, « *case identification* ») puis dans des modèles de paiement prospectif (Figure 1, *« needs-adjusted payment »*). Nous détaillons les objectifs de nos travaux dans la section suivante.

2. Objectifs des travaux et plan du manuscrit

Le premier objectif de cette thèse est de proposer deux mesures synthétiques de morbidité adaptées au contexte français : l'indice MRMI (Mortality-Related Morbidity Index) prédictif de la mortalité à deux ans et l'indice ERMI (Expenditure-Related Morbidity Index) prédictif des dépenses de soins remboursées sur deux ans. Ces deux indices ont pour vocation d'être utilisés pour prendre en compte la sévérité de l'état de santé dans les travaux effectués sur les données du SNDS, en offrant la possibilité de choisir parmi les deux indices en fonction des objectifs d'une étude : MRMI lorsqu'il est plus adapté de considérer la sévérité en tant que risque de mortalité ou ERMI lorsqu'il est plus adapté de considérer la sévérité en tant qu'intensité du recours au système de santé. Le deuxième objectif de nos travaux est de montrer l'apport de ces indices par deux applications. En suivant la typologie des différents domaines où s'appliquent des approches de modélisation prédictive proposée par Ellis (Figure 1), nous utilisons les indices MRMI et ERMI pour l'identification de patients à risque et pour l'ajustement au risque.

Nous avons structuré le manuscrit en 4 chapitres : un chapitre de présentation des données et trois chapitres de présentation des études réalisées.

Dans le premier chapitre, nous exposons les caractéristiques des données médico-administratives et leur potentiel pour la modélisation prédictive, puis nous présentons les données françaises et en particulier la « Cartographie des pathologies et des dépenses » de l'Assurance Maladie que nous exploitons pour nos travaux.

Le chapitre 2 présente de manière détaillée le cadre méthodologique d'élaboration et de validation interne des indices MRMI et ERMI. Nous montrons la nécessité de proposer de nouveaux indices plutôt que d'utiliser les indices existants et l'intérêt d'élaborer deux indices différents. La performance des indices MRMI et ERMI est comparée à celle des versions les plus adaptées du score de Charlson.

Dans le chapitre 3, nous étudions le risque de réhospitalisation pour les patients atteints d'insuffisance cardiaque, en distinguant la sévérité globale de l'état de santé, mesurée à travers les indices MRMI et ERMI de la sévérité de l'insuffisance cardiaque, approchée par la notion de stabilité. Nous utilisons pour cela des méthodes adaptées à la prise en compte du risque

compétitif de décès. L'identification des patients insuffisants cardiaques les plus à risque de réhospitalisation pourrait permettre de cibler certains dispositifs de prévention secondaire, comme le programme d'aide au retour à domicile PRADO-IC proposé par l'Assurance Maladie.

Dans le chapitre 4, nous comparons différents modèles prédictifs afin de quantifier l'apport des indices MRMI et ERMI dans la prédiction des dépenses individuelles de soins, aussi bien en population générale que parmi les patients atteints d'insuffisance cardiaque. Nous évaluons les implications de l'utilisation de tels modèles pour définir des paiements prospectifs à l'échelle territoriale. Les enseignements de cette étude d'application pourraient informer les expérimentations actuelles de nouveaux modes de rémunération prospective des professionnels de santé, pilotées en partie par l'Assurance Maladie.

La modélisation des dépenses est un enjeu méthodologique pour l'élaboration d'un des deux indices de morbidité présentés dans le chapitre 1 et aussi pour l'utilisation des indices comme prédicteurs dans les modèles de paiement des soins, dans le chapitre 3. Nous avons choisi de présenter les enjeux liés à la modélisation des dépenses et notre approche méthodologique dans une section spécifique, placée en Annexe. Dans les paragraphes décrivant les méthodes des chapitres 1 et 3 nous mentionnons donc simplement les résultats de cette approche et les modèles utilisés.

Point de terminologie

On retrouve dans la littérature différents termes pour désigner les facteurs pris en compte dans une étude de modélisation prédictive : « variables explicatives », « prédicteurs » ou encore « facteurs d'ajustement sur le risque ». Ces termes sont équivalents et nous les employons tous les trois dans la suite du manuscrit.

Si on considère l'équation de régression linéaire (1) et l'équation de régression logistique (2), ils correspondent à des manières différentes de désigner les variables X. Les notations des équations (1') et (2') désignent l'estimation de l'effet de chaque variable X sur la valeur de Y (coefficients $\hat{\beta}$) et l'estimation de la valeur prédite de Y pour l'individu i ($\hat{y}_i$).

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + u_i \quad (1) \qquad \text{logit}\,(\mathrm{P}(y_i = 1)) = \ln\left(\frac{P(y_i=1)}{1-P(y_i=1)}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_i + u_i \quad (2)$$

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_i \quad (1') \qquad \hat{p}_{(y_i=1)} = \frac{e^{(\hat{\beta}_0+\hat{\beta}_1 X_1+\hat{\beta}_2 X_2+\cdots+\hat{\beta}_k X_k)}}{1+e^{(\hat{\beta}_0+\hat{\beta}_1 X_1+\hat{\beta}_2 X_2+\cdots+\hat{\beta}_k X_k)}} \quad (2')$$

La désignation la plus générale est celle de variable explicative, qui oppose la partie gauche de l'équation contenant la variable à expliquer, ou dépendante, ou endogène à la partie droite, contenant les variables explicatives, ou indépendantes, ou exogènes.

Le terme de prédicteur fait allusion au cadre de modélisation prédictive, qui suppose que l'on s'intéresse davantage, pour un même modèle, à l'estimation de la valeur prédite $\hat{y}_i$ qu'à l'estimation de l'effet $\hat{\beta}_1$ d'une variable explicative sur la variable à expliquer. C'est le terme que nous employons le plus souvent dans les chapitres 1 et 2.

Enfin, le terme d'ajustement au risque fait référence à l'objectif du modèle et à l'utilisation de ses résultats, par exemple pour ajuster un paiement prospectif au risque de dépenses, comme dans le chapitre 3.

Chapitre 1. Les données médico-administratives et la « cartographie des pathologies et des dépenses » de l'Assurance Maladie

1. L'utilisation des données médico-administratives à des fins de recherche ou d'aide à la décision

Les données qualifiées de médico-administratives consistent en l'information liée au fonctionnement du système de santé qui est recueillie en routine. Elles ont comme objectif le suivi du recours aux soins et de l'activité médicale, essentiellement à des fins de remboursement des patients ou de rémunération des soignants et des établissements de santé et ne sont donc pas produites spécifiquement à des fins de recherche. Dans la plupart des contextes, il s'agit de données d'activité hospitalière ou de données d'assurance santé publique ou privée [12].

1.1 Des données indissociables des caractéristiques du système de santé et de sa régulation

Une étude souvent citée comme un des premiers travaux basés sur des données médico-administratives est l'étude publiée par Wennberg en 1973 sur les variations territoriales de recours aux soins hospitaliers. Après avoir défini pour l'état du Vermont au Nord-Est des États-Unis des territoires desservis chacun par un établissement hospitalier, plusieurs indicateurs de recours, de dépenses et de structure de l'offre intrahospitalière ont été comparés entre ces territoires. Ces indicateurs ajustés sur l'âge ont aussi été mis en regard des taux de mortalité locaux [18]. Les auteurs soulignaient l'importance de mesurer le recours, les pratiques médicales et d'évaluer l'adéquation entre l'offre et les besoins de soins d'une population pour informer la régulation du système de soins et l'allocation des ressources. La principale caractéristique des données mise en avant était alors leur caractère populationnel. Avec cette étude, Wennberg a initié une série de travaux sur les variations des pratiques médicales, qui se sont étendus à l'ensemble du territoire nord-américain et à différents champs et qui font depuis 1996 l'objet de publications régulières par l'institut de Dartmouth dont il est le fondateur. D'autres travaux ont été effectués aussi dès les années 70 au Canada, au sein d'institutions régionales dans les provinces de Manitoba ou de Colombie-Britannique [19].

Le véritable essor cependant des données médico-administratives est lié à leur utilisation comme outil de régulation du système de santé. Le contenu des données reflète ainsi les principales évolutions des systèmes de santé et en particulier des modalités de financement des soins. Un exemple illustratif du lien entre évolution des données et enjeux de financement du système est celui de l'assurance publique Medicare. Malgré les particularités du système de santé des États-Unis par rapport aux systèmes européens et français, les évolutions initiées par Medicare ont très souvent servi d'exemple et ont été diffusées à la plupart des systèmes des pays développés. Mise en place en 1965 pour couvrir les dépenses de soins des personnes âgées de 65 ans et plus (conjointement avec Medicaid qui couvre les dépenses des personnes aux revenus les plus faibles), Medicare s'est étendu à d'autres populations en 1972 et représente l'assurance publique nationale dans un contexte nord-américain de concurrence entre assureurs privés. La volonté de contenir la croissance des dépenses publiques affectées à Medicare, tout en préservant la qualité des soins, a entraîné des réformes du mode de financement des soins, qui ont été accompagnées à chaque fois d'un enrichissement des données médico-administratives de Medicare : mise en place en 1983 de la tarification à l'activité des soins hospitaliers (grâce au système de classification des séjours selon les Diagnosis-Related Groups, DRGs, ancêtres des Groupes Homogènes de Malades, GHMs français), définition de tarifs opposables pour les soins effectués par les médecins libéraux en ville en 1989, mise en place à partir de 1997 de paiements prospectifs par capitation pour d'autres champs comme les soins de suite ou les soins à domicile [12,20]. Grâce à l'enrichissement de leur contenu et par leur caractère national, les données de Medicare sont la principale source utilisée aussi bien par les agences publiques pour évaluer la qualité et la pertinence des soins (Agency for Healthcare Research and Quality) que par les instituts de recherche pour étudier par exemple les variations des pratiques médicales (Atlas publiés par l'institut Darthmouth).

L'exemple allemand montre aussi que l'exploitation des données médico-administratives à des fins de recherche est indissociable des évolutions dans la régulation du système de soins et de l'enrichissement des données qui en résulte. Alors que le cadre juridique permettant l'enregistrement de données par les caisses d'assurance maladie et leur utilisation à des fins d'évaluation existait depuis 1988, les données concernaient jusqu'aux années 2000 surtout la consommation médicamenteuse et contenaient peu d'informations médicales. A partir de 2004, les médecins libéraux ont eu l'obligation de transmettre aux caisses des données médicales et à partir de 2005 une classification de type DRGs a été mise en place pour suivre l'activité hospitalière. Le nombre de travaux basés sur les données médico-administratives allemandes

est passé d'une dizaine par an entre 2000 et 2004 à environ 50 pour l'année 2012 et à plus de 80 en 2014 [21]. La multiplicité des caisses d'assurance maladie obligatoire par contre, dans un système où l'affiliation est liée à la profession et à la région de résidence, est une limite pour la représentativité des travaux basés sur ces données et pour la conduite d'études à l'échelle nationale.

1.2 Le contexte français : la constitution du Système National d'Information Inter-Régimes de l'Assurance Maladie (SNIIRAM) et le passage au Système National des Données de Santé (SNDS)

Les données françaises sont considérées parmi les plus riches et exhaustives à l'échelle internationale : elles comportent de l'information individuelle sur les soins aussi bien hospitaliers qu'ambulatoires, pour une très grande partie de la population, à l'échelle nationale et avec un suivi longitudinal sur plusieurs années [22,23]. Elles reflètent également les particularités du système de santé français et se sont enrichies au fur et à mesure de leur utilisation comme outil de régulation.

On peut distinguer schématiquement trois périodes : la mise en place des systèmes d'information d'assurance maladie et leur enrichissement progressif entre les années 70 et 2000, jusqu'à la constitution du SNIIRAM ; l'utilisation croissante de ces données à des fins de recherche ou d'évaluation, qui a permis de mettre en avant leur potentiel et d'augmenter leur visibilité ; les demandes répétées depuis le début des années 2010 pour favoriser l'exploitation et faciliter l'accès aux données, qui ont abouti à la constitution du SNDS. Cette évolution s'est accompagnée aussi de changements dans le statut juridique des données qui sont passées de données « médico-administratives » servant à la régulation du système de santé, conformément au code de la sécurité sociale, à des données « de santé », aux finalités élargies, conformément au code de la santé publique. Le contenu du SNIIRAM et du SNDS est présenté dans la Figure 2 et les finalités assignées par les textes juridiques aux données sont présentées dans l'encadré pages 37-38. Nous présentons les principales étapes de ces trois périodes dans la Figure 3.

Le principe d'enregistrer et de suivre l'activité médicale en ville a été acté dans la 1ère convention signée entre les médecins et les caisses d'assurance maladie en 1971 et des systèmes d'information propres aux différents régimes ont commencé à être déployés à partir de 1973. À l'image de l'organisation du système de santé, plusieurs systèmes d'information différents se sont développés parallèlement, selon les différents régimes d'assurance maladie et selon leur

finalité : rémunérer les professionnels de santé ou rembourser les soins aux affiliés [24,25]. Deux tendances ont contribué à l'évolution de ces systèmes vers la constitution du SNIIRAM : la mise en place d'une « maitrise médicalisée » des dépenses de santé et « l'universalisation » de la couverture assurantielle à toute personne résidant en France, indépendamment de son statut de travailleur. La politique de maîtrise médicalisée de l'évolution des dépenses de santé a été initiée par la loi de 1993 dite « loi Teulade », avec le codage systématique des actes et prestations effectués par les médecins et des pathologies, puis consacrée par l'instauration des lois annuelles de financement de la sécurité sociale (LFSS) et la création de l'Objectif National des Dépenses de l'Assurance Maladie (ONDAM) en 1996 avec les ordonnances dites « ordonnances Juppé ». La volonté des pouvoirs publics était le passage de l'assurance maladie de « payeur aveugle » à « acheteur éclairé » selon une formule consacrée [24,26]. Cette politique a entraîné la médicalisation des systèmes d'information qui constitue un des attraits de leur utilisation à des fins de recherche ou d'aide à la décision. Pour répondre aux besoins de maitrise des dépenses à l'échelle nationale et pour tous les champs de soins, la LFSS pour 1999 a créé le SNIIRAM, en fusionnant les systèmes d'information existants, en rendant obligatoire la transmission des données par tous les régimes et en centralisant la gestion de ces données. Par ailleurs, la création de la couverture maladie universelle en 1999 a rendu l'information disponible quasiment exhaustive de la population, ce qui représente un autre avantage majeur des données françaises.

Un entrepôt national des données d'assurance maladie a été mis en place en 2003 et n'a cessé d'évoluer et de s'enrichir depuis. Un des principaux facteurs qui ont favorisé l'exploitation des données du SNIIRAM est la mise à disposition en 2005 de l'Échantillon Généraliste des Bénéficiaires (EGB). Il s'agit d'un échantillon prospectif permanent constitué par tirage aléatoire au 1/97e de la population protégée par l'Assurance Maladie, à partir du numéro de sécurité sociale (NIR, numéro d'inscription au répertoire des personnes physiques) qui est un identifiant pérenne pendant toute la vie des individus. Il présente trois avantages majeurs par rapport aux autres données contenues dans le SNIIRAM : en tant qu'échantillon de la population d'affiliés il contient de l'information aussi bien sur les personnes ayant bénéficié d'un remboursement (qualifiés de « consommants ») que sur les assurés n'ayant pas recouru aux soins (qualifiés de « non consommants ») ; un identifiant individuel unique a été

spécifiquement créé pour l'EGB, ce qui simplifie l'exploitation des données[1] ; enfin, les données sont conservées et accessibles pour une durée de 20 ans, plus longue que pour les autres données du SNIIRAM[2]. L'utilisation des données du SNIIRAM s'est encore développée avec le chaînage des données de remboursement aux données hospitalières du Programme de Médicalisation des Systèmes d'Information (PMSI) à partir de 2007. La disponibilité des données du PMSI permettait désormais de mesurer le recours de l'ensemble des assurés sociaux, à l'échelle nationale, aussi bien aux soins de ville qu'aux soins hospitaliers. Le nombre de publications sur les données de l'assurance maladie est ainsi passé d'une centaine entre 1996 et 2008 [27] à plus de 300 entre 2007 et 2016 et dépasse actuellement les 50 articles par an [28]. L'accès aux données et le recul historique accessible sont réglementés et soumis à une habilitation avec formation préalable.

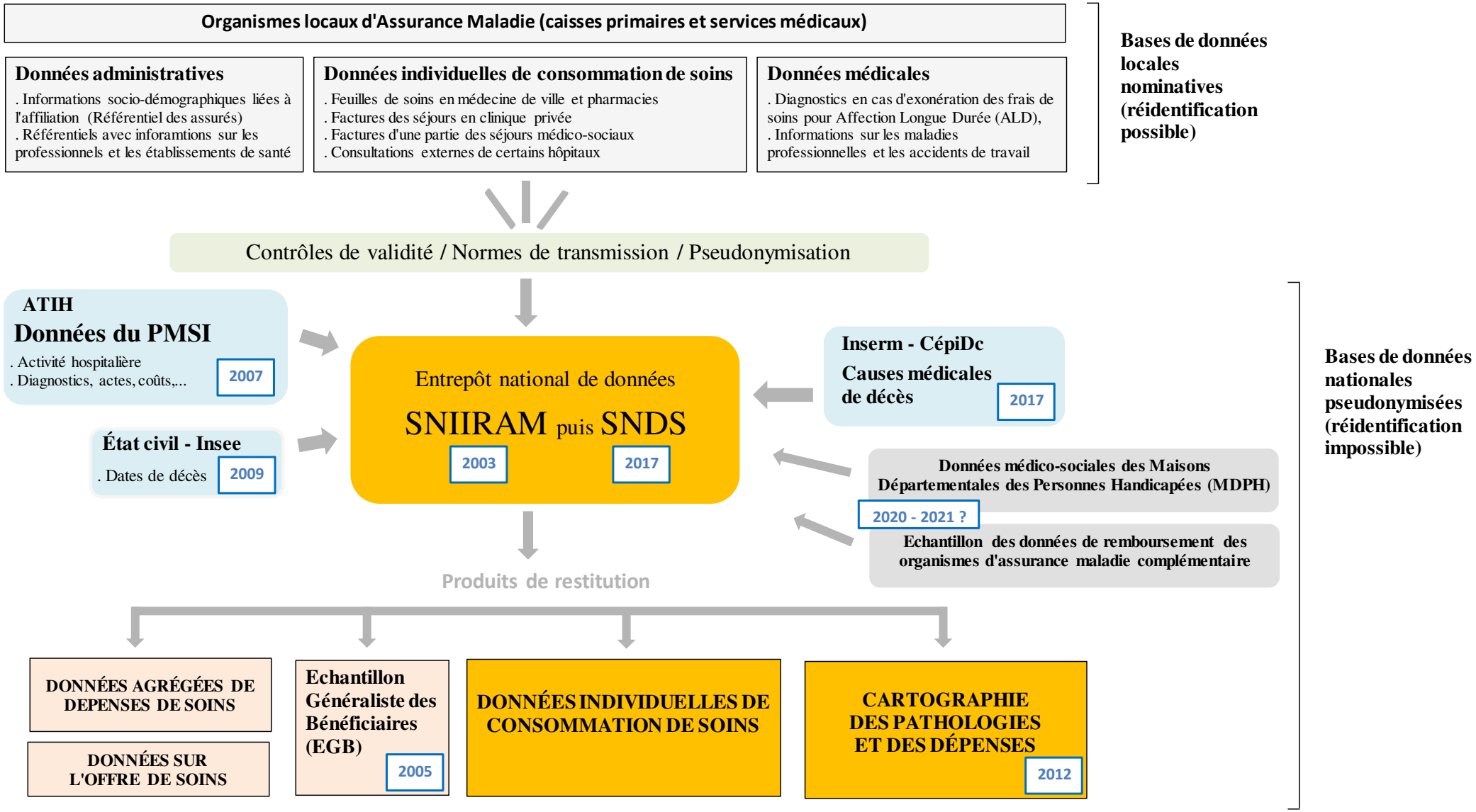
L'exploitation croissante des données médico-administratives françaises a favorisé la prise de conscience de leur grande richesse et du potentiel qu'elles représentaient pour la recherche et pour l'aide à la décision. De nombreux rapports, élaborés aussi bien par le milieu académique que par des institutions politiques (Figure 3), ont régulièrement plaidé pour la facilitation de l'accès aux données, une mise à jour de leur gouvernance et pour leur utilisation encore plus systématique de ces données à des fins de santé publique. Avec la loi de modernisation du système de santé de janvier 2016 et ses décrets d'application, le SNIIRAM a été intégré au Système National des Données de Santé (SNDS). Le SNDS rassemble les données du SNIIRAM, du PMSI, les données issues des certificats médicaux de décès (gérées par le Centre d'épidémiologie sur les causes médicales de décès, CépiDc-Inserm) et s'enrichira à terme des données médico-sociales issues des Maisons Départementales des Personnes Handicapées (MDPH) et d'un échantillon représentatif des données de remboursement des organismes d'assurance maladie complémentaire (Figure 2). Ses finalités ont été élargies (encadré pages 37-38). Le statut de données personnelles de santé de l'information contenue dans le SNDS a nécessité de nombreuses dispositions juridiques relatives à la sécurité et à la transparence de la mise à disposition des données, aux conditions d'accès et à la protection des libertés et droits fondamentaux des personnes concernées, notamment pour préserver le caractère pseudonymisé, sans possibilité de ré-identification. La gestion des demandes d'accès a par ailleurs été

[1] Dans les données du SNIIRAM, un même individu est potentiellement lié à plusieurs identifiants, en fonction de sons statut d'ouvreur de droits ou d'ayant-droit au moment du remboursement dont il bénéficie. Nous revenons sur cette limite des données dans le chapitre suivant.

[2] Ces trois caractéristiques sont progressivement étendues à l'ensemble des données du SNIIRAM. La durée de conservation des données de 20 ans reste toutefois encore le délai le plus long autorisé par les textes de loi.

centralisée au sein de l'Institut National des Données de Santé (INDS). Chaque utilisateur est aussi soumis à des exigences éthiques dans l'exploitation des données. Ses évolutions juridiques ont été reprises dans la loi relative à l'organisation et à la transformation du système de santé de juillet 2019, qui a également instauré un groupement d'intérêt public dénommé "Plateforme des données de santé" (Health Data Hub), remplaçant l'INDS, pour contribuer à la gestion du SNDS et dont les détails, à la fin de l'année 2019, sont toujours en cours de définition.

Figure 2. Schématisation de l'alimentation et de la restitution des données du Système National des Données de Santé (SNDS)



Les finalités assignées au SNIIRAM et au SNDS par les textes juridiques

Le SNIIRAM a été créé par la loi de financement de la sécurité sociale pour 1999 du 23 décembre 1998. Les données qui le constituent ont le statut de données médico-administratives et les finalités de leurs traitements sont inscrites au code de la Sécurité Sociale. Ces finalités ont été complétées par les textes successifs au fil des évolutions des données et du système de santé.

Le SNDS a été créé par l'article 193 de la loi du 26 janvier 2016 de modernisation du système de santé. Les données qui le constituent ont le statut de données personnelles de santé et les finalités de leurs traitements sont inscrites au code de la Santé Publique. Ces finalités intègrent celles du SNIIRAM et sont enrichies par de nouvelles dispositions.

Les finalités assignées au SNIIRAM sont de :

• Contribuer à la connaissance des dépenses de l'ensemble des régimes d'assurance maladie

• Assurer la transmission aux prestataires de soins d'informations pertinentes relatives à leur activité

• Contribuer à l'amélioration de la qualité des soins par la comparaison des pratiques aux référentiels *(ajouté après l'avis du 18 octobre 2001 de la Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés)*

• Contribuer à la définition, la mise en œuvre et l'évaluation des politiques de santé publique *(finalité inscrite dans la loi du 9 août 2004 relative à la politique de santé publique)*

• Contribuer au SNDS *(finalité inscrite dans la loi du 26 janvier 2016 de modernisation du système de santé)*.

Les finalités assignées au SNDS sont de :

• Contribuer à l'information sur la santé, l'offre de soins, la prise en charge médico-sociale et leur qualité

• Contribuer à la définition, mise en œuvre et évaluation des politiques de santé publique

• Contribuer à la connaissance des dépenses de santé de l'assurance maladie et des dépenses médico-sociales

• Contribuer à l'information des professionnels, des structures et des établissements de santé ou médico-sociaux sur leur activité

• Contribuer à la surveillance, la veille et la sécurité sanitaire

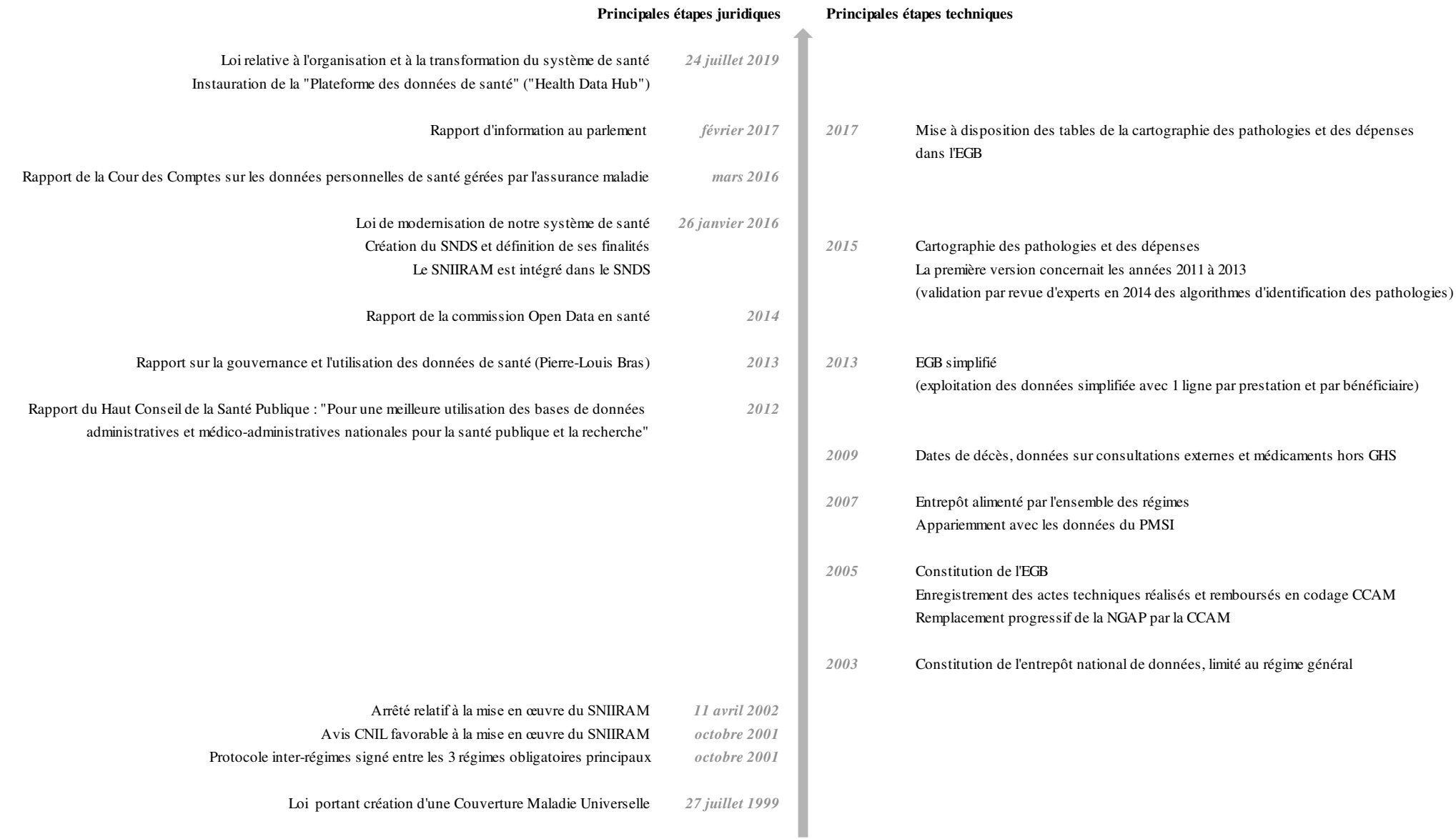
• Contribuer à la recherche, aux études, à l'évaluation et à l'innovation dans les domaines de la santé et de la prise en charge médico-sociale.

Deux finalités sont interdites :

• La promotion des produits de santé auprès des professionnels ou établissements de santé

• L'exclusion de garanties ou les modifications de cotisations ou de primes des contrats d'assurance d'un individu.

Figure 3. Frise chronologique des principales étapes juridiques et techniques dans la constitution du SNIIRAM puis du SNDS



Principales étapes juridiques		Principales étapes techniques	
Loi de financement de la sécurité sociale pour 1999 Instauration du SNIIRAM avec un objectif d'exhaustivité des régimes et des dépenses	*23 décembre 1998*		
		1997	Enregistrement des médicaments, des actes de biologie et des produits de santé prescrits et remboursés
Ordonnances portant réforme de l'hospitalisation publique et privée (dites ordonnances "Juppé") Contrôle parlementaire sur les dépenses d'assurance maladie avec l'instauration de l'ONDAM, mise en place de la carte SESAM-VITALE	*24 avril 1996*		
Loi constitutionnelle instaurant les LFSS annuelles Droit de regard du Parlement sur l'équilibre financier de la sécurité sociale Objectif de maîtrise des dépenses sociales et de santé	*22 février 1996*		
Livre blanc sur le système de santé et d'assurance maladie : constat du statut de "payeur aveugle" par manque d'outils de mesure, de suivi et de régulation de l'activité médicale	*1994*		
Loi relative aux relations entre les professionnels de santé et l'assurance maladie (dite loi "Teulade") Traitement automatisé des codes des actes médicaux, des prescriptions et des pathologies par les caisses	*4 janvier 1993*		
Loi portant réforme hospitalière Transmission à l'assurance maladie des informations relatives à l'activité des établissements Instauration du PMSI comme outil de planification de l'offre de soins hospitaliers	*31 juillet 1991*		
		1986-1989	Première version des GHM, déploiement à titre expérimental puis généralisation du PMSI
Arrêté autorisant l'informatisation des résumés de sortie hospitaliers	*3 octobre 1985*	*1985*	Système d'information des services médicaux des caisses, pour la gestion des ALD, déployé à titre expérimental (sera généralisé en 1995)
		1973	SNIR "professionnels de santé" déployé à titre expérimental
Arrêté relatif à la mise en œuvre de la NGAP Permet l'enregistrement des actes et prestations remboursées par l'assurance maladie	*27 mars 1972*		
1ère convention nationale entre les caisses d'assurance maladie et les médecins libéraux Permet l'enregistrement et le suivi de l'activité et des prescriptions médicales	*28 octobre 1971*		

Note et légende des sigles : Pour les textes cités, uniquement les dispositifs relatifs à la constitution des systèmes d'information sont mentionnés, ces textes couvrant par ailleurs de nombreux autres domaines.
NGAP : Nomenclature Générale des Actes Professionnels ; SNIR : Système National Inter Régimes ; GHM : Groupes Homogènes de Malades ; PMSI : Programme de Médicalisation des Systèmes d'Information ; SNIIRAM : Système National d'Information Inter Régimes de l'Assurance Maladie ; ONDAM : Objectif National de Dépenses de l'Assurance Maladie ; LFSS : loi de Financement de la Sécurité Sociale ; CNIL : Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés ; CCAM : Classification Commune des Actes Médicaux ; EGB : Echantillon Généraliste des Bénéficiaires ; GHS : Groupe Homogène de Séjour

1.3 Les principales caractéristiques des données médico-administratives et les implications de leur utilisation

Lorsqu'elles sont utilisées pour la recherche ou l'aide à la décision, les données médico-administratives sont donc considérées comme des données « secondaires », puisqu'elles sont initialement recueillies à des fins de gestion administrative des remboursements. Leur utilisation comme outil de régulation du système de santé a contribué à leur enrichissement et à l'augmentation considérable de leur utilisation. Ces données présentent de nombreux avantages, mais il est important néanmoins de connaître leurs particularités, notamment par rapport aux données issues d'enquêtes populationnelles, afin d'évaluer leur validité et de les exploiter au mieux. Nous présentons une synthèse des principales caractéristiques des données médico-administratives et de leurs implications, telles qu'elles ont été décrites dans la littérature française et internationale [26,28–36]. Cette présentation est non exhaustive. Pour une discussion plus détaillée spécifiquement centrée sur les données du SNDS et illustrée d'exemples de travaux, le lecteur peut se référer aux articles récents de Moulis et de ses collaborateurs du Centre Hospitalo-Universitaire de Toulouse [33] ou de Tuppin et de ses collaborateurs de la direction de la stratégie, des études et des statistiques de l'Assurance Maladie [28].

• Le recueil des informations est systématique lors d'un contact avec le système de santé pour assurer le remboursement individuel des dépenses liées aux soins et s'effectue à l'initiative des individus plutôt qu'à l'initiative des enquêteurs ou des chercheurs.

Le principal avantage est la disponibilité de données individuelles longitudinales produites en routine de manière prospective, structurées et codées de manière standardisée, accessibles plus rapidement et à moindre coût que des données issues d'enquêtes en population. Le suivi individuel peut potentiellement s'effectuer sur plusieurs années et l'utilisation de nomenclatures permet des comparaisons temporelles ou internationales. Par rapport aux données déclaratives d'enquête, les informations ne sont pas soumises au biais de mémoire, ni au biais de non-réponse. De plus, dans un système avec une couverture nationale universelle comme en France, la perte de vue est minime et n'est a priori pas liée à l'exposition ou à l'évènement étudiés.

La production des données est par contre soumise à une triple condition : l'individu doit avoir recours au système de soins, l'activité des soignants doit être codée et les soins reçus doivent faire l'objet d'un remboursement. En conséquence, il n'y a pas de données disponibles sur les

populations qui n'ont pas recours ou pas accès aux soins, sur les processus diagnostiques ou de soins qui n'ont pas donné lieu à un codage et sur l'activité non soumise à remboursement comme l'automédication par exemple. De plus, l'enregistrement de pathologies exonérant des dépenses de soins (Affections Longue Durée, ALD) peut aussi être moins systématique pour des personnes bénéficiant déjà d'une exonération des dépenses au titre d'une autre ALD ou d'un dispositif différent. Contrairement aux données d'enquête, l'information à recueillir n'est pas définie en fonction d'un objectif d'étude précis et la qualité des données ne dépend pas des enquêteurs. Ainsi, la prise en compte des facteurs de confusion peut être insuffisante (pas d'information sur le statut tabagique par exemple) et il faut réfléchir à des mesures indirectes (des « proxies »). Par ailleurs, très peu de données d'ordre socioéconomique sont disponibles[3].

• L'utilisation des données médico-administratives a été étendue à la régulation et au financement du système de soins.

Le champ couvert par les données n'a cessé de s'étendre : d'une part vers l'ensemble des actes réalisés en ville avec la mise en place de la Classification Commune des Actes Médicaux (CCAM) et d'autre part vers l'ensemble de l'activité hospitalière avec la mise en place et la diffusion complète de la tarification à l'activité (T2A) pour les soins hospitaliers, qui a incité à la qualité et l'exhaustivité du codage. L'existence d'identifiants uniques et la possibilité de chaîner l'ensemble des données relatives à un même individu ont facilité le suivi individuel et l'étude plus complète des parcours de soins.

L'utilisation du codage comme outil de régulation et le conditionnement du financement des soins au codage de l'activité, introduit pour les soins hospitaliers avec la T2A, sont aussi une source potentielle de biais. Les codes sont soumis aux évolutions réglementaires et aux consignes annuelles qui peuvent introduire des ruptures dans la mesure des diagnostics ou des actes. Par ailleurs, le lien entre financement et codage peut entraîner un biais vers le codage plus exhaustif des pathologies liées aux tarifs les plus élevés ou constituer une incitation à adopter des comportements stratégiques de surévaluation de la gravité des situations cliniques. Il est aussi possible que la qualité ou l'exhaustivité du codage soient inégales pour les champs actuellement non soumis à la T2A comme la psychiatrie ou les soins de suite par exemple.

[3] Les seules informations disponibles sont le fait de bénéficier d'une assurance complémentaire au titre de la couverture maladie universelle ou de l'aide à la complémentaire santé, qui sont des dispositifs soumis à des conditions de revenu et le niveau de défavorisation de la commune de résidence. Nous décrivons ces variables dans la partie méthodes du chapitre 4 (pages 128 à 130).

• Les données sont représentatives d'une population bien définie.

Par construction, l'information recueillie couvre l'ensemble d'une population d'affiliés à une assurance santé, ce qui dans les systèmes avec une assurance publique obligatoire et universelle correspond à l'ensemble quasiment de la population nationale : le biais de sélection est ainsi minimisé, ou peut être évalué lorsqu'il existe. Ceci permet d'avoir de l'information sur certaines populations plus difficiles à atteindre par des enquêtes en population ou habituellement exclues des essais contrôlés, comme par exemple les personnes âgées polypathologiques, les enfants, des populations défavorisées ou institutionnalisées.

A l'inverse, lorsque la couverture concerne une population restreinte comme les personnes âgées de 65 ans ou plus, les clients d'une assurance privée ou les résidents d'une région, les résultats peuvent ne pas être généralisables à l'ensemble d'une population cible. Une autre difficulté est le caractère évolutif et mouvant de la population couverte, en fonction des périodes d'affiliation. Même dans un système avec une assurance publique comme en France, la disponibilité et l'exhaustivité des données pour certains régimes et certaines mutuelles dépendent de la période d'étude.

• Les effectifs sont généralement très élevés et les bases de données volumineuses.

Le nombre très élevé d'observations rend possible l'étude de strates précises de la population (selon l'âge, le sexe ou le lieu de résidence par exemple) et de pathologies ou d'évènements très peu fréquents. La puissance statistique associée au nombre élevé d'observations et la plus forte probabilité d'occurrence des évènements d'intérêt permettent de mettre en évidence des associations qui n'auraient pas été statistiquement significatives dans des populations d'étude plus petites.

Lorsque la puissance statistique et la précision des estimations sont trop importantes, les associations étudiées sont systématiquement significatives aux seuils habituels et il faut choisir d'autres critères comme la taille de l'effet et les implications cliniques pour interpréter les résultats. Le choix entre différentes spécifications ou différents modèles ne peut pas non plus être basé sur les critères habituels d'adéquation aux données, puisque des écarts minimes entraînent le rejet systématique de l'hypothèse nulle d'adéquation du modèle aux données.

• L'architecture complexe des bases et le manque de certaines informations médicales reflètent le caractère « secondaire » des données, initialement non conçues à des fins de recherche mais de remboursement

Pour éviter des erreurs de mesure ou de classification compromettant la validité des résultats, il est nécessaire d'associer à chaque étude des personnes avec une expertise importante des données. Il y a par exemple un risque de doubles mesures lorsqu'il existe plusieurs identifiants pour une même personne[4] et inversement la possibilité d'identifiants identiques pour des personnes différentes[5]. Le contenu médical est limité aux diagnostics et aux actes et peut parfois être insuffisant : il n'y a pas d'information sur l'examen clinique et pas de marqueurs de sévérité des pathologies (la fraction d'éjection pour les patients insuffisants cardiaques ou le stade tumoral pour les patients atteints de cancers par exemple), ni de données sur les limitations fonctionnelles et les incapacités qui doivent être approchées indirectement avec des proxies définis par les résultats d'examens paracliniques. Aussi, les soins et médicaments reçus pendant un séjour hospitalier qui sont inclus dans la valorisation d'un séjour ne sont pas disponibles.

1.4 Validité de la mesure de l'état de santé à travers les données médico-administratives

L'utilisation des données médico-administratives comme outil de financement des soins a été à l'origine de nombreuses études sur la validité de l'information diagnostique contenue. Mettre en place des études de validation avec retour au dossier médical nécessite une organisation complexe et coûteuse et beaucoup de travaux sont d'initiative institutionnelle. La comparaison des données de Medicare avec l'information contenue dans les dossiers médicaux montrait initialement un nombre non négligeable d'erreurs de codage, le plus souvent en faveur d'une surestimation des ressources consommées par les hôpitaux ; mais le taux d'erreurs a diminué assez rapidement (passage de 20,8% en 1985 à 14,7% en 1988) avec en moyenne autant d'erreurs en faveur des hôpitaux que d'erreurs en défaveur [37]. En France, depuis l'introduction de la T2A, des audits réguliers ont pour but de vérifier la conformité du codage à l'information présente dans les dossiers médicaux. Les trois quarts des hôpitaux ont ainsi été contrôlés au moins une fois entre 2006 et 2009 [38].

[4] Chaque identifiant est lié à un seul assuré (ouvreur de droits) mais il est possible que le même individu ait plusieurs identifiants s'il passe du statut d'ayant-droit (l'assuré est un des parents) au statut d'assuré (lors de l'affiliation à un régime étudiant ou professionnel) ou vice-versa (lors d'une période d'inactivité avec possibilité d'être l'ayant-droit de son conjoint ou de sa conjointe).

[5] La distinction entre les identifiants de jumeaux n'est pas toujours faite lors des soins hospitaliers.

Les études s'intéressant aux propriétés métrologiques des données pour l'identification de pathologies précises concernent aussi le plus souvent les données hospitalières américaines, codées selon la CIM-9 [30]. Les résultats varient en fonction de la pathologie étudiée, mais convergent vers la conclusion que les données médico-administratives ont une très bonne spécificité (le nombre de « faux positifs » - pathologies identifiées à tort chez des personnes non atteintes - est faible) et une sensibilité moins bonne et variable (le nombre de « faux négatifs » - pathologies non identifiées chez des personnes atteintes - est plus élevé) [39,40]. Il existe un arbitrage entre sensibilité et spécificité et la propriété à privilégier dépend de l'objectif de la mesure. Par exemple, si une étude s'intéresse à l'effet de différents facteurs sur une pathologie, considérée alors comme un résultat, la sensibilité de l'identification de cette pathologie est importante ; si une étude s'intéresse à l'effet d'une pathologie sur un autre résultat, la pathologie est considérée alors comme une exposition et la propriété à privilégier est plutôt la valeur prédictive[6] [41]. Une manière de maximiser les propriétés intrinsèques d'un outil de mesure est la définition d'algorithmes, établissant des règles précises d'identification en combinant parfois les sources de données. Cette approche permet d'identifier des pathologies de manière valide, avec une sensibilité et une spécificité satisfaisantes [42]. Un autre facteur potentiel d'amélioration de l'identification de pathologies est le recul historique des algorithmes d'identification : plus la période sur laquelle les diagnostics sont recherchés est longue (par exemple 5 ans plutôt que 1 an), plus la performance des modèles utilisant ces pathologies est bonne [43].

La définition d'algorithmes a été l'approche adoptée par l'Assurance Maladie pour élaborer l'outil de « cartographie », que nous présentons dans le paragraphe suivant.

[6] Les valeurs prédictives positive et négative dépendent de la sensibilité et spécificité, propriétés intrinsèques de l'outil de mesure, mais aussi de la prévalence de la pathologie dans la population étudiée [41].

2. La cartographie des pathologies et des dépenses de l'Assurance Maladie

La cartographie des pathologies et des dépenses est un outil élaboré par la Direction de la Stratégie, des Etudes et des Statistiques de l'Assurance Maladie, qui permet une analyse médicalisée des dépenses annuelles de soins et en particulier de l'ONDAM. L'ONDAM, à l'instar des agrégats définis pour les comptes de la santé (consommation de soins et de biens médicaux, dépenses courantes de santé), permet d'analyser la répartition des dépenses par champ ou type de soins (ambulatoire, hospitalier, médico-social, ou handicap, prévention, par exemple) mais ne permet pas d'interpréter à quelles pathologies ces dépenses sont allouées et de suivre la dynamique de la répartition des dépenses d'un point de vue médical. L'importance d'une approche médicalisée des dépenses pour le suivi et la régulation du système de santé avait motivé des tentatives d'élaboration d'un tel outil dès le début des années 2000, ces prototypes étant cependant limités par les carences des sources de données [44]. L'enrichissement progressif des données, décrit plus haut, a permis d'une part de définir des algorithmes combinant différentes sources de données pour identifier de manière valide des pathologies prises en charge, d'autre part de mesurer l'ensemble des dépenses de soins individualisables correspondant aux champs couverts par l'ONDAM.

La cartographie concerne l'ensemble des personnes affiliées au Régime Général d'Assurance Maladie (RG, qui couvre les travailleurs salariés du secteur privé et leurs ayant-droits, soit environ 76 % de la population résidant en France), ou à une section locale mutualiste (SLM, essentiellement les fonctionnaires de l'Etat, des collectivités territoriales, de la fonction publique hospitalière et les étudiants, soit près de 11 % des habitants), ayant bénéficié d'un remboursement au cours de l'année. Au total, plus de 57 millions de personnes, correspondant à environ 87% de la population, sont incluses dans la cartographie.

Les algorithmes recherchent les diagnostics codés au cours de séjours hospitaliers, les diagnostics des affections de longue durée (ALD) actives et le remboursement de médicaments spécifiques, sur une durée allant de 1 à 5 ans, pour repérer la présence de 56 groupes de pathologies, événements de santé et de certains traitements. Tous les diagnostics sont codés selon la 10^{e} version de la Classification Internationale des Maladies (CIM-10). Parfois, des actes de la Classification Commune des Actes Médicaux (CCAM), de la Nomenclature des Actes de Biologie Médicale (NABM) ou des Groupes Homogènes de Malades (GHM) sont également pris en compte (par exemple pour les algorithmes d'identification de l'insuffisance

rénale chronique ou de l'infection par le VIH). Chaque algorithme donne lieu à une variable binaire et une « cartographie des pathologies » est ainsi élaborée sous la forme d'une table annuelle regroupant l'information individuelle de morbidité de la population d'étude. Certains algorithmes sont exclusifs, comme par exemple le syndrome coronaire aigu et la maladie coronaire chronique ou un cancer actif et un cancer surveillé, pour privilégier la mesure de pathologies ayant donné lieu à un recours aux soins dans l'année. L'ensemble des algorithmes a fait l'objet d'une validation par revue d'experts[7]. La description détaillée des algorithmes ainsi que la revue d'experts sont disponibles sur le site de l'Assurance Maladie par le lien suivant : https://www.ameli.fr/l-assurance-maladie/statistiques-et-publications/etudes-en-sante-publique/cartographie-des-pathologies-et-des-depenses/methode.php.
Une présentation synthétique des sources de données et du recul historique considérés pour chaque algorithme est disponible dans le Tableau 1.

Pour la même population d'étude, l'ensemble des dépenses individuelles prises en charge par l'Assurance Maladie sont identifiées par poste de dépenses et les postes sont regroupés en trois catégories : les soins hospitaliers, les soins de ville et les prestations en espèce (un exemple de prestation en espèce sont les indemnités journalières pour maternité). Une table annuelle avec, pour chaque assuré, les montants remboursés pour chacun des postes est mise à disposition. Cette table constitue la source de données sur laquelle sont basés nos travaux, mais elle ne correspond pas à la cartographie des dépenses à proprement parler. A partir des dépenses individuelles, une méthodologie d'affectation des dépenses de soins à chacune des pathologies ou situations cliniques identifiées par les algorithmes est appliquée, pour estimer la part des dépenses annuelles de soins attribuable aux différentes pathologies. Cette méthodologie combine une affectation directe « ascendante » pour les séjours hospitaliers et une approche « descendante » pour la plupart des autres champs de dépenses. Ces résultats populationnels alimentent les publications institutionnelles de l'Assurance Maladie et constituent l'approche médicalisée des dépenses remboursées (en adoptant la perspective de l'Assurance Maladie). La liste des postes considérés est présentée dans le Tableau 2. Une description détaillée du contenu de chaque poste et de la méthodologie d'affectation des dépenses aux pathologies sont

[7] Il n'y a pas eu de validation métrologique des algorithmes, avec comparaison à un gold standard défini sur dossiers cliniques. Des analyses de sensibilité ont été menées pour définir le meilleur arbitrage entre les effectifs de patients identifiés par chaque algorithme et la lourdeur computationnelle. La liste des algorithmes reflète une approche pragmatique de synthèse des travaux déjà existants à l'Assurance Maladie ou auxquels l'Assurance Maladie avait été associée et correspond à des situations cliniques fréquentes, graves ou coûteuses. Il ne s'agit pas d'une démarche de mesure de la morbidité à visée exhaustive comme par exemple les travaux sur le Global Burden of Disease.

disponibles sur le site de l'Assurance Maladie par le lien suivant https://www.ameli.fr/l-assurance-maladie/statistiques-et-publications/etudes-en-sante-publique/cartographie-des-pathologies-et-des-depenses/methode.php. Notre approche, qui sera détaillée dans les chapitres correspondants, est basée sur les données individuelles avant affectation, disponibles dans les tables annuelles de la cartographie.

Enfin, il faut noter que la cartographie s'apparente à une étude transversale annuelle et que les tables de morbidité et de dépenses individuelles sont réalisées à nouveau chaque année. Des modifications sont susceptibles d'être apportées pour prendre en compte, par exemple, les évolutions du système d'information ou pour mettre à jour les listes de médicaments spécifiques et de nouveaux algorithmes sont parfois définis. Ainsi, pour chaque version, les requêtes sont relancées rétrospectivement pour pouvoir comparer les résultats annuels à méthodologie constante. La première version couvrait les années 2011 à 2013 et la version actuellement disponible (G6) couvre les années 2012 à 2017.

Tableau 1. Principaux algorithmes disponibles et données mobilisées pour l'identification des pathologies ou situations cliniques

Pathologies, situations cliniques et traitements identifiés par les algorithmes[1]	Principales sources de données utilisées et recul historique considéré pour l'année t[1]			
	Diagnostics des séjours hospitaliers[2] (codes CIM-10)	Diagnostics d'ALD (codes CIM-10)	Médicaments remboursés[3] (codes CIP, ATC ou UCP si dispensation hospitalière)	Liste des codes CIM-10 inclus dans les algorithmes[4]
Maladies cardioneurovasculaires				
Syndrome coronaire aigu	année t	-	-	I21-I24
Maladie coronaire chronique[5]	années t à t-4	année t	-	I20-I25
Accident vasculaire cérébral aigu (ischémies transitoires non incluses)	année t	-	-	I60-I64
Séquelle d'accident vasculaire cérébral[5]	années t à t-4	année t	-	I60-I64, I67-I69, G81
Insuffisance cardiaque aiguë	année t	-	-	I50, I11.0, I13.0, I13.2, I13.9, K76.1, J81
Insuffisance cardiaque chronique[5]	années t à t-4	année t	-	I50, I11, I13, I11.0, I13.0, I13.2, I13.9, K76.1, J81
Artériopathie oblitérante du membre inférieur	années t à t-4	année t	-	I70, I73, I74, I70.2, I73.9, I74.0, I74.3, I74.4, I74.5
Troubles du rythme ou de la conduction cardiaque	années t à t-4	année t	-	I44, I45, I47-I49
Maladie valvulaire	années t à t-4	année t	-	I05-I08, I34-I39
Embolie pulmonaire aiguë	année t	-	-	I26
Autres affections cardiovasculaires	-	année t	-	autres codes surtout parmi I- (n=42)
Traitements du risque vasculaire				
Traitements antihypertenseurs[6]	-	-	année t	-
Traitements hypolipémiants[6]	-	-	année t	-
Diabète	années t à t-1	année t	années t à t-1	E10-E14, G59.0, G63.2, G73.0, G99.0, H28.0, H36.0, I79.2, L97, M14.2, M14.6, N08.3
Cancers[3] (tumeurs solides ou pathologies hématologiques malignes)				
Cancer du sein de la femme actif	années t à t-1	années t à t-1	-	C50, D05
Cancer du sein de la femme sous surveillance[5]	années t à t-4	antérieur à année t-1	-	C50, D05
Cancer colorectal actif	années t à t-1	années t à t-1	-	C18-C20, D01.0, D01.1, D01.2
Cancer colorectal sous surveillance[5]	années t à t-4	antérieur à année t-1	-	C18-C20, D01.0, D01.1, D01.2
Cancer du poumon actif	années t à t-1	années t à t-1	-	C33, C34, D02.1, D02.2
Cancer du poumon sous surveillance[5]	années t à t-4	antérieur à année t-1	-	C33, C34, D02.1, D02.2
Cancer de la prostate actif	années t à t-1	années t à t-1	-	C61, D07.5
Cancer de la prostate sous surveillance[5]	années t à t-4	antérieur à année t-1	-	C61, D07.5
Autres cancers actifs (ou pathologies hématologiques malignes)	années t à t-1	années t à t-1	-	autres codes parmi C- ou D00-D09
Autres cancers sous surveillance (ou pathologies hématologiques malignes)[5]	années t à t-4	antérieur à année t-1	-	autres codes parmi C- ou D00-D09
Maladies psychiatriques				
Troubles psychotiques	années t à t-4	année t	année t[7]	F20-F25, F28-F29
Troubles névrotiques et de l'humeur	années t à t-4	année t	année t[7]	F30-F34, F38-F45, F48
Déficience mentale	années t à t-1	année t	-	F70-F73, F78, F79
Troubles addictifs	années t à t-1	année t	-	F10-F19
Troubles psychiatriques ayant débuté dans l'enfance	années t à t-1	année t	-	F80-F84, F88-F95, F98
Autres troubles psychiatriques	années t à t-1	année t	-	autres codes parmi F- (n=21)

Tableau 1 (suite)

Pathologies, situations cliniques et traitements identifiés par les algorithmes[1]	Principales sources de données utilisées et recul historique considéré pour l'année t[1]			
	Diagnostics des séjours hospitaliers[2] (codes CIM-10)	**Diagnostics d'ALD (codes CIM-10)**	**Médicaments remboursés[3] (codes CIP, ATC ou UCP si dispensation hospitalière)**	**Liste des codes CIM-10 inclus dans les algorithmes[4]**
Traitements psychotropes				
Traitements antidépresseurs ou régulateurs de l'humeur[8]	-	-	année t	-
Traitements neuroleptiques[8]	-	-	année t	-
Traitements anxiolytiques[8]	-	-	année t	-
Traitements hypnotiques[8]	-	-	année t	-
Maladies neurologiques ou dégénératives				
Démences (dont maladie d'Alzheimer)	années t à t-4	année t	années t à t-1	F00-F03, F05.1, G30
Maladie de Parkinson	années t à t-4	année t	année t	F02.3, G20
Sclérose en plaques	années t à t-4	année t	-	G35
Paraplégie (ou tétraplégie)	années t à t-4	année t	-	G82
Myopathie ou myasthénie	années t à t-4	année t	-	G70-G73
Epilepsie	années t à t-4	année t	-	G40, G41
Autres affections neurologiques	-	année t	-	nombreux codes
Maladies respiratoires chroniques (hors mucoviscidose)	années t à t-4	année t	année t	J40-J47, J96, J98
Maladies inflammatoires chroniques				
Maladies inflammatoires chroniques intestinales	années t à t-4	année t	-	K50, K51, M07.4, M07.5
Polyarthrite rhumatoïde et maladies apparentées	années t à t-4	année t	-	M05, M06, M08, M09
Spondylarthrite ankylosante et maladies apparentées	années t à t-4	année t	-	M07, M08.1, M45, M46
Autres maladies inflammatoires chroniques (vascularites)	années t à t-4	année t	-	L93-L94, M30-M36
Maladies rares				
Maladies métaboliques héréditaires ou amylose	années t à t-4	année t	-	nombreux codes surtout parmi E-
Mucoviscidose	années t à t-4	année t	-	E84
Hémophilie ou troubles de l'hémostase graves	années t à t-4	année t	-	D66-D69
VIH ou SIDA[9]	années t à t-4	année t	année t	B20-B24, F02.4, Z20.6, Z21
Insuffisance rénale chronique terminale				
Dialyse chronique[5,10]	années t à t-1	-	-	-
Transplantation rénale[10]	année t	-	-	-
Suivi de transplantation rénale[5,10]	années t à t-4	année t	année t	-
Maladies du foie ou du pancréas (hors mucoviscidose)	années t à t-4	année t	année t	B18, I85, K70-K76, K85, K86, Z94.4
Autres affections de longue durée (dont 31 et 32)	-	année t	-	nombreux codes
Traitement antalgique ou anti-inflammatoire (au moins 6 remboursements)	-	-	année t	-
Maternité				

[1] Les libellés des algorithmes sont ceux utilisés pour les publications institutionnelles. Les définitions et le contenu détaillés des algorithmes, ainsi que la revue d'experts à laquelle les algorithmes ont été soumis sont disponibles par le lien suivant: https://www.ameli.fr/l-assurance-maladie/statistiques-et-publications/etudes-en-sante-publique/cartographie-des-pathologies-et-des-depenses/methode.php

[2] Dans la version de la cartographie utilisée pour l'élaboration des deux indices de morbidité, seuls les séjours hospitaliers du champ PMSI MCO étaient considérés. Depuis la version G5, les séjours en établissement de rééducation (champ PMSI SSR) et en établissement psychiatrique (PMSI RIM-P) sont aussi considérés pour l'identification de certaines pathologies

[3] Au moins trois remboursements à des dates différentes (sauf pour l'algorithme Traitement antalgique ou anti-inflammatoire)

[4] Pour chaque algorithme, un sous-ensemble précis des codes mentionnés est considéré en fonction de la source (diagnostics ALD, diagnostics principaux, reliés ou associés du PMSI). Les listes sont susceptibles d'évoluer annuellement, à chaque nouvelle version. Nous présentons ici les codes de la version G4 utilisée pour l'élaboration des indices.

[5] Algorithme soumis à une règle hiérarchique : aigu > chronique ou séquelle ; actif > sous surveillance ; transplantation rénale > suivi de transplantation rénale > dialyse chronique

[6] Algorithme exclusif des algorithmes suivants : syndrome coronaire aigu, maladie coronaire chronique, accident vasculaire cérébral et insuffisance cardiaque aigus ou chroniques, artériopathie oblitérante des membres inférieurs, insuffisance rénale chronique terminale, diabète

[7] Médicaments considérés uniquement si les diagnostics hospitaliers sont antérieurs à l'année t-1 (si les diagnostics sont identifiés lors de séjours au cours des années t-4, t-3 ou t-2)

[8] Algorithme exclusif des algorithmes de maladies psychiatriques

[9] Algorithme incluant des actes de biologie médicale

[10] Algorithme incluant des actes CCAM, des Groupes Homogènes de Malades et des forfaits de facturation rattachés aux séjours hospitaliers

Tableau 2. Postes de dépenses considérés dans la mesure des dépenses de soins

Périmètres de dépenses[1]	Postes de dépenses[2]
Soins de ville	Soins de généralistes Soins autres spécialistes Soins dentaires Soins infirmiers Soins de kinésithérapie Soins de sages-femmes Biologie Médicaments Autres produits de santé Transports Soins d'autres paramédicaux Autres dépenses de soins de ville
Soins hospitaliers	Hospitalisations secteur privé en MCO Hospitalisations secteur privé liste en sus MCO Hospitalisations secteur privé en Psychiatrie Hospitalisations secteur privé en SSR Hospitalisations secteur privé en HAD Hospitalisations secteur public en MCO Hospitalisations secteur public liste en sus MCO Actes et consultations externes secteur public MCO Hospitalisations secteur public en Psychiatrie Hospitalisations secteur public en SSR Hospitalisations secteur public en HAD
Prestations en espèces	Indemnités journalières pour maladie professionnelle Indemnités journalières pour accident de travail Indemnités journalières pour maternité Autres prestations en espèce

[1] Les dépenses calculées sont les dépenses de soins individualisables totales et ne couvrent pas uniquement les dépenses liées aux pathologies et situations cliniques identifiées par les algorithmes présentés dans le Tableau 1.

[2] Le contenu détaillé de chaque poste de dépenses est disponible par le lien suivant: https://www.ameli.fr/l-assurance-maladie/statistiques-et-publications/etudes-en-sante-publique/cartographie-des-pathologies-et-des-depenses/methode.php

3. Périmètres d'étude s'appliquant à l'ensemble des travaux

Nous utilisons pour l'ensemble de nos travaux les données de la cartographie comme population source. Il ne s'agit pas exactement de la même population pour les trois études présentées, puisque chaque étude est basée sur la version de la cartographie la plus récente disponible au moment des analyses. Nous présentons ci-dessous certaines caractéristiques qui sont néanmoins communes et qui s'appliquent à l'ensemble du manuscrit. Pour plus d'information sur les implications de ces sélections, nous avons inclus une série d'analyses descriptives en Annexe.

• La cartographie est composée d'assurés ayant bénéficié d'au moins un remboursement au cours de l'année d'étude, qualifiés de « consommants » par opposition aux « non-consommants » n'ayant eu aucune prestation enregistrée au cours de l'année civile.

• Nous avons sélectionné les assurés affiliés au RG et n'avons pas inclus les assurés affiliés aux SLM. Ce choix a été dicté par la qualité et l'exhaustivité des données : le RG est le régime pour lequel certaines informations importantes pour nos travaux, comme l'enregistrement et la date du décès ou le département de résidence, sont renseignés de la manière la plus valide et exhaustive.

• Par ailleurs, nos travaux s'intéressent aux personnes âgées de 65 ans ou plus, population la plus concernée par le risque de décès et par la polypathologie et pour laquelle la littérature internationale est la plus abondante. Nous discutons de manière plus précise ce choix dans le chapitre 2.

• Enfin, pour les analyses sur les dépenses, nous avons considéré le montant des dépenses dites « remboursées », plutôt que les montants des tarifs qui constituent les bases de remboursement, dites « dépenses remboursables », qui sont aussi disponibles dans les tables de la cartographie. Pour ce choix aussi, la question de la validité des montants se posait : les dépenses remboursées sont celles sur lesquelles les contrôles de validité sont appliqués lors de l'élaboration des tables de la cartographie. De plus, ce choix correspond à la perspective de l'Assurance Maladie en tant que payeur du système de soins.

Chapitre 2. Élaboration de deux indices de morbidité à partir des données de la « cartographie des pathologies et des dépenses »

1. Introduction

Nous présentons dans ce chapitre l'élaboration de deux mesures synthétiques de morbidité à partir des données de la « cartographie des pathologies et des dépenses » et évaluons différents aspects de leur validité. Comme mentionné dans l'introduction générale, l'utilisation croissante des données médico-administratives à des fins de recherche et d'aide à la décision publique rend nécessaire la disponibilité de mesures synthétiques de morbidité, qualifiées « d'indices » ou de « scores », valides et adaptées au contexte français. Nous commençons par exposer l'intérêt de disposer de nouveaux indices de morbidité pour les études sur les données du SNDS, puis nous présentons les différentes étapes d'élaboration des indices et mesurons leur performance prédictive. Enfin, nous discutons des enseignements que nos résultats peuvent apporter sur les déterminants de la performance prédictive et de la généralisabilité de nos résultats.

1.1 Les mesures synthétiques de morbidité existantes

De nombreux travaux ont étudié l'association entre les pathologies présentes chez un individu et différents résultats de santé comme la mortalité, la dépendance ou la qualité de vie [45] ; et entre les pathologies et des mesures de recours, comme les hospitalisations et réhospitalisations ou les dépenses de soins [46] ; ces associations étant le plus souvent synthétisées sous la forme d'indices. On distingue habituellement les indices élaborés à partir des codes diagnostiques des différentes versions de la classification internationale des maladies (CIM-9 ou CIM-10) et les indices élaborés à partir de données de consommation médicamenteuse. Les études convergent sur le fait que les indices basés sur des codes diagnostiques sont plus performants pour prédire la mortalité et que les indices basés sur la consommation médicamenteuse sont plus performants pour prédire les dépenses de soins [47,48].

La mesure la plus souvent utilisée est l'indice de Charlson, initialement élaboré avec une cohorte d'environ 600 patients hospitalisés au cours de l'année 1984 à New York, pour refléter

le risque de mortalité à un an [7]. Il s'agit d'une liste de 19 pathologies, identifiées dans la publication princeps à l'admission à travers la revue des dossiers médicaux, avec un poids affecté à chacune. Un score individuel est calculé par l'addition des poids des pathologies présentes chez chaque individu. Dans une deuxième étude, sur une population différente et avec un suivi d'au moins 5 ans, l'association entre l'âge et le risque de décès était statistiquement significative, contrairement à l'étude initiale, et les auteurs ont proposé une nouvelle version de l'indice intégrant l'âge dans le calcul du score individuel de morbidité [49]. Une des raisons de la diffusion et du succès de l'indice de Charlson est qu'il a été très tôt adapté à la mesure de la morbidité à travers les données médico-administratives [9], ce qui a permis de standardiser la manière de mesurer les pathologies et de valider l'indice sur de nombreuses populations différentes. Sans remettre en cause la liste des pathologies considérées (réduite de 19 à 17 en regroupant les leucémies et les lymphomes avec les tumeurs solides), les poids ont aussi été actualisés pour prendre en compte l'avancée des stratégies thérapeutiques dans l'association entre chaque pathologie et le risque de décès à 1 an. Actuellement, les travaux de Quan font référence pour la liste de codes CIM servant à identifier chaque pathologie [50] et pour les poids servant à calculer un score individuel [51]. Une autre possibilité pour utiliser l'indice de Charlson est de reproduire la méthodologie d'affectation des poids au sein de la population d'étude, pour définir des poids spécifiques. Une étude française récente a comparé les performances prédictives de différentes versions de l'indice, pour conclure que la version la plus performante pour prédire la mortalité à 1 an dans les données du SNDS était celle qui intègre la pondération pour l'âge [52]. Par ailleurs, Mary Charlson et ses collègues ont plus récemment proposé une adaptation de l'indice pour la prédiction des dépenses individuelles à 1 an. Sur une population encore différente et sans remettre en cause la liste de pathologies retenues pour la prédiction de la mortalité et les poids correspondants, cette nouvelle version intègre trois nouveaux prédicteurs [53].

Pour évaluer la performance prédictive des indices que nous proposons, nous avons choisi les versions les plus adaptées de l'indice de Charlson comme comparateurs. La liste des pathologies incluses dans l'indice de Charlson et les différentes pondérations disponibles sont présentées dans le Tableau A6 en Annexe.

Un travail plus récent que celui de Charlson, effectué directement sur des données médico-administratives, est celui d'Anne Elixhauser. L'objectif était d'identifier les pathologies à considérer comme comorbidités dans les études sur des populations hospitalières et pour

analyser des résultats à court terme : la mortalité intra-hospitalière, la durée des séjours et les coûts associés aux séjours. L'ensemble des séjours de patients adultes hospitalisés en Californie au cours de l'année 1992 (environ 1,8 million d'individus) ont été analysés pour identifier une liste de 30 pathologies. Les auteurs mettent en avant que l'effet de chaque pathologie dépend du résultat étudié. Plutôt que de proposer une mesure synthétique, ils recommandent de choisir parmi cette liste les pathologies d'intérêt en fonction de l'objectif de l'étude et de les inclure individuellement, comme variables binaires, dans les modèles [54]. Cependant, cette approche ne présente pas les avantages liés aux mesures synthétiques : le fait de fournir une valeur unique pour comparer la morbidité globale entre populations ou pour comparer les effets sur un même résultat de pathologies différentes et faciliter la modélisation en réduisant le nombre de paramètres à estimer, ce qui a poussé certains auteurs à proposer des indices basés sur la liste des pathologies d'Elixhauser [55,56].

Nous avons aussi considéré parmi les comparateurs, pour évaluer la performance prédictive des indices MRMI et ERMI, une des adaptations en indices proposées. La liste des pathologies d'Elixhauser et les poids proposés par l'adaptation de van Walraven sont présentés dans le Tableau A7 en Annexe.

1.2 Enseignements de la littérature sur l'utilisation optimale des indices de morbidité

Grâce au vaste corpus de travaux sur les indices de morbidité, les conditions de leur utilisation optimale, favorisant la performance prédictive et le contrôle de la confusion, sont connues. Les travaux d'Elixhauser montraient déjà que l'effet estimé et la performance prédictive d'une pathologie dépendent du résultat étudié et de la population d'étude [54]. Plusieurs études comparatives ont confirmé depuis qu'un indice était plus performant lorsqu'il était utilisé dans une population comparable et pour prédire un résultat similaire que lors de son élaboration. Ainsi, les indices basés sur la consommation médicamenteuse comme les différentes versions du Chronic Disease Score (CDS) [57,58] sont plus performants pour la prédiction du risque d'hospitalisation et des dépenses totales de soins que les indices basés sur les diagnostics. Inversement, les indices basés sur les diagnostics sont plus performants pour prédire la mortalité que les indices comme le CDS [48,59]. Pour un résultat à prédire donné, comme le risque de décès à 1 ou 2 ans, la performance prédictive dépend aussi des sources d'information utilisées pour identifier les pathologies : ainsi, l'ajout de diagnostics médicaux effectués en ville aux diagnostics de séjours hospitaliers [60] ou l'ajout de données de consommation

médicamenteuse aux diagnostics hospitaliers [59], augmentent la performance. L'utilisation d'algorithmes combinant ces différentes sources de données, avec les diagnostics codés lors de séjours hospitaliers, les diagnostics de mise en ALD majoritairement effectués en ville et la consommation médicamenteuse, favorise la performance prédictive potentielle de la cartographie, aussi bien pour le risque de décès que pour les dépenses liées aux soins.

Une autre caractéristique importante des mesures de morbidité, notamment dans ce contexte d'abondance de la littérature, est le domaine d'application des études incluant ces mesures. Nous avons présenté dans l'introduction générale le cadre de la modélisation prédictive dans lequel s'inscrivent les travaux d'élaboration de mesures synthétique de morbidité. D'autres prédicteurs, en plus de l'information sur la morbidité, sont parfois inclus dans les modèles en fonction de leur objectif : par exemple, le recours antérieur aux soins peut être pris en compte lorsqu'il s'agit d'identifier des populations à risque ou encore des variables socioéconomiques dans les modèles de paiement [17]. Les indices présentés dans ce chapitre synthétisent uniquement l'information sur la morbidité, l'âge et le sexe, sans inclure d'autres prédicteurs dans les modèles d'élaboration. Ce sont des outils d'ajustement sur la sévérité de l'état de santé. Ils peuvent par contre être utilisés dans des modèles d'identification de populations à risque ou dans des modèles de paiement, au côté d'autres prédicteurs. Ces applications feront l'objet des chapitres 2 et 3.

L'originalité du travail présenté dans ce chapitre est d'élaborer deux indices différents, pour prédire le risque de décès et les dépenses de soins, en appliquant un cadre méthodologique commun à une seule population représentative à l'échelle nationale, non sélectionnée sur une pathologie précise ou lors d'un séjour hospitalier. Le choix de cette population reflète une approche de mesure de la « polypathologie » plutôt que des « comorbidités ».

1.3 Polypathologie ou comorbidité : pas uniquement un enjeu sémantique

Les termes « comorbidité » et « polypathologie » sont parfois utilisés de manière interchangeable, ils désignent cependant des approches différentes pour considérer la morbidité, qui déterminent en partie la méthode d'élaboration des indices.

Le terme de « comorbidité » a initialement été défini comme toute situation clinique qui se surajoute à une pathologie index étudiée. Il s'agissait de formaliser l'étude du parcours clinique de patients atteints d'une pathologie donnée, afin de rendre comparables deux groupes de

patients lors de l'évaluation de l'efficacité thérapeutique d'un traitement, de mieux étudier le pronostic clinique des pathologies ou encore de rendre plus précises les données statistiques des causes de décès [61]. La notion de pathologie index est importante dans l'élaboration des indices de mesure des comorbidités, qui sont élaborés sur des populations hospitalières et avec un travail de sélection des pathologies à considérer comme prédicteurs, en excluant par exemple de la liste le motif d'hospitalisation.

Le terme de « polypathologie » (ou « multimorbidité ») est apparu plus tardivement et s'est imposé à partir de la fin des années 90 pour désigner la présence simultanée de plusieurs pathologies chez le même individu, sans considérer de pathologie index parmi ces différentes pathologies [10]. Même s'il existe encore une certaine hétérogénéité dans la définition exacte du terme, une majorité d'études considèrent la polypathologie à partir de la coexistence de deux pathologies chroniques [62,63]. De la même manière que la notion de comorbidité a été liée au développement de l'épidémiologie quantitative, la notion de polypathologie s'est développée avec l'essor de la place des soins primaires et la complexification des situations cliniques rencontrées en médecine de ville. Avec l'évolution démographique et le poids croissant des pathologies chroniques, la polypathologie est en effet une situation clinique de plus en plus fréquemment rencontrée et constitue un enjeu majeur pour les systèmes de santé des pays développés [64,65]. La prévalence de la polypathologie augmente rapidement avec l'âge [66] et il a été montré que la polypathologie était associée à la fois à des résultats de santé comme l'état fonctionnel ou la qualité de vie [67] et la mortalité [68], mais aussi à l'intensité du recours: chaque pathologie chronique additionnelle étant associée à un recours plus important aux soins ambulatoires [69], à un plus grand nombre d'hospitalisations [70] et à une augmentation importante des dépenses totales de soins [71,72]. Enfin, la polypathologie est plus fréquente et de survenue plus précoce dans les zones socialement défavorisées [64], ce qui pourrait accentuer les problématiques d'accès financier aux soins.

La plupart des indices existants ont été élaborés comme mesures de la comorbidité dans des populations hospitalières. De plus, même s'il existe actuellement des adaptations de l'indice de Charlson pour prédire les dépenses et aussi des adaptations en indices des mesures d'Elixhauser, ces indices ont été développés successivement dans des populations différentes et dans des contextes hétérogènes, sans remettre en cause les listes de pathologies des publications princeps.

1.4 Objectif de ce chapitre : proposer deux indices de morbidité pour une mesure de la sévérité de l'état de santé adaptée aux résultats d'intérêt

Nous élaborons dans ce chapitre deux indices de morbidité adaptés au contexte français : l'indice MRMI prédictif de la mortalité toutes-causes à 2 ans et l'indice ERMI prédictif des dépenses totales de soins remboursées à 2 ans. Nous adoptons une approche de mesure de la polypathologie, dans une population non sélectionnée sur un séjour hospitalier ni sur une pathologie précise et constituée de bénéficiaires âgés de 65 ans ou plus, puisqu'aussi bien la mortalité que la polypathologie sont plus rares parmi les populations plus jeunes. En appliquant un cadre méthodologique commun, nous documentons l'effet ajusté spécifique des pathologies sur le risque de décès ou sur les dépenses et analysons les déterminants de la performance prédictive en fonction du résultat à prédire.

2. Données, population d'étude et approche méthodologique

2.1 Sélection de la population d'étude

La population source de nos analyses est constituée des individus présents dans les tables de la « cartographie des pathologies et des dépenses » de l'année 2013. Conformément à notre objectif d'appliquer un cadre méthodologique commun pour prédire la mortalité et les dépenses de soins et d'adopter une approche de mesure de la polypathologie, nous avons sélectionné les individus âgés de 65 ans ou plus et vivants au 31/12/2013. Ce choix correspond aux classes d'âges les plus concernées par le risque de décès et par la polypathologie et facilite la comparaison de nos résultats avec la littérature internationale qui adopte souvent ce seuil d'âge par conformité aux données de l'assureur public américain Medicare. Nous avons restreint les analyses aux individus présents dans la cartographie et affiliés au RG aussi en 2014 et en 2015 pour avoir un suivi individuel complet sur toute la période de l'étude. Environ 127 000 individus ont ainsi été exclus en 2014 et 87 000 en 2015. Le détail des différentes étapes de sélection est présenté dans le diagramme de sélection de la population à la fin de la section des méthodes (Figure 6).

La population d'étude comporte 7 672 111 individus, aléatoirement répartis en une population d'élaboration des indices ($N_{élaboration}$ = 3 836 056) et une population de validation de leurs performances prédictives ($N_{validation}$ = 3 836 055).

2.2 Résultats à prédire et horizon temporel de la prédiction

Les deux variables à prédire par les modèles d'élaboration des indices sont les suivantes :

• **Mortalité toutes-causes à deux ans** : variable binaire qui vaut {1} si l'individu est décédé au 31/12/2015 et {0} sinon ;

• **Dépenses totales sur deux ans** : variable continue qui représente la somme des dépenses remboursées par l'Assurance Maladie pour l'ensemble des soins hospitaliers ou ambulatoires reçus au cours des années 2014 et 2015. Nous n'avons pas considéré les postes de dépenses qualifiées de « prestations en espèce » : indemnités journalières pour maladie professionnelle ou pour accident de travail et prestations pour invalidité. Pour les individus décédés au cours du suivi, le montant des dépenses a été fixé aux dépenses totales remboursées jusqu'au décès.

Le choix de prédire ces résultats à deux ans correspondait au suivi maximal possible lors de l'élaboration des indices. Nous disposions des données pour les années 2013, 2014 et 2015. Pour valider la performance prédictive des indices sur des observations différentes de celles ayant servi à estimer les poids, nous avions deux possibilités principales : (i) élaborer des modèles prédictifs à 1 an avec les données de 2013 et 2014, puis évaluer leur performance prédictive sur les données de 2014 et 2015 ; (ii) élaborer des modèles prédictifs à 2 ans en définissant aléatoirement deux populations différentes pour l'élaboration et la validation des indices. Nous avons choisi cette deuxième option. Pour la modélisation de la mortalité, le suivi sur deux ans permettait d'observer plus d'évènements et de considérer potentiellement plus de pathologies parmi les prédicteurs. Pour la modélisation des dépenses, le suivi sur deux ans rendait les effets estimés moins sensibles à d'éventuelles variations conjoncturelles des dépenses, liées à la mise sur le marché de nouvelles molécules ou à la diffusion de nouvelles pratiques de prise en charge.

2.3 Stratégie de sélection des prédicteurs

Nous avons considéré comme prédicteurs l'âge, le sexe et les pathologies ou états cliniques identifiés par les algorithmes de la cartographie. La sélection des prédicteurs à inclure dans les modèles d'élaboration des indices s'est faite en plusieurs étapes. Dans les paragraphes qui suivent, le terme « variables » désigne les pathologies ou états cliniques identifiés par les algorithmes.

2.3.1 Revue du contenu des algorithmes d'identification des pathologies

Nous avons d'abord sélectionné les variables correspondant à des pathologies précises (par exemple le diabète ou la sclérose en plaques) ou à des regroupements homogènes de pathologies ou états cliniques (par exemple les maladies inflammatoires chroniques intestinales). Les variables dont le contenu regroupait des pathologies trop hétérogènes ou mal définies n'ont pas été retenues (par exemple la variable « autres affections cardiovasculaires » regroupant des affections aussi diverses que les cardiopathies congénitales, les péricardites ou les varices des membres inférieurs). Les variables « autres » n'ont ainsi généralement pas été sélectionnées, à l'exception de la variable « autres maladies inflammatoires chroniques » regroupant les vascularites et maladies systémiques. Ce premier critère de sélection favorise un des aspects de la généralisabilité des indices, parfois qualifié de « methodologic transportability » [73]. Le fait que les prédicteurs correspondent à des pathologies précises permet de reproduire les indices en utilisant d'autres méthodes de recueil de la morbidité, comme par exemple des algorithmes d'identification différents ou des données de morbidité déclaratives.

Pour les variables de la catégorie cardio-neuro-vasculaire concernées par des règles hiérarchiques (coronaropathies, accidents vasculaires cérébraux et insuffisance cardiaque), nous avons choisi de considérer le niveau agrégé : par exemple, nous avons sélectionné la variable « maladie coronaire », regroupant les variables mutuellement exclusives « syndrome coronaire aigu » et « maladie coronaire chronique ». En fonction de la présence ou non d'un séjour hospitalier durant l'année, un même individu peut être identifié successivement par l'algorithme des atteintes « aigües » une année, puis par celui des atteintes « chroniques » l'année d'après, puis à nouveau par l'algorithme des atteintes « aigües ». Le choix du niveau agrégé (identification par un algorithme d'une atteinte « aigüe » OU par un algorithme d'une atteinte « chronique ») favorise la reproductibilité des indices dans le temps pour un même individu.

2.3.2 Analyses de corrélation pour identifier les pathologies fréquemment associées

Nous avons ensuite étudié les associations entre les pathologies par des analyses de corrélation bivariées entre l'ensemble des variables et par des analyses de corrélation multivariées (analyses factorielles) au sein de chacune des grandes catégories de pathologies. Cette étape de « réduction des données » a comme objectif d'éviter la multicollinéarité (le risque de fausser l'estimation de l'effet des variables explicatives et de leur variance lorsque celles-ci sont corrélées) et de réduire le nombre de paramètres à considérer dans le modèle, tout en conservant

le plus d'information médicale possible (combiner deux variables corrélées plutôt que d'exclure du modèle une des deux). Nous avons ainsi combiné plusieurs pathologies en une seule variable agrégée, à quatre reprises : [Insuffisance cardiaque OU Troubles du rythme OU Maladie valvulaire] ; [Troubles maniaques et bipolaires OU Dépression et autres troubles de l'humeur] ; [Sclérose en plaques OU Paraplégie] ; [Polyarthrite rhumatoïde et maladies apparentées OU Autres maladies inflammatoires chroniques (regroupant les vascularites et les maladies systémiques)]. L'analyse des corrélations parmi les pathologies de la catégorie cardio-neuro-vasculaire est présentée dans le Tableau 3 et la Figure 4.

Ces deux premières étapes de sélection, indépendantes de l'association des pathologies avec chacun des deux résultats à prédire, ont abouti à une liste commune de 29 prédicteurs potentiels, présentée dans le Tableau 4.

2.3.3 Analyses de l'association entre les pathologies et chacun des deux résultats à prédire

Nous n'avons pas retenu les variables qui étaient associées à une réduction du risque de mortalité ou à des dépenses moins élevées. Il n'existe pas actuellement de consensus sur l'inclusion on non de tels facteurs « protecteurs » dans les modèles d'élaboration d'indices de morbidité [74]. Nous avons choisi de ne pas les inclure dans nos modèles pour des raisons aussi bien méthodologiques que cliniques.

Pour les variables associées à une diminution du résultat à prédire, un poids négatif est affecté lors du calcul des valeurs des indices au sein d'une population d'étude. La présence d'une pathologie supplémentaire n'est donc pas systématiquement associée à une augmentation du risque et l'association entre le nombre de pathologies et le résultat à prédire n'est pas monotone. En fonction du domaine d'application, cette caractéristique peut avoir des conséquences indésirables (comme par exemple inciter à ne pas coder ce type de pathologies [16]). De plus, l'inclusion de pathologies « protectrices » n'est pas en accord avec l'objectif des indices de mesurer la sévérité de l'état de santé et avec la notion de « validité de contenu », qui suppose qu'une mesure de sévérité de l'état de santé contienne des variables qui contribuent chacune à augmenter la sévérité [74,75].

Pour les deux indices, les deux variables concernées sont les « traitements antihypertenseurs » et les « traitements hypolipémiants ». Ces algorithmes sont particuliers et n'identifient pas les populations de patients hypertendus et dyslipidémiques. D'une part, ces traitements n'étant pas spécifiques, les algorithmes sans critères d'exclusion peuvent identifier à tort des patients non

hypertendus, atteints de coronaropathie ou de néphropathie ou des patients diabétiques, traités en prévention secondaire. D'autre part, les algorithmes avec les critères d'exclusion[8] sélectionnent une population en meilleure état de santé, non représentative de l'ensemble des patients hypertendus ou dyslipidémiques. Enfin, on peut considérer qu'en tant que facteurs de risque d'autres pathologies retenues parmi les prédicteurs, comme les accidents vasculaires cérébraux ou la maladie coronaire, l'association positive de l'hypertension artérielle et de la dyslipidémie à la mortalité ou aux dépenses est partiellement prise en compte.

Pour le modèle prédictif de la mortalité, nous n'avons pas retenu les variables statistiquement non associées à la mortalité[9] (la spondylarthrite ankylosante et l'infection par le VIH), les variables avec des effectifs considérés trop faibles (< 0,2% de la population d'élaboration, i.e. l'embolie pulmonaire aigüe et la déficience mentale) et les variables avec moins de 500 évènements observés (par exemple les myopathies et myasthénies, l'hémophilie ou la mucoviscidose) pour assurer un nombre minimal d'au moins 20 évènements par variable dans le modèle final, seuil considéré suffisant pour la stabilité des modèles logistiques [76]. Certaines variables répondaient à plusieurs critères d'exclusion.

Pour le modèle prédictif des dépenses, nous n'avons pas retenu les variables qui expliquaient une trop faible part de la variance totale des dépenses ajustées sur l'âge et le sexe de la population d'élaboration (< 0,1% de la variance totale expliquée, par exemple l'embolie pulmonaire aigüe, les maladies inflammatoires chroniques intestinales ou la mucoviscidose). La part de variance totale expliquée a été calculée comme suit :

$$1 - \frac{Déviance\ du\ modèle\ ajusté\ sur\ l'âge, le\ sexe\ et\ la\ variable}{Déviance\ du\ modèle\ ajusté\ sur\ l'âge\ et\ le\ sexe}$$

Au total, 19 pathologies ont été retenues comme prédicteurs pour le modèle d'élaboration de l'indice MRMI prédictif de la mortalité à deux ans et 19 pathologies ont été retenues pour le modèle d'élaboration de l'indice ERMI prédictif des dépenses totales à deux ans (17 pathologies sont communes aux deux modèles).

[8] Algorithmes exclusifs des algorithmes suivants : syndrome coronaire aigu, maladie coronaire chronique, accident vasculaire cérébral et insuffisance cardiaque aigus ou chroniques, artériopathie oblitérante des membres inférieurs, insuffisance rénale chronique terminale, diabète

[9] Nous n'avons pas été confrontés au choix d'un seuil de significativité pour l'association entre les prédicteurs et la mortalité, les valeurs du « p » pour les effets estimés étant soit inférieures à 0.0001, soit supérieures à 0.3

Tableau 3. Matrice de corrélation[1] entre les pathologies de la catégorie cardio-neuro-vasculaire

	Maladie coronaire	Accident vasculaire cérébral	Insuffisance cardiaque	Artériopathie oblitérante du membre inférieur	Troubles du rythme ou de la conduction cardiaque	Maladie valvulaire	Embolie pulmonaire aiguë	Autres
Maladie coronaire	1							
Accident vasculaire cérébral	0,145	1						
Insuffisance cardiaque	0,408	0,218	1					
Artériopathie oblitérante du membre inférieur	0,350	0,205	0,258	1				
Troubles du rythme ou de la conduction cardiaque	0,325	0,311	**0,615**	0,214	1			
Maladie valvulaire	0,309	0,175	**0,521**	0,180	**0,476**	1		
Embolie pulmonaire aiguë	0,080	0,108	0,223	0,094	0,236	0,159	1	
Autres affections cardiovasculaires	0,130	0,138	0,262	0,169	0,248	0,206	0,081	1

[1] Les coefficients de corrélation présentés sont adaptés à la mesure de l'association entre variables binaires et sont qualifiés de coefficients de corrélation « tétrachorique ». Contrairement au coefficient de corrélation de Pearson, une association est généralement considérée importante à partir d'une valeur de 0,4.

Figure 4. Analyse factorielle des pathologies de la catégorie cardio-neuro-vasculaire

Les variables sont représentées sous forme de vecteurs projetés sur des plans bidimensionnels (les deux disques représentés ci-contre). La distance entre les vecteurs reflète le degré de corrélation entre les variables. Par ailleurs, plus l'extrémité des vecteurs est proche de la circonférence, meilleure est la qualité de la projection. On observe sur la figure de gauche que les trois variables « insuffisance cardiaque », « maladie valvulaire » et « troubles du rythme et de la conduction » sont fortement associées et que la première projection est de bonne qualité. La proximité des variables après projection sur un plan différent (disque de droite) confirme l'association de ces trois pathologies.

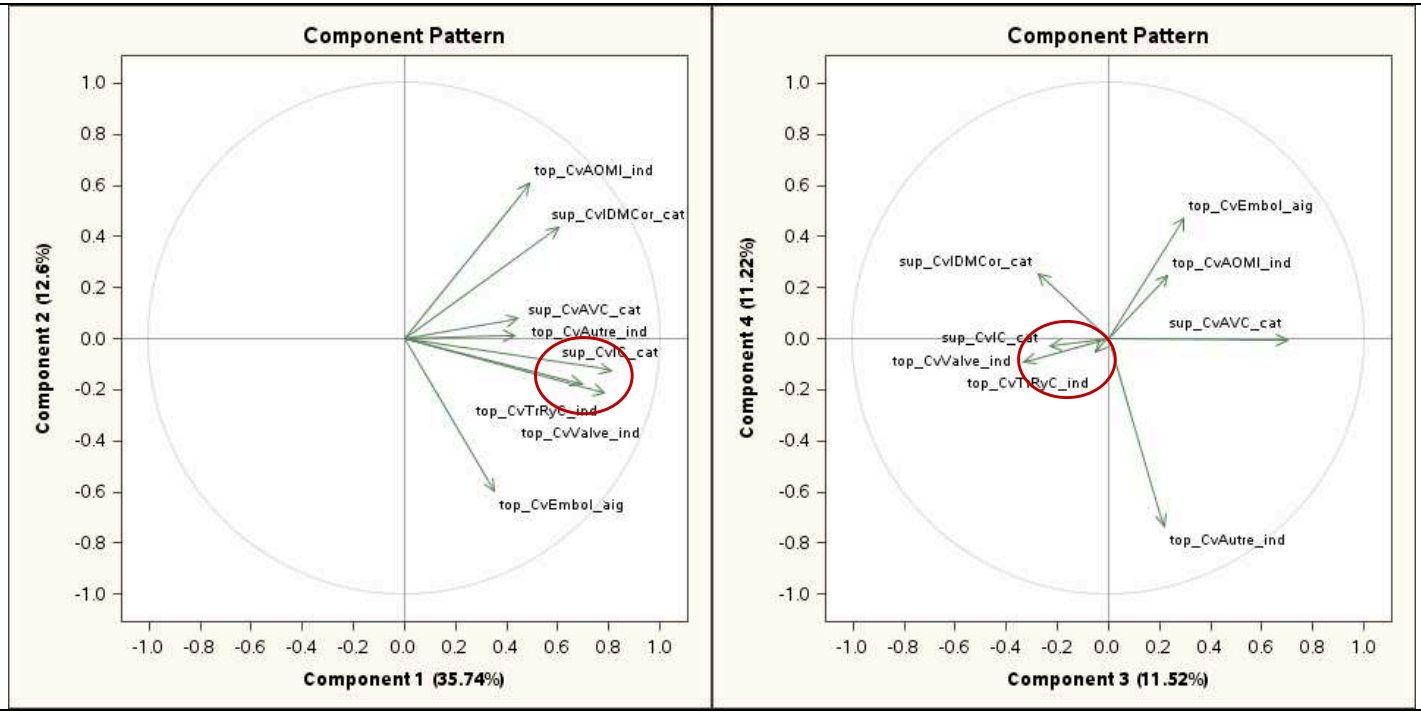


Tableau 4. Liste des prédicteurs retenus pour les deux indices, avant l'application des critères de sélection spécifiques à chaque indice, population d'élaboration

Pathologies ou états cliniques[1]	N	%	Âge moyen	% hommes
Maladie coronaire	405 212	10,56	77,4	62,67
Accident vasculaire cérébral	156 497	4,08	78,9	47,89
Insuffisance cardiaque OU Troubles du rythme OU Maladie valvulaire[2]	466 424	12,16	79,7	47,81
Artériopathie oblitérante du membre inférieur	150 246	3,92	77,6	63,86
Embolie pulmonaire aiguë	6 989	0,18	78,4	36,67
Traitements antihypertenseurs	1 381 946	36,03	76,1	33,53
Traitements hypolipémiants	802 515	20,92	74,7	34,90
Diabète	688 874	17,96	75,2	49,93
Cancers actifs	215 578	5,62	76,1	57,30
Cancers sous surveillance	374 591	9,77	76,5	47,56
Troubles psychotiques	28 949	0,75	74,6	31,56
Dépression et troubles de l'humeur OU Troubles maniaques et bipolaires[2]	77 394	2,02	75,5	24,20
Déficience mentale	4 905	0,13	71,7	43,34
Troubles addictifs	11 964	0,31	72,0	58,59
Troubles psychiatriques débutant dans l'enfance	625	0,02	75,0	39,52
Démences (dont maladie d'Alzheimer)	168 831	4,40	83,7	28,00
Maladie de Parkinson	62 826	1,64	79,3	45,32
Sclérose en plaques OU Paraplégie[2]	9 100	0,24	73,1	36,50
Myopathie ou myasthénie	3 579	0,09	75,3	43,78
Épilepsie	23 773	0,62	77,1	44,97
Maladies respiratoires chroniques	399 920	10,43	76,3	47,37
Maladies inflammatoires chroniques intestinales	15 226	0,40	74,4	47,17
Spondylarthrite ankylosante et maladies apparentées	13 353	0,35	73,4	52,82
Polyarthrite rhumatoïde OU maladies systémiques[2]	67 071	1,75	76,6	25,50
Mucoviscidose	111	0,00	76,5	43,24
Hémophilie ou troubles de l'hémostase graves	4 071	0,11	75,5	44,07
VIH ou SIDA	3 910	0,10	70,5	72,79
Insuffisance rénale chronique terminale	12 258	0,32	75,4	58,48
Maladies du foie ou du pancréas	58 495	1,52	74,4	48,98

[1] Les libellés utilisés sont ceux des variables de la cartographie

[2] Combinaisons de plusieurs algorithmes en une variable unique

2.4 Estimation de l'effet ajusté des prédicteurs sur chacun des deux résultats à prédire

Nous avons modélisé chacun des deux résultats séparément. Pour chaque indice, nous avons estimé l'effet de l'âge, du sexe et des pathologies spécifiquement retenues pour l'indice sur le résultat à prédire correspondant.

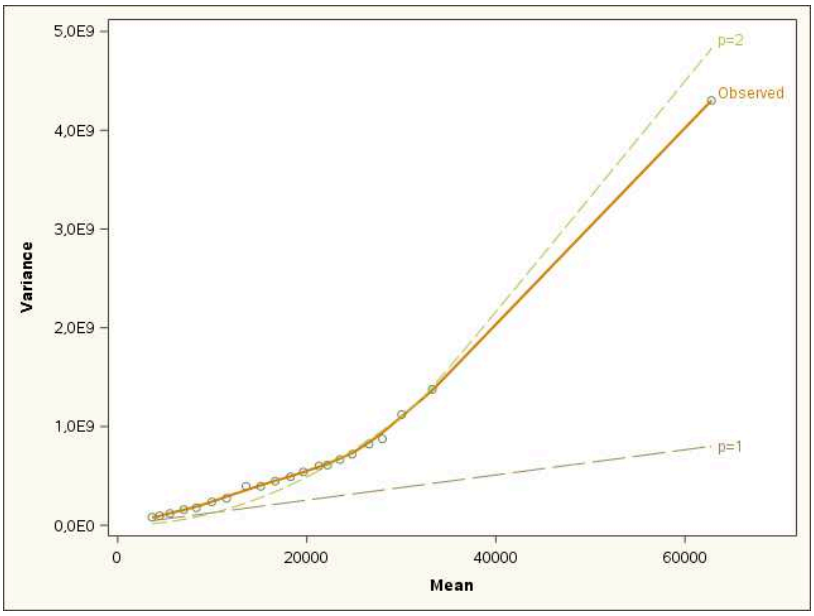
• **Indice MRMI** : modèle logistique pour estimer l'effet ajusté de chaque prédicteur sur la probabilité d'être décédé à la fin de la période des deux ans de suivi.

• **Indice ERMI** : modèle GLM avec fonction de lien logistique et distribution Gamma pour estimer l'effet ajusté de chaque prédicteur sur la dépense remboursée moyenne au cours des deux années de suivi.

Pour modéliser les dépenses, nous avons appliqué la stratégie de sélection du modèle le plus approprié décrite dans la section dédiée en Annexe (pages 171-178). Le coefficient d'aplatissement de la distribution était compatible avec une modélisation GLM. Conformément aux estimations du paramètre λ, présentées dans la Figure 5, nous avons choisi un modèle GLM avec fonction de lien logarithmique et distribution Gamma.

Figure 5. Estimation du paramètre λ par régression et par méthode graphique, dans la population d'élaboration des indices

Valeur estimée du paramètre λ : 1,88



Lecture du graphique : Dans la population d'élaboration des indices, la relation entre variance et moyenne observée dans les données (courbe orange), est proche de la relation correspondant à un modèle GLM avec distribution Gamma, pour lequel la valeur de λ est égale à 2 (λ noté p sur ces graphiques)

2.5 Conversion des coefficients estimés en poids pour le calcul des deux indices

Pour aboutir à une mesure synthétique unique pour chacun des deux résultats à prédire, il faut définir une règle permettant de calculer les indices à partir des effets estimés pour chaque prédicteur. Nous avons choisi une méthode proposée dans le cadre des études Framingham sur la prédiction du risque clinique de maladie coronaire [3], où un point d'indice correspond à l'effet de 5 années supplémentaires d'âge. Pour cela, nous avons recodé la variable de l'âge avant de l'inclure dans les modèles, puis nous avons divisé le coefficient estimé pour chaque prédicteur par le coefficient estimé pour l'âge. Ainsi, le coefficient de l'âge, qui reflète l'effet de 5 années supplémentaires après recodage, vaut par construction 1 et les coefficients des autres prédicteurs sont « normalisés » sur celui de l'âge.

Cette méthode a l'avantage de donner de la lisibilité et du sens à l'effet des pathologies sur chacun des deux résultats à prédire et de faciliter la comparaison des effets spécifiques sur la mortalité ou sur les dépenses. De plus, en utilisant les coefficients estimés par les modèles plutôt que les odds ratios pour affecter les poids, le calcul d'un score individuel par addition des poids affectés aux pathologies dont l'individu est atteint est mathématiquement valide, puisque le caractère additif est préservé [77,78]. Les coefficients estimés pour chaque prédicteur sont disponibles pour que des méthodes alternatives de pondération soient évaluées et nous revenons sur ce point dans la discussion de nos résultats.

2.6 Analyses de robustesse des poids affectés aux prédicteurs

Nous avons évalué la stabilité des poids affectés pour chaque indice par deux séries d'analyses.

• Pour prendre en compte les potentielles interactions entre chaque pathologie et l'âge ou le sexe, nous avons appliqué, pour chaque indice, la même méthodologie d'affectation des poids à des modèles avec les pathologies sélectionnées et 10 variables indicatrices croisées pour l'âge et le sexe (par exemple, femme âgée de 65 à 69 ans ; homme âgé de 65 à 69 ans ; femme âgée de 70 à 74 ans ; homme âgé de 70 à 74 ans).

• Pour prendre en compte les potentielles interactions entre pathologies, nous avons appliqué, pour chaque indice, la même méthodologie d'affectation des poids à des modèles avec les pathologies sélectionnées et des termes d'interaction pour les associations de pathologies les plus fréquentes. Six termes d'interaction ont été ajoutés : entre diabète et maladie coronaire ;

diabète et maladies respiratoires chroniques ; insuffisance cardiaque ou troubles du rythme ou maladie valvulaire et maladie coronaire ; diabète et insuffisance cardiaque ou troubles du rythme ou maladie valvulaire ; diabète et cancers sous surveillance ; maladies respiratoires chroniques et insuffisance cardiaque ou troubles du rythme ou maladie valvulaire.

Pour l'indice ERMI, nous avons aussi évalué la stabilité des poids en prenant en compte de différentes manières les décès survenus au cours du suivi. Nous avons appliqué la même méthodologie d'affectation des poids : en ajoutant au modèle une variable indiquant si la personne était décédée au cours de la 1ère année, de la 2e année ou non décédée ; en pondérant le montant total des dépenses remboursées pour les individus décédés par le nombre de mois de suivi jusqu'au décès ; puis en calculant les poids sur un modèle prédictif des dépenses à un an.

2.7 Validation des performances prédictives

Nous avons évalué la performance prédictive des deux indices dans la population de validation. Les valeurs de chacun des deux indices ont été calculées pour tous les individus en fonction de leur âge, leur sexe et des pathologies identifiées, puis les performances prédictives des indices ont été évaluées par des modèles prédictifs de la mortalité ou des dépenses à deux ans avec l'indice correspondant comme unique prédicteur.

L'approche générale pour évaluer la performance des modèles est de comparer les prédictions des modèles aux observations, soit de manière globale, soit au sein de groupes définis.

Pour évaluer la performance globale de l'indice MRMI, nous avons mesuré la discrimination par la statistique de concordance (c-statistic, équivalent à l'aire sous la courbe ROC). Cette mesure traduit la capacité du modèle à distinguer les observations pour lesquelles l'évènement à prédire va survenir des observations pour lesquelles l'évènement ne va pas survenir. Parmi l'ensemble des paires [observation avec évènement – observation sans évènement] dans une population, la concordance quantifie les paires pour lesquelles la probabilité prédite pour l'observation avec l'évènement est supérieure à la probabilité prédite pour l'observation sans l'évènement. Il s'agit d'une mesure basée sur le rang des prédictions mais qui ne reflète pas la distribution des prédictions. Par exemple, un modèle où la probabilité prédite pour les observations avec évènement est de 0.66 et où la probabilité prédite pour les observations sans

évènement est de 0.65 ne sera pas distingué d'un modèle où ces probabilités sont de 0.70 et de 0.40 respectivement : ils auront tous les deux une discrimination parfaite [79,80]. C'est pour cela que les prédictions sont aussi comparées aux observations au sein de sous-populations définies (calibration, décrite ci-dessous). La concordance peut varier de 0,5 (pas de discrimination, le modèle n'est pas plus performant que le hasard) à 1 (discrimination parfaite). On considère habituellement que la performance prédictive est bonne à partir d'une valeur de 0,700 et très bonne à partir d'une valeur de 0,800.

Pour évaluer la performance globale de l'indice ERMI, nous avons mesuré la part de la variance totale des dépenses expliquée par l'indice, à travers le coefficient de détermination ou R^2**,** adapté à la modélisation GLM et calculé comme suit :

$$R^2 ajusté = 1 - \frac{Déviance\ du\ modèle\ avec\ l'indice\ de\ morbidité}{Déviance\ du\ modèle\ vide}$$

On parle parfois de « pseudo-R^2 » pour le distinguer du coefficient de détermination des modèles linéaires classiques et on le qualifie « d'ajusté » parce qu'il prend en compte le nombre de degrés de liberté des modèles. Dans les deux types de modèles, linéaire et GLM, la fraction reflète la part de variabilité de la variable dépendante qui n'est pas expliquée par le modèle (calculée à travers les sommes des carrés dans un modèle linéaire ou à travers la déviance dans un modèle GLM) et le coefficient R^2 quantifie donc la part de variabilité totale expliquée par le modèle évalué.

Nous avons aussi mesuré la discrimination et le coefficient R^2 dans 10 échantillons aléatoires au 1/10^e de la population de validation. Par rapport à la mesure des performances sur l'ensemble de la population de validation (établie par répartition aléatoire de la population d'étude en deux populations, méthode de « random-split »), évaluer la performance moyenne sur 10 échantillons aléatoires au 1/10^e (méthode de « cross-validation ») permet de vérifier que la performance n'est pas surestimée par une trop forte adéquation du modèle aux données (notion de « overoptimism » [81]).

Pour évaluer la calibration de chacun des indices, nous avons comparé les prédictions et les observations parmi les individus avec les mêmes valeurs pour l'indice MRMI et parmi les individus avec les mêmes valeurs pour l'indice ERMI. Cette approche est similaire au test de Hosmer-Lemeshow qui compare les prédictions et les observations en classant la population

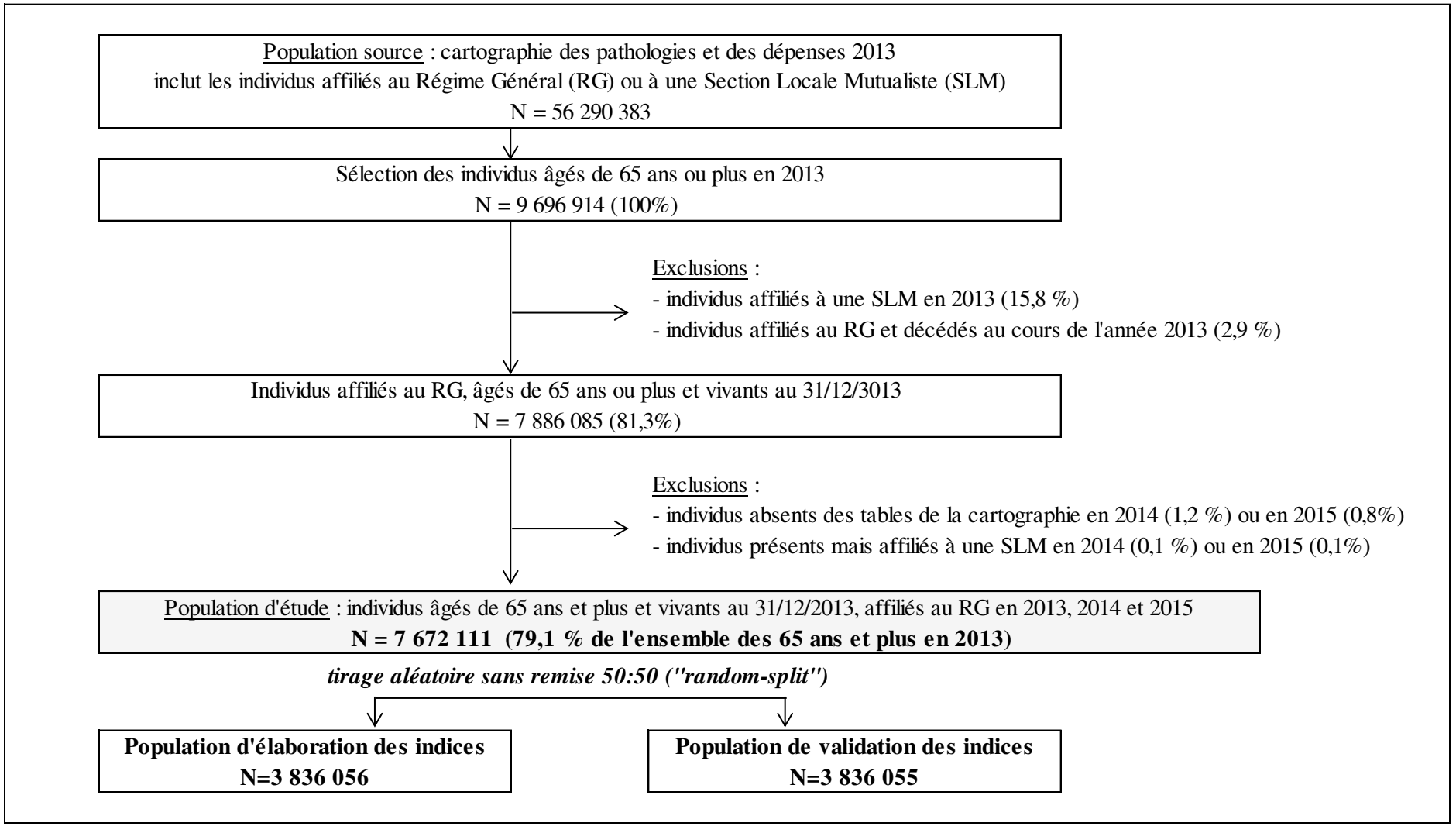
d'étude en quantiles selon le risque prédit par le modèle. Ce test est cependant peu adapté aux populations de très grande taille [82] et la comparaison au sein d'individus de même score est la mesure de calibration habituellement utilisée [55,83].

2.8 Déterminants de la performance prédictive et comparaison avec d'autres indices de morbidité

Pour évaluer l'apport des indices MRMI et ERMI, nous avons aussi mesuré les performances prédictives des indices de morbidité les plus utilisés dans les études en santé publique. Différentes versions de l'indice de Charlson ont été calculées parmi la population de validation : l'indice princeps [7], la version avec prise en compte de l'âge [49] qui est la plus discriminante pour la prédiction de la mortalité à 1 an dans le SNDS selon une étude récente [52] et la version adaptée à la prédiction des dépenses [53]. Nous avons aussi calculé l'indice proposé par van Walraven basé sur les pathologies identifiées par Elixhauser [55]. Bien que les pathologies d'Elixhauser aient été sélectionnées pour prédire des résultats à court terme, notamment la mortalité intra-hospitalière comme mentionné en introduction, il a été montré que leurs adaptations en indices étaient plus performantes que les indices de Charlson pour la prédiction de la mortalité à plus long terme, avec trois mois et jusqu'à plusieurs années de suivi [84].

Afin d'illustrer les déterminants de la performance prédictive et d'évaluer l'importance de choisir un indice en fonction des objectifs de l'étude, nous avons mesuré la performance globale de l'ensemble des indices ainsi que de modèles incluant uniquement l'âge et le sexe pour prédire chacun des deux résultats : la mortalité et les dépenses remboursées à deux ans.

Figure 6. Diagramme de sélection de la population d'étude



3. Résultats : élaboration et validation interne des indices MRMI et ERMI

3.1 Description de la population d'étude

Le Tableau 5 présente les résultats observés dans l'ensemble de la population d'étude par classe d'âge. L'âge moyen parmi les 7 672 111 individus inclus est de 75,3 ans, 14,6% de la population est âgée de 85 ans ou plus et 59,3% sont des femmes. La mortalité observée à deux ans est de 7,2% et augmente de manière linéaire avec l'âge, passant de 2,3% pour les individus âgés de 65 à 69 ans à 28,9% pour les individus de 90 à 94 ans. La dépense moyenne remboursée sur deux ans est de 10 124 € et augmente aussi de manière linéaire avec l'âge, de 7 392 € entre 65 et 69 ans à 13 994 € entre 90 et 94 ans, avec une variabilité croissante. La dépense moyenne (ainsi que la variabilité) diminue pour les individus les plus âgés, de 95 ans et plus. La distribution des dépenses pour l'ensemble de la population est présentée de manière plus détaillée dans la Figure 7.

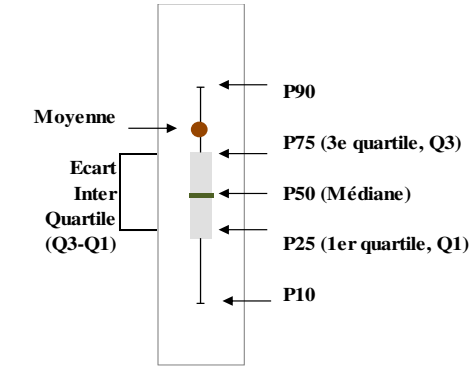
Tableau 5. Résultats observés pour l'ensemble de la population d'étude, par classe d'âge

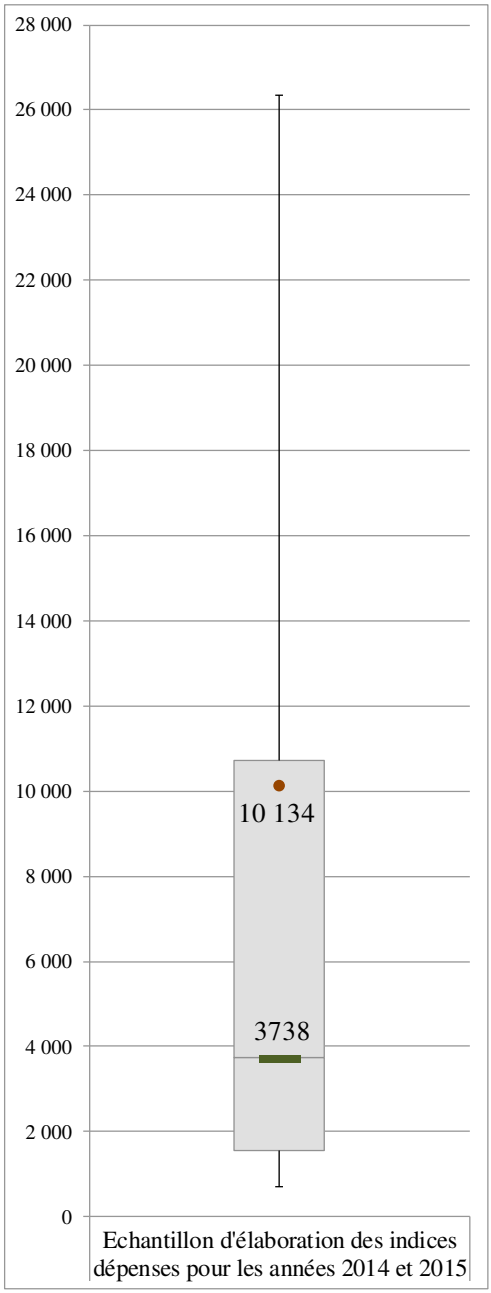
	N	%	% hommes	Mortalité à 1 an (%)	Mortalité à 2 ans[2] (%)	Dépenses à 1 an moyenne	Dépenses à 1 an IQR[3]	Dépenses à 2 ans[2] moyenne	Dépenses à 2 ans[2] IQR[3]
Population d'étude[1]	7 672 111	100	40,7	3,55	7,24	5 074 €	3 799 €	10 124 €	9 165 €
Classes d'âge									
65 à 69 ans	2 309 569	30,1	45,8	1,14	2,32	3 648 €	2 176 €	7 392 €	4 983 €
70 à 74 ans	1 594 682	20,8	44,9	1,67	3,47	4 456 €	2 874 €	9 047 €	6 952 €
75 à 79 ans	1 452 921	18,9	41,2	2,63	5,52	5 326 €	3 868 €	10 747 €	9 499 €
80 à 84 ans	1 199 022	15,6	36,2	4,67	9,73	6 324 €	5 808 €	12 613 €	13 187 €
85 à 89 ans	732 492	9,6	30,6	8,51	17,45	7 155 €	7829 €	13 912 €	15 850 €
90 à 94 ans	320 658	4,2	24,0	14,57	28,87	7 484 €	8 902 €	13 994 €	16 337 €
95 ans ou plus	62 767	0,8	15,9	25,41	46,22	6 959 €	8 493 €	12 103 €	14 385 €

[1] Cohorte aléatoirement répartie en population d'élaboration et population de validation des indices
[2] Les résultats modélisés dans ce chapitre sont la mortalité et la dépense moyenne sur une période de deux ans
[3] Ecart interquartile (Q3-Q1)

Figure 7. Structure des dépenses pour l'échantillon d'élaboration des indices

Légende





La dépense individuelle moyenne sur deux ans (2013-2014) dans l'échantillon d'élaboration des indices est de 10 134 € et la médiane de 3 738 €.

La moitié (48,3%) des dépenses est concentrée parmi les 10% d'individus aux dépenses les plus élevées, les 3% d'individus aux dépenses les plus élevées concentrent 20,0% des dépenses et le dernier percentile représente 12,8% de l'ensemble des dépenses.

Pour faciliter la lecture, nous présentons séparément dans le texte les résultats pour l'indice MRMI et pour l'indice ERMI. Nous avons néanmoins souvent regroupé les deux indices dans les mêmes tableaux et la même figure pour mettre en avant le caractère résultat-dépendant des estimations et pour faciliter l'interprétation de nos résultats sur les performances prédictives. En conséquence, l'ordre de mention des tableaux n'est pas toujours respecté dans le texte et nous prions le lecteur de nous en excuser.

3.2 Prédiction de la mortalité : l'indice MRMI

3.2.1 Estimation des poids

Le modèle d'élaboration de l'indice MRMI est présenté dans le Tableau 6. L'effet des prédicteurs est estimé dans la population d'élaboration des indices. Les poids résultants de notre méthodologie de conversion des coefficients sont nuls pour trois pathologies : la maladie coronaire, les cancers sous surveillance et les maladies inflammatoires chroniques intestinales. Ces pathologies ne rentrent donc pas dans le calcul de l'indice MRMI. Les Odds Ratios (ORs) ajustés vont de 1,34 [IC 95% : 1,31-1,37] pour la variable « dépression et troubles de l'humeur OU troubles maniaques et bipolaires » et 1,36 [1,32-1,39] pour la variable « polyarthrite rhumatoïde OU maladies systémiques », à 3,79 [3,62-3,97] pour l'insuffisance rénale chronique terminale et 4,09 [4,04-4,15] pour les cancers actifs.

Le calcul de l'indice MRMI dans la population de validation (Tableau 9) montre que l'association entre les valeurs de l'indice et la mortalité observée est croissante et monotone, avec une séparation d'environ 45% entre les individus avec la valeur la plus faible (0,5% de mortalité avec le score « 0 ») et ceux avec la valeur la plus élevée (45,1% de mortalité pour les individus avec le score « 9 ou plus »).

3.2.2 Performance prédictive globale et calibration

Les performances prédictives globales, pour l'ensemble des modèles estimés, sont présentées dans le Tableau 8. L'indice MRMI est le plus discriminant pour la prédiction de la mortalité (c-statistic : 0,825 [IC 95% : 0,824-0,826]) et l'indice de Charlson princeps est le moins discriminant (c-statistic : 0,674 [0,673-0,675]). Le modèle avec âge et sexe uniquement est plus discriminant que les mesures n'incluant pas l'âge (indice de Charlson princeps, indice de Charlson adapté aux dépenses et adaptation en indice des pathologies d'Elixhauser). Ces résultats sont stables avec la méthode de « cross-validation » sur 10 échantillons aléatoires.

La calibration de l'indice MRMI est présentée dans le Tableau 9 et comparée à la calibration de l'indice de Charlson avec prise en compte de l'âge dans la Figure 8. L'indice surestime le risque de mortalité pour les valeurs les plus faibles (0, 1 et 2) et pour la valeur la plus élevée (9 ou plus). Pour environ 50% de la population de validation, l'écart entre prédictions et observations est faible (autour de 10%). La comparaison graphique montre que l'indice MRMI est mieux calibré que l'indice de Charlson avec prise en compte de l'âge, qui est la version de l'indice de Charlson la plus performante dans le données du SNDS [52].

3.3 Prédiction des dépenses : l'indice ERMI

3.3.1 Estimation des poids

Le modèle d'élaboration de l'indice ERMI est présenté dans le Tableau 7. L'effet des prédicteurs est estimé dans la population d'élaboration des indices. Le sexe n'est pas associé aux dépenses par notre méthodologie de conversion des coefficients et a une valeur de « 0 ». Pour toutes les pathologies incluses comme prédicteurs, l'effet sur les dépenses est au moins deux fois plus important que l'effet de 5 années d'âge supplémentaire. L'effet est le plus élevé pour l'insuffisance rénale chronique terminale, l'infection par VIH ou le SIDA et pour la variable « Sclérose en plaques OU Paraplégie ».

Le calcul de l'indice ERMI dans la population de validation (Tableau 9) montre que l'association entre les valeurs de l'indice et la dépense moyenne est croissante et monotone avec une augmentation d'un facteur 10 entre les dépenses des individus avec la valeur la plus faible (3 632 € avec le score « 0 ») et celles des individus avec la valeur la plus élevée (35 439 € avec le score « 15 ou plus »).

3.3.2 Performance prédictive globale et calibration

Les performances prédictives globales, pour l'ensemble des modèles estimés, sont présentées dans le Tableau 8. L'indice ERMI explique la part de variance des dépenses la plus importante (21,8% de la variance totale). Pour l'ensemble des autres indices, les performances sont assez proches et nettement inférieures, allant de 12,1% à 15,4%. L'âge et le sexe expliquent 3,4% de la variance des dépenses individuelles. Ces résultats sont stables avec la méthode de « cross-validation » sur 10 échantillons aléatoires.

La calibration de l'indice ERMI est présentée dans le Tableau 9 et comparée à la calibration de l'indice de Charlson adapté aux dépenses dans la Figure 8. L'écart entre prédictions et observations est faible (autour de 10%) pour la plupart des valeurs (pour plus de 95% de la

population de validation) et l'indice surestime les dépenses pour les valeurs élevées (12, 13 et 14). La comparaison graphique montre que l'indice ERMI est mieux calibré que l'indice de Charlson adapté aux dépenses.

Tableau 6. Modèle logistique pour la mortalité à deux ans, population d'élaboration des indices

Prédicteurs[1] (p)	coefficients (β)	erreur-type	p[2]	OR	IC 95%	$\beta_p/\beta_{âge}$	poids
Constante	-4,9188	0,0063	***	—	—	—	—
Sexe (référence : hommes)	0,3331	0,0046	***	1,40	1,38-1,41	0,60	1
Âge (variable continue recodée, 1 unité vaut 5 ans)	0,5512	0,0015	***	1,74	1,73-1,74	1	1
Maladie coronaire	0,1899	0,0059	***	1,21	1,20-1,22	0,34	0
Accident vasculaire cérébral	0,4657	0,0079	***	1,59	1,57-1,62	0,84	1
Insuffisance cardiaque OU Troubles du rythme OU Maladie valvulaire	0,6586	0,0050	***	1,93	1,91-1,95	1,19	1
Artériopathie oblitérante du membre inférieur	0,5442	0,0081	***	1,72	1,70-1,75	0,99	1
Diabète	0,327	0,0052	***	1,39	1,37-1,40	0,59	1
Cancers actifs	1,4095	0,0064	***	4,09	4,04-4,15	2,56	3
Cancers sous surveillance	0,2652	0,0064	***	1,30	1,29-1,32	0,48	0
Troubles psychotiques	0,7703	0,019	***	2,16	2,08-2,24	1,40	1
Dépression et troubles de l'humeur OU Troubles maniaques et bipolaires	0,2916	0,013	***	1,34	1,31-1,37	0,53	1
Troubles addictifs	0,9039	0,0291	***	2,47	2,33-2,61	1,64	2
Démences (dont maladie d'Alzheimer)	1,144	0,0065	***	3,14	3,10-3,18	2,08	2
Maladie de Parkinson	0,7896	0,0112	***	2,20	2,15-2,25	1,43	1
Sclérose en plaques OU Paraplégie	0,9998	0,0357	***	2,72	2,53-2,92	1,81	2
Épilepsie	0,5567	0,019	***	1,75	1,68-1,81	1,01	1
Maladies respiratoires chroniques	0,5597	0,0058	***	1,75	1,73-1,77	1,02	1
Maladies inflammatoires chroniques intestinales	0,1153	0,0327	***	1,12	1,05-1,20	0,21	0
Polyarthrite rhumatoïde OU maladies systémiques	0,3046	0,014	***	1,36	1,32-1,39	0,55	1
Insuffisance rénale chronique terminale	1,3326	0,0231	***	3,79	3,62-3,97	2,42	2
Maladies du foie ou du pancréas	0,8703	0,0128	***	2,39	2,33-2,45	1,58	2

[1] Les libellés utilisés sont ceux des variables de la cartographie

[2] *** pour p <.0001

Lecture : Les poids reflètent le risque associé à une augmentation de 5 années de vie (poids de 1). Le coefficient de chaque prédicteur a été divisé par le coefficient de l'âge (0,5512) puis arrondi à l'unité. Ainsi, l'effet ajusté du diabète sur la mortalité à 2 ans est équivalent à l'effet d'une augmentation de l'âge de 5 années ; l'effet de la démence ou de la sclérose en plaque est équivalent à l'effet d'une augmentation de l'âge de 10 années.

Exemple : La valeur de l'indice MRMI pour un homme de 75 ans atteint de diabète et de maladie respiratoire chronique est de 5 (2+1+1+1).

Tableau 7. Modèle GLM pour la dépense moyenne à deux ans, population d'élaboration des indices

Prédicteurs[1] (p)	coefficients (β)	erreur-type	p[2]	$\beta_p/\beta_{âge}$	poids
Constante	8,3037	0,0012	***	–	–
Sexe (référence : hommes)	0,0312	0,0012	***	0,23	0
Âge (variable continue recodée, 1 unité vaut 5 ans)	0,1385	0,0004	***	1	1
Maladie coronaire	0,2762	0,0019	***	1,99	2
Accident vasculaire cérébral	0,4321	0,0029	***	3,12	3
Insuffisance cardiaque OU Troubles du rythme OU Maladie valvulaire	0,4298	0,0018	***	3,10	3
Artériopathie oblitérante du membre inférieur	0,4437	0,003	***	3,20	3
Diabète	0,5348	0,0015	***	3,86	4
Cancers actifs	0,9759	0,0025	***	7,05	7
Cancers sous surveillance	0,2762	0,0019	***	1,99	2
Troubles psychotiques	0,8298	0,0066	***	5,99	6
Dépression et troubles de l'humeur OU Troubles maniaques et bipolaires	0,6633	0,0041	***	4,79	5
Troubles addictifs	0,6497	0,0102	***	4,69	5
Démences (dont maladie d'Alzheimer)	0,338	0,0028	***	2,44	2
Maladie de Parkinson	0,7057	0,0045	***	5,10	5
Sclérose en plaques OU Paraplégie	1,2964	0,0117	***	9,36	9
Épilepsie	0,4292	0,0073	***	3,10	3
Maladies respiratoires chroniques	0,4629	0,0019	***	3,34	3
Maladies inflammatoires chroniques intestinales	0,6177	0,0043	***	4,46	4
VIH ou SIDA	1,4277	0,0178	***	10,31	10
Insuffisance rénale chronique terminale	2,2098	0,0101	***	15,96	16
Maladies du foie ou du pancréas	0,6702	0,0046	***	4,84	5
Scale	*0,8079*	*0,0005*	–	–	–

[1] Les libellés utilisés sont ceux des variables de la cartographie

[2] *** pour p <.0001

Lecture : Les poids reflètent le risque associé à une augmentation de 5 années de vie (poids de 1). Le coefficient de chaque prédicteur a été divisé par le coefficient de l'âge (0,1385) puis arrondi à l'unité. Ainsi, l'effet ajusté du diabète sur la dépense moyenne à 2 ans est équivalent à l'effet d'une augmentation de l'âge de 5 années ; l'effet de la démence ou de la sclérose en plaque est équivalent à l'effet d'une augmentation de l'âge de 10 années.

Exemple : La valeur de l'indice ERMI pour un homme de 75 ans atteint de diabète et de maladie respiratoire chronique est de 9 (2+0+4+3).

Tableau 8. Performance globale de différents indices de morbidité pour la prédiction de la mortalité et des dépenses, population de validation

Indices de morbidité	Performance pour la prédiction de la mortalité[1]	Performance pour la prédiction des dépenses[1]	
	C-statistic [IC 95%] (équivalent à l'aire sous la courbe ROC)	Déviance	Part de variance expliquée[2]
Modèles de référence			
Modèle vide (constante seule)	–	1,8556	–
Modèle avec âge et sexe	0,761 [0,760-0,762]	1,7926	3,4%
Indices prédictifs de la mortalité			
Indice de Charlson princeps[3]	0,674 [0,673-0,675]	1,6250	12,4%
Indice adapté des mesures d'Elixhauser[3]	0,684 [0,683-0,685]	1,6309	12,1%
Indice de Charlson avec âge[3]	0,800 [0,799-0,801]	1,5886	14,4%
MRMI[4]	**0,825 [0,824-0,826]**	1,5701	15,4%
Indices prédictifs des dépenses			
Indice de Charlson adapté aux dépenses[3]	0,681 [0,680-0,682]	1,6148	13,0%
ERMI[4]	0,797 [0,796-0,798]	1,4504	**21,8%**

[1] Évaluée parmi la population de validation par des modèles avec les indices comme unique prédicteur

[2] Calculée comme suit : 1 – (Déviance du modèle à évaluer / Déviance du modèle vide)

[3] Charlson et al 1987 [7] pour l'indice princeps ; Charlson et al 1994 [49] pour la version avec l'âge ; Charlson et al 2008 [53] pour la version adaptée aux dépenses ; van Walraven et al [55] pour l'adaptation en index des mesures de Elixhauser. Ces indices servant de comparateurs ont été calculés en utilisant les codes CIM-10 publiés par Quan et al 2005 [50] et en parcourant l'ensemble des séjours hospitaliers des années 2013 et 2012

[4] Les indices MRMI (Mortality-Related Morbidity Index) et ERMI (Expenditure-Related Morbidity Index) prennent en compte l'effet de l'âge

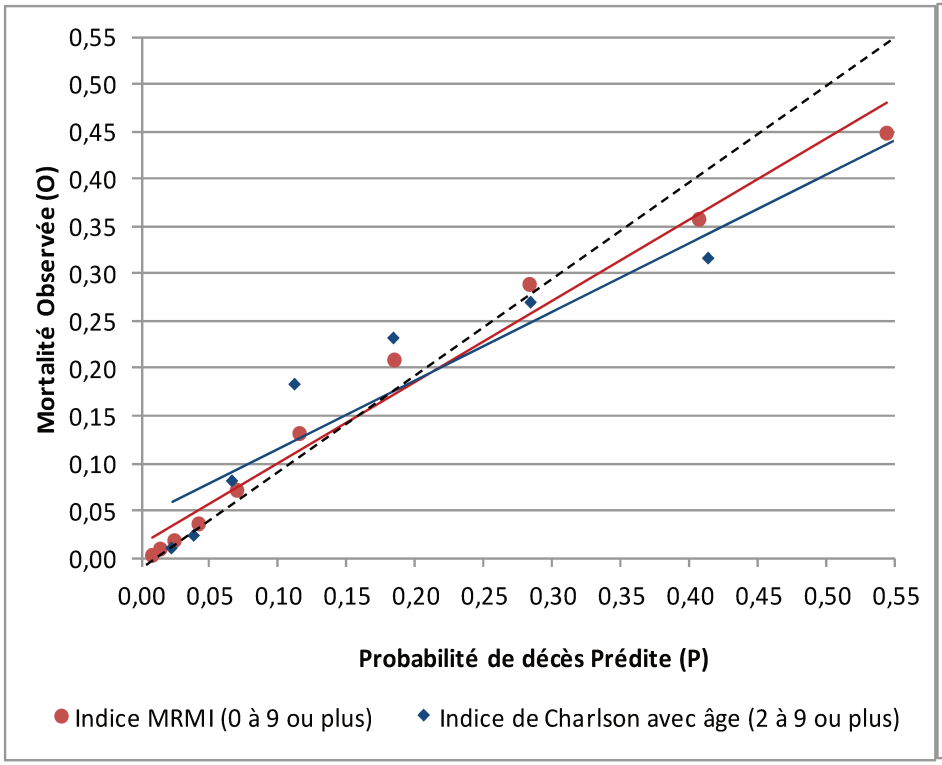
Tableau 9. Calibration des deux indices, population de validation

Indice MRMI (Mortality-related morbidity index)					
Valeurs de l'indice[1]	**n (%)**	**Mortalité Observée (O) à 2 ans (%)**	**IC 95%**	**Probabilité de décès Prédite (P)[2]**	**Ratio P/O**
Population de validation	3 836 055 (100)	7,23	7,21-7,26	—	—
0	434 583 (11,3)	0,51	0,49-0,53	0,80	1,57
1	708 221 (18,5)	1,11	1,08-1,13	1,39	1,25
2	692 993 (18,1)	2,00	1,97-2,04	2,39	1,20
3	623 383 (16,3)	3,84	3,79-3,89	4,10	1,07
4	505 563 (13,2)	7,34	7,27-7,41	6,93	0,94
5	364 266 (9,5)	13,35	13,24-13,46	11,47	0,86
6	233 000 (6,1)	21,10	20,93-21,26	18,41	0,87
7	139 501 (3,6)	29,20	28,96-29,44	28,21	0,97
8	74 499 (1,9)	36,03	35,69-36,38	40,64	1,13
≥ 9	60 046 (1,6)	45,10	44,70-45,50	54,38	1,21
Indice ERMI (Expenditure-related morbidity index)					
Valeurs de l'indice[1]	**n (%)**	**Dépense moyenne Observée (O) à 2 ans (%)**	**Écart Inter Quartile (Q3-Q1)**	**Dépense moyenne Prédite (P)[2]**	**Ratio P/O**
Validation population	3 836 055 (100)	10 116 €	9 155 €	—	—
0	657 802 (17,2)	3 632 €	2 431 €	4105 €	1,13
1	393 384 (10,3)	4 419 €	3 048 €	4783 €	1,08
2	392 353 (10,2)	5 502 €	3 970 €	5574 €	1,01
3	374 199 (9,8)	6 973 €	5 579 €	6495 €	0,93
4	368 519 (9,6)	8 299 €	7 068 €	7568 €	0,91
5	302 341 (7,9)	9 937 €	8 976 €	8819 €	0,89
6	256 022 (6,7)	11 492 €	10 763 €	10277 €	0,89
7	245 454 (6,4)	13 579 €	13 238 €	11976 €	0,88
8	180 416 (4,7)	15 139 €	15 485 €	13955 €	0,92
9	150 962 (3,9)	16 623 €	17 047 €	16262 €	0,98
10	123 368 (3,2)	18 283 €	19 238 €	18949 €	1,04
11	94 304 (2,5)	19 532 €	20 636 €	22081 €	1,13
12	74 043 (1,9)	21 224 €	22 329 €	25731 €	1,21
13	55 849 (1,5)	22 446 €	23 668 €	29984 €	1,34
14	42 482 (1,1)	23 348 €	25 060 €	34940 €	1,50
≥ 15	124 557 (3,3)	35 439 €	33 423 €	40715 €	1,15

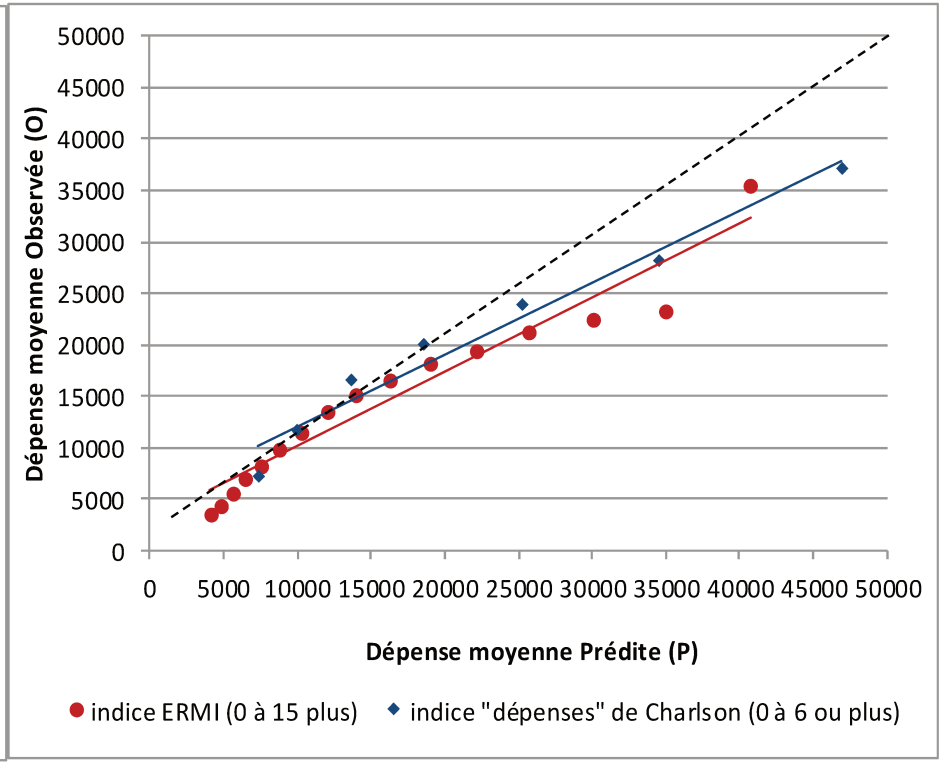
[1] Les valeurs les plus élevées, correspondant à moins de 1% de la population de validation, ont été agrégées
[2] Prédictions d'un modèle avec l'indice comme unique prédicteur, spécifié en variable continue

Figure 8. Calibration des indices MRMI (Mortality-Related Morbidity Index) et ERMI (Expenditure-Related Morbidity Index) et des indices de Charlson adaptés à chaque résultat, population de validation

1a, Calibration des indices MRMI et Charlson avec ajout de l'âge



1b, Calibration des indices ERMI et Charlson adapté aux dépenses



Pour chaque valeur des indices, les résultats observés sont représentés en ordonnées et les prédictions en abscisse, La ligne en pointillés (45°) représente une calibration parfaite (pente de 1), Les droites rouges représentent la calibration des indices MRMI et ERMI et les droites bleues la calibration des indices de Charlson avec prise en compte de l'âge (pour la mortalité, figure de gauche) et adapté aux dépenses (pour les dépenses, figure de droite), Les droites dont la pente est plus proche de celle en pointillés indiquent une meilleure calibration,

3.4 Synthèse des poids pour les deux indices et analyses de robustesse

Les prédicteurs pour les deux indices, avec les poids correspondants, sont présentés dans le Tableau 10. Pour l'indice MRMI, 16 pathologies contribuent au calcul de l'indice, avec des poids pouvant aller de 1 à 3. Pour l'indice ERMI, 19 pathologies contribuent au calcul de l'indice, avec des poids pouvant aller de 2 à 16. On observe que certaines pathologies comme les cancers actifs, la sclérose en plaques ou l'insuffisance rénale chronique terminale ont un effet important aussi bien sur le risque de mortalité que sur les dépenses ; que le poids de certaines pathologies comme les démences est plus important pour la mortalité ; et que d'autres comme les troubles psychotiques ou l'infection par VIH et le SIDA ont un poids plus important sur les dépenses.

Les poids pour l'indice MRMI sont robustes aux analyses de sensibilité effectuées pour prendre en compte les interactions potentielles des pathologies avec l'âge ou le sexe et entre elles. Pour l'indice ERMI, l'ajout d'indicatrices croisées pour l'âge et le sexe ne modifie pas les poids attribués et la prise en compte des pathologies les plus fréquemment associées modifie faiblement l'effet de 3 pathologies sur les 19 : pour ces 3 pathologies, la valeur des poids augmente d'un point après avoir arrondi à l'unité. L'analyse de l'effet sur la mortalité ou sur les dépenses des associations de pathologies est un sujet très important mais n'est pas l'objectif principal de ce travail. Ces analyses de sensibilité ont pour objectif d'évaluer la stabilité des poids pour les deux indices avec la méthodologie d'élaboration choisie.

Pour l'indice ERMI, nous avons aussi évalué la robustesse des poids en prenant en compte les décès survenus au cours du suivi. Après ajustement sur une variable indiquant les décès survenus au cours de la 1ère ou de la 2e année de suivi, les poids de l'indice ERMI ne sont pas modifiés (ils restent inchangés pour 18/19 pathologies). Après pondération des dépenses totales pour les individus décédés par le nombre de mois de suivi jusqu'au décès et après estimation d'un modèle prédictif des dépenses à un an, les poids restent inchangés pour 15 pathologies sur 19. Il ne semble pas y avoir de tendance commune entre ces différentes analyses et les modifications sont surtout l'effet d'arrondir les poids à l'unité. Au total, on peut considérer que les poids de l'indice ERMI sont stables pour être utilisés comme mesure de la morbidité reflétant l'intensité du recours aux soins.

Tableau 10. Prédicteurs et poids correspondants pour les indices MRMI et ERMI

Prédicteurs	Pondération MRMI[1]	Pondération ERMI[1]
Sexe		
hommes	1	—
Âge	***Un poids de 1 correspond à l'effet d'une augmentation de l'âge de 5 années***	
65 à 69 ans	0	0
70 à 74 ans	1	1
75 à 79 ans	2	2
80 à 84 ans	3	3
85 à 89 ans	4	4
90 à 94 ans	5	5
95 à 99 ans	6	6
100 ans ou plus	7	7
Pathologies ou états cliniques[2]		
Maladie coronaire	0	2
Accident vasculaire cérébral	1	3
Insuffisance cardiaque OU Troubles du rythme OU Maladie valvulaire	1	3
Artériopathie oblitérante du membre inférieur	1	3
Diabète	1	4
Cancers actifs	3	7
Cancers sous surveillance	0	2
Troubles psychotiques	1	6
Dépression et troubles de l'humeur OU Troubles maniaques et bipolaires	1	5
Troubles addictifs	2	5
Démences (dont maladie d'Alzheimer)	2	2
Maladie de Parkinson	1	5
Sclérose en plaque OU Paraplégie	2	9
Épilepsie	1	3
Maladies respiratoires chroniques	1	3
Maladies inflammatoires chroniques intestinales	0	—
Polyarthrite rhumatoïde OU maladies systémiques	1	4
VIH ou SIDA	—	10
Insuffisance rénale chronique terminale	2	16
Maladies du foie ou du pancréas	2	5

[1] Indice de mortalité (Mortality-Related Morbidity index) et indice de dépenses (Expenditure-Related Morbidity index)

[2] Les libellés utilisés sont ceux des variables de la cartographie

[3] Les maladies inflammatoires chroniques intestinales et l'infection par VIH ou SIDA n'ont pas été incluses parmi la liste finale des prédicteurs pour l'indice ERMI et MRMI respectivement

4. Discussion : déterminants de la performance prédictive et généralisabilité de nos résultats

Les indices proposés dans ce chapitre sont performants pour prédire la mortalité et les dépenses de soins à deux ans parmi les bénéficiaires du régime général âgés de 65 ans ou plus. L'indice MRMI est plus discriminant et mieux calibré que l'indice de Charlson intégrant l'âge et l'indice ERMI explique une part nettement plus importante de la variance des dépenses totales et est mieux calibré que l'indice de Charlson adapté aux dépenses. L'élaboration conjointe des deux indices en appliquant un cadre méthodologique commun permet de montrer l'importance de choisir un indice en fonction du résultat d'intérêt et de documenter l'effet ajusté spécifique des pathologies sur chacun des deux résultats.

4.1 Déterminants de la performance prédictive

Pour la prédiction de la mortalité, la variabilité de l'âge dans la population d'étude est un facteur important de la performance des modèles. Certaines études présentent des modèles atteignant une discrimination (c-statistic) proche [83] voire supérieure [52,85] à 0,900. De telles performances sont possibles dans des populations incluant l'ensemble des adultes à partir de 18 ans [52,85], où la discrimination de l'âge et du sexe seuls atteint des valeurs proches de 0,900 [52]. Lorsque la population d'étude est composée d'individus âgés de 65 ans ou plus, la discrimination décroît avec la durée de suivi, passant de 0,860 pour la mortalité à 30 jours à 0,788 pour la mortalité à 1 an [83]. La performance de l'indice MRMI est comparablement élevée, parmi des individus âgés de 65 ans ou plus avec moins de variabilité pour l'âge et avec un suivi plus long.

Pour la prédiction des dépenses, la part de variance expliquée est relativement faible et l'information sur la morbidité est un facteur plus important que l'âge pour la performance des modèles. Dans l'étude de mise à jour de l'indice CDS, la prise en compte des pathologies en plus de l'âge et de la couverture assurantielle double la performance prédictive pour les dépenses à 1 an, qui passe de 7% à 14% [57]. Le caractère spécifique ou non de l'indice utilisé pour la prédiction est un autre facteur important de la performance des modèles. Dans une étude comparant différents modèles prédictifs des dépenses à 1 an dans une population d'individus avec hypertension artérielle, l'âge et le sexe expliquaient 2% de la variance totale, les indices élaborés pour prédire la mortalité expliquaient 9% de la variance et les indices spécifiques aux dépenses expliquaient 13% de la variance totale [86]. Pour que la performance prédictive

dépasse les 20% de variance expliquée, les modèles devaient contenir, en plus des indices de morbidité, de l'information sur le recours antérieur aux soins. La performance de l'indice ERMI dépasse aussi les 20% de variance expliquée, en incluant comme prédicteurs exclusivement l'âge et l'information sur la morbidité.

Au total, nos résultats montrent que l'âge est le prédicteur le plus important pour la mortalité à moyen-long terme (2 ans) et que la manière de synthétiser l'information sur la morbidité est également importante, l'indice MRMI étant plus performant que l'indice ERMI. Lorsqu'il s'agit de prédire des dépenses ou une autre mesure de l'intensité du recours aux soins, l'utilisation d'un indice spécifique comme le ERMI semble plus adaptée pour prendre en compte la sévérité de l'état de santé.

4.2 Choix méthodologiques dans l'élaboration des indices

La sélection des pathologies à considérer parmi les prédicteurs est une étape importante dans l'élaboration des deux indices proposés dans ce chapitre. Les deux premières étapes de sélection, indépendantes de l'association avec les résultats à prédire, répondent à des considérations générales de validité de contenu, comme mentionné dans la section Méthodes. Pour les étapes liées à l'association de chaque pathologie avec la mortalité ou les dépenses, la taille de la population d'étude et la puissance statistique correspondante rendent inadaptée l'utilisation de seuils de significativité statistique. Plutôt que de considérer uniquement la taille de l'effet de chaque pathologie, nous avons appliqué des critères sur les effectifs ou le nombre d'évènements, pour favoriser la stabilité des modèles lors de potentielles utilisations sur des populations aux effectifs moins importants.

Nous avons justifié dans la section Méthodes le choix de ne pas retenir parmi les prédicteurs les pathologies associées à une diminution du risque de mortalité ou à des moindres dépenses. Il n'existe pas actuellement de démarche communément admise, certains travaux ne retenant pas ce type de pathologies « protectrices » [16,85] et d'autres les incluant dans le calcul des indices en leur affectant des poids négatifs [55,83,87]. L'effet de certaines pathologies sur le risque de décès et leur caractère « protecteur » dépend aussi des populations d'étude et la prévalence de ces pathologies « protectrices » varie plus dans le temps que celle des pathologies associées à une augmentation du risque [74], ce qui pourrait introduire une certaine instabilité dans les indices en cas d'inclusion parmi les prédicteurs. Dans nos analyses, les deux variables

exclues sont les traitements antihypertenseurs et hypolipémiants. Il s'agit des variables les plus fréquemment identifiées dans notre population d'étude, conformément à d'autres travaux de mesure de la polypathologie où l'hypertension artérielle et les dyslipidémies sont parmi les états cliniques les plus fréquents, aussi bien dans le contexte nord-américain [88] ou européen [64,89] que français [90]. Pour les études en milieu hospitalier, certains auteurs estiment qu'il existe un biais de codage sélectif, ces pathologies étant identifiées uniquement en l'absence de pathologies plus lourdes à prendre en charge [54,55]. Ce biais n'est pas présent dans nos analyses où ces variables sont identifiées par la consommation médicamenteuse, mais nous avons mentionné qu'elles sélectionnent quand même des individus en meilleure santé du fait des critères d'exclusion appliqués. Au total, ces considérations ajoutées aux arguments méthodologiques et cliniques exposés dans la section Méthodes nous ont amenés à ne pas inclure ces variables parmi les prédicteurs.

La méthode de conversion des coefficients estimés en poids, pour refléter l'effet de 5 années supplémentaires d'âge, présente l'avantage de rendre les poids lisibles et permet la comparaison de l'effet des différentes pathologies sur la mortalité et sur les dépenses. Pour l'indice MRMI, l'étendue des valeurs affectées aux pathologies est plus restreinte que pour l'indice ERMI, ce qui réduit la variabilité entre pathologies par rapport à la variabilité des coefficients estimés. Nous avons appliqué des méthodes alternatives d'affectation des poids comme la normalisation sur le prédicteur le moins fortement associé au risque de mortalité [55], ou la pondération des coefficients par un même facteur [87]. Les poids résultants conservaient une variabilité entre pathologies un peu plus importante, mais les performances prédictives des indices avec ces poids alternatifs étaient comparables à la performance de l'indice MRMI avec la méthode choisie et nous avons donc conservé les poids présentés dans la section Résultats. La disponibilité des coefficients estimés par chacun des deux modèles (Tableaux 6 et 7) permet aux potentiels utilisateurs des indices d'appliquer la méthode de pondération de leur choix.

4.3 Généralisabilité de nos résultats et limites de nos analyses

L'apport de nos résultats se situe à au moins trois niveaux différents : les pondérations affectées à chaque pathologie, que nous avons discutées ci-dessus ; les coefficients estimés pour chaque prédicteur ; et la liste des pathologies sélectionnées pour chacun des deux modèles prédictifs.

Nous avons estimé les effets des pathologies retenues pour chaque indice sur les résultats à prédire dans une population quasi-exhaustive à l'échelle nationale des individus âgés de 65 ans ou plus, en appliquant des méthodes de validation interne sur plusieurs échantillons différents. Nos résultats sont moins sujets au « overfitting » et pourraient être robustes dans des études de validation externe parmi des populations comparables : individus âgés de 65 ans ou plus, non sélectionnées sur une pathologie index et issus de contextes sociodémographiques et de systèmes de santé similaires au contexte français. De telles études de validation externe pour mesurer la performance prédictive des indices MRMI et ERMI sur des populations différentes sont cependant difficiles à mener. Malgré l'utilisation de codes internationaux standardisés (codes CIM et classification ATC) pour identifier les pathologies, les caractéristiques des algorithmes (combinaison de plusieurs sources de données, recul historique de plusieurs années et population nationale quasi-exhaustive), qui contribuent aux performances prédictives élevées pour les études sur les données du SNDS, rendent ces algorithmes pas simples à reproduire à l'identique sur d'autres bases de données médico-administratives. L'étude des performances est néanmoins possible dans d'autres contextes en utilisant la liste de pathologies retenues pour chaque indice et les poids correspondants, mais en utilisant des manières alternatives d'identifier les pathologies, comme mentionné dans la section Méthodes (notion de « methodologic transportability » [73]).

Malgré les étapes de sélection rigoureuse des prédicteurs pour chacun des deux indices, le choix des pathologies à considérer était contraint par la disponibilité des algorithmes de la cartographie. C'est le cas aussi dans d'autres contextes, par exemple aux Etats-Unis [91] et en Grande Bretagne [64], où les pathologies étudiées pour la mesure de la polypathologie sont déterminées par la disponibilité des données et il n'existe pas de liste consensuelle de pathologies à considérer. Il en résulte une certaine hétérogénéité dans les études de mesure de la sévérité de l'état de santé, en particulier parmi les personnes âgées de 65 ans ou plus et avec une approche « polypathologie », comme le soulignent plusieurs revues de la littérature [45,66]. Certains auteurs proposent des critères de sélection basés sur la fréquence des pathologies [45], sur le recensement des pathologies les plus souvent étudiées [92] ou encore sur les pathologies dont les algorithmes d'identification sont les plus valides [42]. Les pathologies incluses dans les indices MRMI et EMRI répondent à ces différents critères et peuvent contribuer à la définition d'une liste consensuelle pour la mesure de la sévérité de l'état de santé. Des états cliniques fréquemment étudiés dans la littérature, comme l'obésité ou l'ostéoporose [92], ne sont néanmoins pas disponibles parmi les algorithmes d'identification.

Les résultats présentés dans ce chapitre s'appliquent aux indices MRMI et ERMI tels qu'ils ont été validés, en intégrant les pondérations pour l'âge et le sexe. Il est aussi possible de calculer des versions des deux indices en utilisant uniquement les poids pour les pathologies, afin de permettre de les inclure dans des modèles en spécifiant l'âge et le sexe séparément. Nous utilisons ces deux versions des indices MRMI et ERMI dans les applications présentées dans les chapitres suivants.

5. Conclusion

Nous proposons dans ce chapitre deux indices de morbidité différents, adaptés aux études sur les données du SNDS et performants pour prédire la mortalité ou les dépenses de soins à moyen terme. Ces indices peuvent être utilisés comme variables d'ajustement pour prendre en compte la sévérité de l'état de santé, comme variables de stratification pour décrire et comparer des populations ou comme prédicteurs au côté d'autres variables dans des modèles prédictifs ayant comme objectif d'identifier des populations à risque ou de définir des modèles de paiement. Ces exemples d'application font l'objet des chapitres suivants. Nos résultats montrent aussi l'importance de choisir une mesure de morbidité de manière adaptée au résultat d'intérêt, selon qu'il s'agisse de la mortalité ou d'une mesure de l'intensité du recours aux soins. Ils illustrent aussi l'effet spécifique des pathologies étudiées sur la mortalité et sur les dépenses. La validation externe des indices MRMI et ERMI n'est pas facile étant données les spécificités des données du SNDS et de la cartographie, mais les pathologies considérées pour le calcul des indices et les poids correspondants peuvent être utilisés dans des études utilisant des manières alternatives de mesurer la morbidité.

Chapitre 3. Indices de morbidité et identification de populations à risque : le risque de réhospitalisation parmi les patients insuffisants cardiaques

1. Introduction

Nous présentons dans ce chapitre une première application des indices de morbidité MRMI et ERMI : leur utilisation parmi d'autres prédicteurs pour identifier des populations à risque d'évènements de santé indésirables. Comme mentionné dans l'introduction générale, cette utilisation peut permettre d'orienter certaines prises en charge spécifiques vers des populations ciblées, vers les patients qui peuvent potentiellement le plus en bénéficier. Nous étudions le risque de réhospitalisation parmi les individus atteints d'insuffisance cardiaque (IC). Nous commençons par exposer l'intérêt d'étudier les réhospitalisations, en particulier parmi les patients insuffisants cardiaques, puis les utilisations qui sont faites des modèles prédictifs pour prévenir le risque de réhospitalisation, afin de préciser le cadre dans lequel se situent nos travaux. Puis nous présentons l'effet de différents prédicteurs sur le risque de réhospitalisation pour IC, en distinguant la stabilité de l'IC de la sévérité globale de l'état de santé mesurée à travers les indices MRMI et EMRI et en prenant en compte le risque compétitif de décès. Enfin, nous utilisons ces deux variables pour segmenter la population d'étude en groupes de risque et estimer pour chacun l'incidence cumulée de réhospitalisation pour IC au cours du suivi. Les enseignements de nos travaux peuvent informer les programmes actuels de prévention des réhospitalisations proposés par l'Assurance Maladie.

1.1 Les réhospitalisations comme résultat à mesurer

L'intérêt des chercheurs et des décideurs pour les hospitalisations répétées d'un même patient s'est considérablement développé à partir du début des années 80, avec l'instauration du paiement prospectif des séjours hospitaliers par l'assureur public américain Medicare. Les premiers travaux parmi la population des individus âgés de 65 ans ou plus, concernés par cette couverture assurantielle publique, montraient qu'environ un assuré sur quatre était réhospitalisé au bout de 60 jours après la sortie d'un séjour index et près d'un sur deux l'était au bout d'un an de suivi, les réhospitalisations survenant au cours des 60 premiers jours post-sortie représentant 24% de l'ensemble des dépenses hospitalières annuelles de Medicare [93]. Ces

estimations ont été confirmées par des études plus récentes sur les assurés Medicare, qui montrent que les réhospitalisations concernent environ un patient sur cinq au bout de 30 jours après la sortie d'un séjour index et plus de la moitié (56,1%) au bout d'un an [94].

Parallèlement, s'est développée une littérature sur l'utilisation des réhospitalisations comme indicateur de la qualité des soins hospitaliers. Avec l'instauration du paiement à l'activité et le développement des données médico-administratives, cette mesure est devenue facilement disponible d'une part, mais d'autre part potentiellement sujette à des comportements stratégiques de multiplication de séjours hospitaliers rapprochés, pour des prises en charge antérieurement effectuées lors d'un même séjour. Les premières synthèses de la littérature suggéraient que les réhospitalisations non programmées survenant au cours des 30 premiers jours post-sortie étaient un indicateur de moindre qualité des soins intra-hospitaliers [95].

Ainsi, les réhospitalisations se sont imposées ces dernières décennies comme un sujet d'étude important, aussi bien en tant que déterminant majeur des dépenses hospitalières qu'en tant qu'indicateur potentiel de la qualité des soins.

1.2 Le choix de l'insuffisance cardiaque comme pathologie à étudier

Les études nordaméricaines parmi les individus âgés de 65 ans ou plus montrent que l'insuffisance cardiaque est le motif de séjour qui donne le plus fréquemment lieu à une réhospitalisation, devant les causes respiratoires [94]. Après un séjour pour IC, environ 25% des patients sont réhospitalisés au bout de 30 jours [94], environ la moitié au bout de 6 mois [96,97] et plus des deux tiers au bout d'une année [96]. Le motif de réhospitalisation le plus fréquent parmi les patients insuffisants cardiaques, dans le contexte Medicare mais aussi dans les études françaises, est l'IC [94,98]. En France, le taux annuel de réhospitalisation pour IC parmi les patients insuffisants cardiaques est passé de 15% en 2002 à 20% en 2012 [99].

Le choix de l'IC est par ailleurs adapté à la population parmi laquelle les deux indices ont été élaborés. L'IC est un syndrome clinique traduisant une anomalie de la fonction cardiaque et regroupant différentes formes d'altération des fonctions ventriculaires ou valvulaires et une symptomatologie évocatrice à l'effort ou au repos. Les patients atteints d'IC sont le plus souvent des personnes âgées, avec une histoire relativement longue de pathologies ou situations cliniques considérées comme des facteurs de risque d'IC : maladie coronaire, hypertension

artérielle, diabète ou valvulopathies par exemple [100,101]. Dans les pays les plus développés, il est estimé qu'environ 80% de la prévalence et de la mortalité liée à l'IC concerne des individus âgés de 65 ans ou plus [101]. En France, le taux standardisé (sur l'âge de la population européenne de référence) de patients hospitalisés pour IC est d'environ 245/100 000 habitants, avec un taux de 32/100 000 pour les patients âgés de moins de 65 ans et de 1 130/100 000 pour les patients âgés de 65 ans ou plus. De même, l'étude des certificats de décès liés à l'IC montre que le taux standardisé de mortalité est de 113,8/100 000 habitants, de 7,6/100 000 avant 65 ans et de 552,2/100 000 pour les individus de 65 ans ou plus [99]. Au cours des dernières décennies, on observe une tendance à la baisse de l'incidence de l'IC, majoritairement liée aux avancées de la prise en charge de la maladie coronaire qui est le principal facteur de risque d'IC, ainsi qu'une baisse de la mortalité parmi les patients atteints d'IC. La prévalence de l'IC continue cependant d'augmenter, les patients sont plus âgés et plus comorbides [101,102] et l'adaptation des stratégies de prise en charge à cette réalité demeure un enjeu important des systèmes de soins.

Ainsi, le choix des individus atteints d'IC est adapté aussi bien à l'étude des réhospitalisations qu'à la mesure de la sévérité globale de l'état de santé.

1.3 L'apport des modèles prédictifs pour la prévention des réhospitalisations

Pour contribuer à réduire les réhospitalisations, un domaine qui a été largement investi est l'identification de prédicteurs et l'élaboration de modèles prédictifs [5]. Ce type de modèles a été particulièrement étudié parmi les patients atteints d'IC [103]. Ils s'inscrivent dans deux cadres distincts, avec des approches différentes pour réduire les réhospitalisations : le cadre de l'ajustement au risque pour comparer les performances hospitalières [104] ; et le cadre de l'identification de patients à risque pour orienter des prises en charge adaptées [105].

1.3.1 Ajustement au risque et comparaisons de performances hospitalières : une approche aux résultats controversés

Cette approche s'intéresse au taux de réhospitalisation à l'échelle d'un établissement, en considérant qu'il s'agit d'une mesure de performance hospitalière et d'un indicateur de la qualité des soins intrahospitaliers. Les modèles prédictifs permettent de calculer les taux de réhospitalisation à 30 jours attendus pour chaque établissement (taux qualifiés aussi de prédits ou d'ajustés) en fonction des caractéristiques incluses comme prédicteurs dans le modèle. La

comparaison entre les taux prédits et les taux effectivement observés permettent de définir des incitations adressées aux établissements, pour qu'ils réduisent ces taux de réhospitalisation. Les incitations peuvent être non monétaires, par la diffusion publique des performances (« public reporting ») comme au Danemark ou au Royaume-Uni ; ou monétaires, par le non-remboursement d'une réhospitalisation trop précoce comme en Allemagne, voire en pénalisant les établissements avec des taux de réhospitalisation supérieurs aux taux attendus, comme aux Etats-Unis [106]. Le programme HRRP de Medicare (Hospital Readmission Reduction Program) combine ces incitations, en diffusant depuis 2010 la performance des établissements et en imposant depuis 2012 des pénalités pouvant atteindre jusqu'à 3% de l'ensemble des recettes hospitalières annuelles. Ces incitations sont néanmoins largement critiquées, pour plusieurs raisons. Premièrement, la validité du taux de réhospitalisation à 30 jours comme indicateur de la qualité des soins hospitaliers est régulièrement contestée. Plusieurs études, aussi bien européennes [107] que dans le contexte du programme HRRP aux Etats-Unis [108] ne trouvent pas de lien entre la conformité avec les recommandations de bonne pratique de la prise en charge des patients atteints d'IC pendant un séjour et le taux de réhospitalisation à 30 jours. Deuxièmement, le contenu des modèles prédictifs servant à définir les taux attendus fait l'objet de débats. De nombreux déterminants de réhospitalisation parmi les patients atteints d'IC qui ne sont pas pris en compte par les modèles d'ajustement actuellement utilisés, sont identifiés et mis en avant par une partie de la communauté clinique et scientifique : comme par exemple la variabilité des pratiques locales [109], la structure de l'offre de soins en ville ou le niveau socioéconomique de la patientèle [110,111][10]. Enfin, les incitations monétaires envers les établissements contenues dans le programme HRRP, sous la forme des pénalités liées aux taux de réhospitalisation à 30 jours, pourraient même avoir des conséquences néfastes à l'échelle individuelle pour les patients atteints d'IC, une étude récente montrant une augmentation de la mortalité à 30 jours [112].

[10] Les débats les plus importants concernent la prise en compte des facteurs socioéconomiques : d'une part, leur inclusion dans les modèles est justifiée par leur association au risque de réhospitalisation ; d'autre part, l'ajustement sur ces facteurs, tout en améliorant la performance prédictive, est susceptible de masquer des différences de qualité selon le niveau socioéconomique et de perpétuer des inégalités sociales dans la prise en charge de l'IC. L'actualité de ces débats est illustrée par un exemple de travaux institutionnels en cours, disponible par ce lien : http://www.nationalacademies.org/hmd/~/media/Files/Activity%20Files/Files/BPH/Epstein.pdf

1.3.2 Identification de populations à risque et ciblage d'interventions préventives : une approche à l'efficacité démontrée

A l'inverse, l'utilisation de modèle prédictifs pour identifier les patients les plus à risque, afin de leur proposer une prise en charge spécifique, semble une approche efficace pour réduire les réhospitalisations. De nombreux essais contrôles randomisés ont étudié l'effet d'interventions associant la préparation de la sortie de l'hôpital et différentes modalités de suivi clinique dès le retour des patients à domicile. Ces prises en charge des patients atteints d'IC, qualifiées de « transitional care interventions », sont efficaces pour réduire le taux de réhospitalisation toutes-causes et de réhospitalisation pour IC mesurés 3 à 12 mois après la sortie, avec potentiellement aussi un effet sur l'amélioration de la qualité de vie et sur la réduction de la mortalité [113–115]. De plus, les essais comportant une comparaison des coûts entre les bras des traitements randomisés montrent que ces interventions sont coût-efficaces : les dépenses évitées par la prévention des réhospitalisations sont supérieures aux coûts d'implémentation de ces interventions [114,115]. La prévention des réhospitalisations à 30 jours a fait l'objet de moins d'essais contrôlés randomisés [115] et il est plus difficile de conclure sur l'effet spécifique d'une intervention préventive, étant donné le caractère complexe et multifactoriel du risque de réhospitalisation. Des études observationnelles à la méthodologie adaptée suggèrent néanmoins que le suivi clinique précoce après la sortie de l'hôpital réduit le risque de réhospitalisation à 30 jours. Dans le contexte français, le recours à un médecin généraliste en ville au cours de la première semaine après la sortie semble efficace [116]. Dans le contexte de Medicare, le suivi médical en ville et les visites infirmières régulières à domicile ne semblent pas efficaces isolément, mais l'association de ces deux modalités de suivi prévient la survenue des réhospitalisations à 30 jours [117].

En France, la modélisation prédictive ne fait pas encore partie des outils utilisés pour la prévention du risque des réhospitalisations. Dans des travaux en cours au dernier trimestre de 2019 et non spécifiques aux patients atteints d'IC, les taux de réhospitalisation commencent à être considérés parmi les indicateurs destinés aux autorités régionales de santé comme mesures de la coordination des soins sur un territoire[11]. Par contre, de nombreux dispositifs d'accompagnement des soignants et des patients insuffisants cardiaques ont été mis en place en collaboration entre les institutions publiques et les sociétés savantes de cardiologie. En 2013, l'Assurance Maladie a proposé un service d'accompagnement du retour à domicile (PRADO)

[11] Un résumé de ces travaux est disponible par ce lien https://solidarites-sante.gouv.fr/soins-et-maladies/qualite-des-soins-et-pratiques/qualite/les-indicateurs/article/re-hospitalisation-coordination

dédié aux patients hospitalisés pour exacerbation d'IC (PRADO-IC). Ce service vise à faciliter la coordination entre la prise en charge hospitalière et le suivi clinique en ville, à travers un conseiller qui soutient le patient et les équipes soignantes dans l'organisation de la prise en charge et qui éventuellement organise aussi un dispositif d'aide à domicile. Une série de documents basés sur les recommandations de la Société Française de Cardiologie (SFC) et validés par la Haute Autorité de Santé (HAS) sont aussi mis à la disposition du patient et des soignants[12]. La HAS a par ailleurs publié en 2012 et 2014 des recommandations de prise en charge et des guides pour le parcours des patients insuffisants cardiaques, basés sur des synthèses des publications scientifiques internationales les plus récentes[13]. L'IC fait aussi partie des pathologies pour lesquelles des travaux sur la « pertinence des soins » sont en cours depuis 2018, en collaboration entre la HAS et le Conseil National Professionnel de Cardiologie (CNP-Cardiologie)[14].

1.4 Les limites des modèles d'identification de populations à risque de réhospitalisation

Les modèles prédictifs présentent actuellement un certain nombre de limites pour être utilisés comme outils d'identification des patients à inclure dans les interventions préventives. Premièrement, la performance prédictive des modèles de réhospitalisation est modérée, avec une discrimination ne dépassant pas 0,60 de c-statistic (mesure de concordance entre prédictions du modèle et observations, équivalente à l'aire sous la courbe ROC, présentée dans le chapitre 2 à la page 67), valeur considérée trop faible pour mettre en place des dispositifs souvent coûteux et potentiellement contraignants pour les patients [103,118]. Ensuite, la plupart des modèles développés pour cet usage contiennent parmi les prédicteurs des informations cliniques ou des résultats d'examens biologiques, disponibles uniquement à travers les dossiers médicaux et pas dans les bases de données médico-administratives [103,119,120]. La validation de tels modèles et leur éventuelle utilisation à l'échelle régionale ou nationale pour orienter les efforts d'implémentation d'interventions préventives en fonction des besoins, suppose que les informations nécessaires soient disponibles dans les bases de données médico-administratives. Une autre limite inhérente à la mesure des performances prédictives est le choix d'un délai fixe

[12] La description détaillée du programme ainsi que les fiches élaborées sont disponibles par ce lien https://www.ameli.fr/medecin/exercice-liberal/memos/prise-en-charge-et-suivi-du-patient/suivi-ville-decompensation-cardiaque

[13] Documents disponibles sur le site de la HAS par ce lien https://www.has-sante.fr/jcms/c_1242988/fr/guide-parcours-de-soins-insuffisance-cardiaque

[14] Une présentation de ces travaux est accessible sur le site de la HAS par ce lien https://www.has-sante.fr/jcms/c_2834027/fr/pertinence-des-soins-en-cardiologie

pour estimer les taux de réhospitalisation prédits, par exemple 60 jours [119] ou 6 mois après la sortie [120]. L'effet des prédicteurs pourrait en effet varier avec la durée du suivi des patients atteints d'IC après la sortie de l'hôpital : certaines caractéristiques ayant par exemple un effet différent au cours des premiers jours de retour à domicile et après plusieurs semaines ou mois de suivi, au cours desquels la pathologie a pu s'aggraver et les besoins de soins des patients évoluer [121]. Enfin, dans une population majoritairement âgée et polypathologique comme le sont les patients atteints d'IC, la mortalité à 1 an est proche de 35% [96,102] et le risque de décès doit être prise en compte. La manière de considérer les décès survenant pendant le séjour index et au cours du suivi est une étape méthodologique importante, puisqu'elle détermine la population considérée comme exposée au risque de réhospitalisation, sur laquelle porte la modélisation [122]. Définir un résultat composite incluant la réhospitalisation ou le décès comme le font de nombreuses études permet de s'affranchir de cette étape, mais limite l'interprétation des résultats, puisque les effets de chaque prédicteur sur le risque de réhospitalisation et sur le risque de décès ne peuvent pas être distingués. En tant qu'évènement qui empêche la réalisation de l'évènement d'intérêt, le décès survenant avant toute nouvelle réhospitalisation pour IC est considéré comme un risque compétitif par rapport au risque de réhospitalisation pour IC. En présence d'un risque compétitif, les analyses de survie classiques surestiment le risque de l'évènement d'intérêt et peuvent biaiser les estimations des effets de chaque prédicteur [123,124].

1.5 Objectifs de ce chapitre : analyser les prédicteurs et quantifier le risque de réhospitalisation parmi les patients insuffisants cardiaques

Les analyses présentées dans ce chapitre ont comme objectif d'étudier le risque de réhospitalisation pour IC parmi les patients insuffisants cardiaques, en répondant au mieux aux différentes limites évoquées précédemment. Plutôt que de proposer une formule d'estimation du risque de réhospitalisation issue d'un modèle prédictif qui viendrait s'ajouter aux modèles existants, nous analysons l'effet spécifique de prédicteurs disponibles dans les données du SNDS sur le risque de réhospitalisation et sur le risque compétitif de décès sans réhospitalisation. Nous nous intéressons en particulier à la distinction entre la sévérité de l'IC, que nous approchons sans utiliser de données cliniques, biologiques ni médicamenteuses et la sévérité globale de l'état de santé, mesurée par les deux indices de morbidité MRMI et ERMI proposés dans le chapitre 1. Pour modéliser le risque de réhospitalisation pour IC et le risque compétitif de décès sans réhospitalisation pour IC, nous faisons appel à des modèles de survie adaptés à la présence de risques compétitifs, qui permettent d'estimer l'incidence cumulée du

risque de réhospitalisation tout au long du suivi de 1 an. Nous quantifions le risque de réhospitalisation pour IC au sein de différents groupes de patients définis à l'aide des deux informations sur la stabilité de l'IC et la sévérité de l'état de santé. Ces analyses illustrent le bénéfice potentiel d'un ciblage des patients les plus à risque lors de l'implémentation des interventions préventives.

2. Données, population d'étude et approche méthodologique

2.1 Sélection de la population d'étude et définition du séjour index

La population source de nos analyses est constituée des individus présents dans les tables de la « cartographie des pathologies et des dépenses » de l'année 2014, affiliés au RG, âgés de 65 ans ou plus et vivants au 31/12/2014. Ces critères de sélection nous permettent de calculer les indices MRMI et ERMI dans une population proche de celle qui a servi à leur élaboration. Nous avons repéré parmi ces individus l'ensemble des séjours de l'année 2015 avec un code CIM-10 I50.x correspondant à l'insuffisance cardiaque (toutes les extensions de la racine I50 : I50.0 pour « insuffisance cardiaque congestive », I50.1 pour « insuffisance ventriculaire gauche » et I50.9 pour « insuffisance cardiaque, sans précision ») comme diagnostic principal (DP) ou diagnostic relié (DR). L'objectif n'est pas de repérer tout marqueur de diagnostic d'IC, mais d'identifier les séjours spécifiquement pour prise en charge de l'IC et c'est pour cela que nous nous sommes limités aux DP et DR pour la définition de la population d'étude. Les codes I50.x sont ceux qui sont le plus souvent utilisés pour repérer l'insuffisance cardiaque à travers les données médico-administratives utilisant la CIM-10 à l'échelle internationale [125] et dont les qualités métrologiques ont été étudiées dans le contexte français par un travail de validation avec retour aux dossiers cliniques [126]. Par rapport à l'ensemble des séjours pour insuffisance cardiaque identifiés en utilisant la liste de codes CIM-10 inclus dans l'algorithme d'identification de la cartographie[15], les séjours comportant un code I50.x en DP ou en DR représentent plus de 96% des séjours identifiés [99].

Pour définir le séjour index, nous avons sélectionné les séjours d'au moins une nuitée, avec provenance du domicile et sortie au domicile ou décès intra-hospitalier. L'exclusion des séjours

[15] La liste des codes CIM-10 inclus dans l'algorithme d'identification de l'insuffisance cardiaque est disponible dans le Tableau 1 (section de présentation de la cartographie) et dans la description des populations d'étude du chapitre 3.

sans nuitée permet d'éviter d'inclure dans la population d'étude les individus admis pour bilan diagnostique programmé en hôpital de jour. L'exclusion des séjours avec transfert permet d'éviter d'inclure les individus adressés en établissement de soins de suite et de réadaptation (SSR) ou en institution (établissement d'hébergement pour personnes âgés dépendantes, EHPAD, par exemple), pour lesquels les déterminants des réhospitalisations sont probablement très spécifiques, étant donné leurs caractéristiques et le suivi clinique particulier dont ils bénéficient. Comme il se peut que les patients soient adressés en SSR ou en EHPAD dans les jours suivant un séjour et pas directement, nous avons aussi identifié les patients avec au moins un passage en SSR ou EHPAD pendant le suivi pour effectuer des analyses de sensibilité en prenant en compte cette information dans les modèles.

Le premier séjour de l'année 2015 répondant à ces critères a été défini comme séjour index. Le détail des différentes étapes de sélection et les effectifs correspondants sont présentés dans le diagramme de sélection de la population (Figure 9).

2.2 Résultats à prédire et horizon temporel de la prédiction

Nous avons suivi chaque individu inclus dans la population d'étude pendant 1 an après la date de sortie de l'hospitalisation index. L'évènement d'intérêt est la première réhospitalisation pour IC après la sortie du séjour index, définie comme le premier séjour d'au moins une nuitée avec un code I50.x en DP ou en DR. Les individus décédés avant la fin de la période de suivi et sans réhospitalisation pour IC ont été considérés comme des observations avec évènement compétitif. Ces individus ne sont effectivement plus exposés au risque de réhospitalisation pour IC. Pour compléter la description des résultats, nous présentons aussi la mortalité totale au cours du suivi et la mortalité au cours de la première réhospitalisation pour IC.

Comme analyse de sensibilité, nous avons aussi restreint l'évènement d'intérêt aux réhospitalisations pour IC avec admission urgente (dont le mode d'entrée est un passage par les urgences ou par un service de réanimation).

2.3 Prédicteurs du risque de réhospitalisation

Nous avons considéré parmi les prédicteurs des caractéristiques individuelles, disponibles dès l'admission du séjour index, des caractéristiques du séjour index, disponibles à la sortie de ce séjour et des variables contextuelles, caractérisant le département de résidence des patients suivis.

2.3.1 Caractéristiques individuelles

• **Âge** en classes de 5 ans.

• **Sexe**.

• **Stabilité de l'insuffisance cardiaque** : pour approcher la sévérité de l'IC sans utiliser de données cliniques ou médicamenteuses ni biologiques, nous avons défini une variable de « stabilité » de l'IC en identifiant les séjours pour IC et la présence d'une ALD pour IC sur une période de 36 mois avant la date d'entrée du séjour index. Cette variable en 4 classes est définie comme suit : [pas de séjour pour IC ni ALD pour IC sur la période de 36 mois avant le séjour index : IC incidentes ; pas de séjour pour IC mais présence d'une ALD pour IC : IC qualifiées de « stables », avec prise en charge ambulatoire ; un séjour pour IC (séjours d'au moins une nuitée avec codes I50.x en DP ou en DR) au cours des 12 mois précédant le séjour index : IC qualifiées « d'instables » ; deux séjours pour IC ou plus au cours des 12 mois précédant le séjour index : IC qualifiées de « très instables »] [100].

• **Indices MRMI et ERMI** : comme mentionné dans le chapitre 1, il est possible de calculer chacun des deux indices en utilisant exclusivement les poids des pathologies, afin de permettre d'inclure l'âge et le sexe séparément dans les modèles. Ces versions des indices sont appelées MRMIp et ERMIp. Nous avons donc calculé pour chaque individu les indices **MRMI** et **MRMIp (avec et sans pondérations pour l'âge et le sexe, respectivement)** et les indices **ERMI et ERMIp (avec et sans pondérations pour l'âge, respectivement)**.

Afin d'utiliser ces indices pour segmenter la population d'étude en groupes de risque de réhospitalisation pour IC et pour pouvoir illustrer ce risque par les courbes d'incidence cumulée, nous avons défini un nombre limité de classes pour chacun des indices. Les classes ont été définies en fonction des effectifs et de l'association de chaque valeur avec la réhospitalisation pour IC, de telle sorte que l'association avec l'évènement d'intérêt soit homogène au sein d'une classe (sans rupture de tendance) et que le nombre d'individus soit au moins égal à 1% de la population d'étude. Les effectifs des classes définies pour les deux versions de chaque indice ainsi que les résultats observés sont présentés dans le Tableau A9 en Annexe. Pour la modélisation des évènements étudiés, nous avons aussi introduit les indices comme variables continues dans les modèles de survie et les résultats sont concordants avec ceux que nous présentons dans ce chapitre.

Nous présentons les résultats en utilisant l'indice ERMIp. Des modèles qui utilisent l'indice MRMIp et aussi l'indice de Charlson pour mesurer la sévérité de l'état de santé sont présentés en Annexe (Tableaux A11 et A12).

2.3.2 Caractéristiques du séjour index

• **Durée du séjour index** : en jours.

• **Passage en unité de soins intensifs (réanimation ou unité de soins intensifs cardiologiques) pendant le séjour index (USI)** : variable binaire (oui / non).

2.3.3 Caractéristiques contextuelles

• **Densité de l'offre de soins à l'échelle départementale** : nous avons pris en compte la densité (/100 000 habitants) de médecins spécialisés en médecine générale et de médecins spécialisés en cardiologie du département de résidence des patients suivis. Ces variables ont été introduites dans les modèles en classes, en définissant les classes de sorte que l'association avec le risque de réhospitalisation pour IC soit homogène au sein de chaque classe (sans rupture de tendance) et que les effectifs soient suffisants.

• **Indice de désavantage ou défavorisation sociale (FDep pour French Deprivation index)** : il s'agit d'une mesure définie à l'échelle communale et synthétisant quatre dimensions du niveau socio-économique : le revenu fiscal médian par unité de consommation, la part de bacheliers parmi la population de 15 ans ou plus, la part d'ouvriers et la part de chômeurs parmi la population active. L'indice permet de prendre en compte l'hétérogénéité du niveau socio-économique sur l'ensemble du territoire métropolitain et est significativement associé à la mortalité [127]. Les valeurs disponibles les plus récentes de l'indice FDep datent de 2013. Les communes ont été classées en quintiles en fonction de leur valeur de 2013 et nous avons affecté à chaque individu la valeur du quintile de sa commune de résidence.

Les caractéristiques contextuelles sont potentiellement des déterminants du risque de réhospitalisation [128] et nous avons ajusté sur ces variables dans les modèles de survie. Nous ne présentons pas cependant les estimations de leur effet, étant donné qu'il s'agit d'information mesurée à une échelle agrégée (départementale ou communale) et non individuelle et que l'interprétation est potentiellement sujette au biais écologique [129].

2.4 Modélisation du risque de réhospitalisation et du risque compétitif de mortalité sans réhospitalisation

Nous avons estimé l'effet de chaque prédicteur sur le délai jusqu'à la première réhospitalisation pour IC, mesuré en jours depuis la sortie du séjour index. La mesure de risque qui nous intéresse est l'incidence cumulée des réhospitalisations pour IC au cours du suivi et l'effet ajusté des différents prédicteurs sur ce risque. En présence de risques compétitifs, l'effet d'un prédicteur sur le risque instantané d'un évènement d'intérêt et son effet sur l'incidence cumulée de cet évènement ne sont pas équivalents comme c'est le cas en l'absence de risques compétitifs. Les modèles de Cox estiment l'effet sur le risque instantané et en présence de risques compétitifs surestiment l'effet sur l'incidence cumulée de l'évènement d'intérêt.

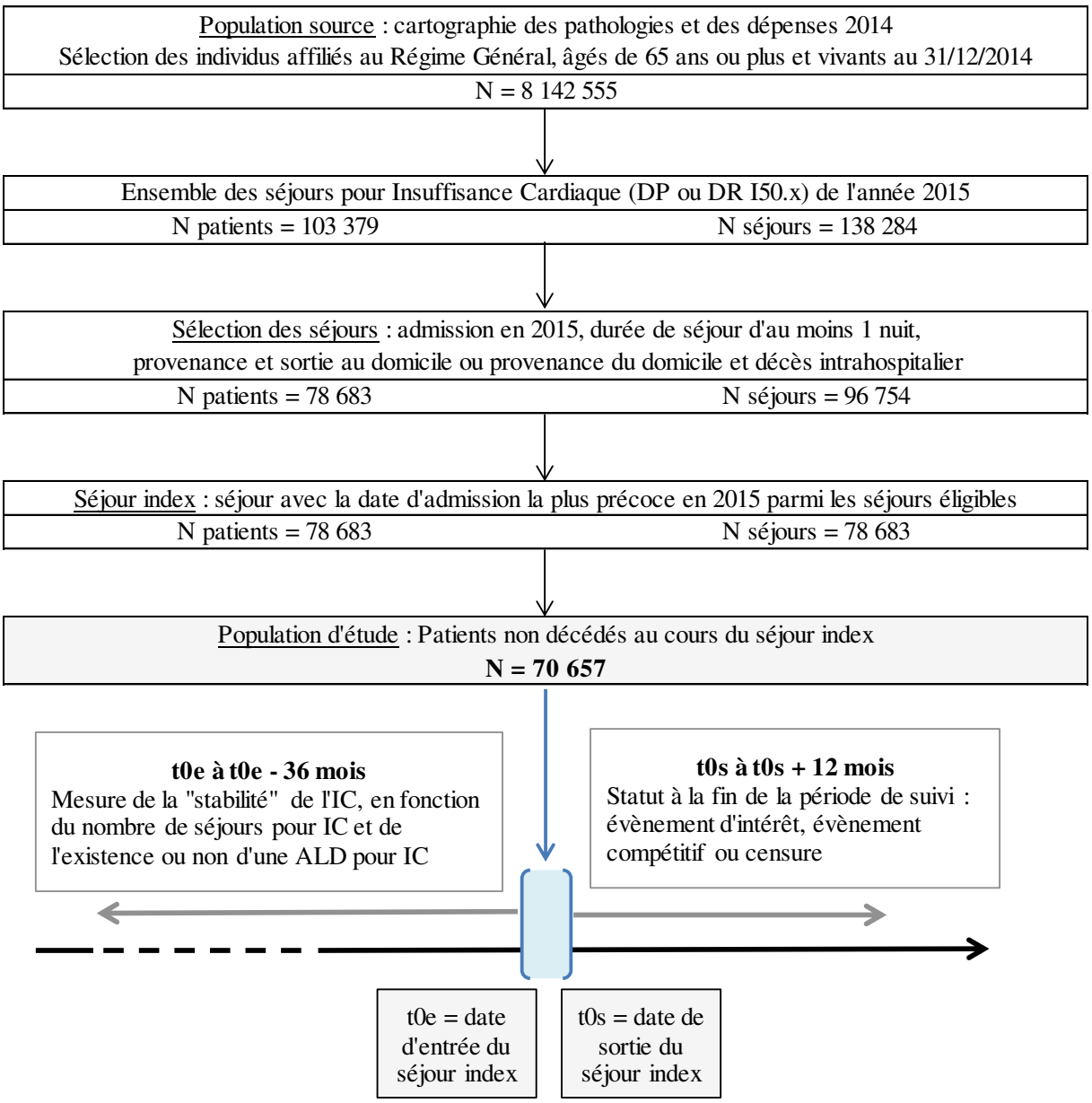
Pour prendre en compte le risque compétitif de décès, nous avons spécifié des modèles de régression de Fine et Gray pour estimer des Hazard Ratios qualifiés de « subdistribution Hazard Ratios » (sdHRs) du risque de réhospitalisation pour IC. Dans cette analyse, la réhospitalisation pour IC est l'évènement d'intérêt, le décès sans réhospitalisation pour IC est l'évènement compétitif et les observations sans aucun des deux évènements sont censurées. L'estimation des sdHRs prend en compte les risques instantanés de l'évènement d'intérêt et aussi de l'évènement compétitif et les sdHRs peuvent être interprétés comme l'effet ajusté des prédicteurs sur l'incidence cumulée de réhospitalisation pour IC. Nous avons aussi spécifié des modèles de régression de Cox pour estimer des Hazard Ratios classiques, qualifiés de « cause-specific Hazard Ratios » (csHRs) de chaque évènement : csHRs du risque de réhospitalisation pour IC (où les décès sans réhospitalisation pour IC sont considérés comme des observations censurées) et csHRs du risque de décès sans réhospitalisation pour IC (où les réhospitalisations pour IC sont considérées comme des observations censurées). L'estimation des csHRs prend en compte uniquement le risque instantané de l'évènement étudié : les csHRs reflètent ainsi l'effet ajusté des prédicteurs sur le risque instantané de réhospitalisation pour IC ou sur le risque instantané de décès sans réhospitalisation pour IC, mais sont des mesures biaisées de l'effet sur les incidences cumulées de chaque évènement [123,130]. La présentation conjointe des sdHRs et des csHRs permet une analyse plus complète de l'effet de chaque prédicteur sur l'évènement d'intérêt : effet direct sur le risque de réhospitalisation pour IC ou effet indirect par l'intermédiaire de l'effet sur le risque de décès et la modification en conséquence de la population exposée au risque de réhospitalisation [131].

Pour tester l'hypothèse des hasards proportionnels nous avons introduit dans les modèles complets (modèle de Fine et Gray et deux modèles de Cox) des termes d'interaction entre chaque prédicteur et la variable temporelle. Vérifier que les rapports des fonctions de hasard sont constants et ne varient pas au cours du temps revient à vérifier qu'il n'existe pas d'interaction significative entre les variables et le temps. La taille de la population d'étude étant associée à une puissance statistique rendant peu pertinents les tests statistiques habituels (quasi-systématiquement significatifs) nous avons aussi évalué graphiquement la proportionnalité par la méthode basée sur les résidus de Schoenfeld.

2.5 Segmentation de la population d'étude en fonction du risque d'évènements indésirables

Nous avons défini des groupes de patients en fonction de la stabilité de l'IC et de la sévérité de l'état de santé mesurée par l'indice ERMIp. Mesurer le risque de réhospitalisation pour IC au sein de ces groupes permet d'illustrer la contribution relative au risque de réhospitalisation pour IC de la stabilité de l'IC et de l'état de santé et de quantifier l'apport de ces informations, disponibles dès l'admission, à l'identification de groupes à risque. Pour chaque groupe défini, nous avons calculé l'incidence cumulée (Cumulative Incidence Function, CIF) et le risque instantané de réhospitalisation pour IC, tout au long de la période de suivi de 1 an.

Figure 9. Diagramme de sélection de la population d'étude et durée de suivi totale pour la définition des prédicteurs et la mesure des résultats



3. Résultats : évaluer le risque de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque

3.1 Description de la population d'étude

Le Tableau 11 présente les caractéristiques de la population d'étude et le statut correspondant à la fin de la période de 1 an de suivi. L'âge moyen parmi les 70 657 individus inclus est de 82 ans, 41% de la population est âgée de 85 ans ou plus et 54% sont des femmes. Environ deux tiers de la population (65,7%) sont des patients insuffisants cardiaques incidents. La durée moyenne du séjour index est de 9 jours avec passage en USI pour environ un quart (24%) des séjours. On observe un gradient dans la distribution de la population, les individus hospitalisés pour IC étant plus fréquemment résidents de territoires socialement défavorisés.

Dans le Tableau 12, les caractéristiques sont présentées en fonction de la stabilité de l'IC et de la sévérité globale de l'état de santé. Les patients atteints d'IC qualifiée de « stable, à prise en charge ambulatoire » (4 399 individus) sont les plus âgés et le plus souvent des femmes, alors que les patients qualifiés de « plus instables » (2 704 individus) sont les moins âgés et majoritairement masculins (83 contre 81 ans de moyenne d'âge et 55,5% contre 52,1% de femmes respectivement). La sévérité de l'état de santé ainsi que la durée du séjour index augmentent avec l'instabilité croissante de l'IC (durée de séjour passant de 8,7 jours pour les patients avec IC incidente à 9,7 jours pour les patients avec IC très instable). Parmi les groupes de sévérité globale de l'état de santé, les individus avec les valeurs de l'indice ERMIp les plus élevées sont les moins âgés et le plus souvent des hommes (79,9 ans en moyenne contre 83 pour les individus aux valeurs les moins élevées et 42,7% de femmes contre 62,2% respectivement). La durée de séjour augmente également avec la sévérité de l'état de santé, passant de 8,3 jours pour les individus avec les valeurs de l'indice ERMIp les moins élevées à 9,2 jours en moyenne pour ceux aux valeurs les plus élevées.

Tableau 11. Caractéristiques de la population d'étude, en fonction du statut à la fin de la période de suivi

	Ensemble de la population d'étude	Statut à la fin de la période de suivi de 1 an		
		Au moins une réhospitalisation pour IC (évènement d'intérêt)	**Décès sans réhospitalisation pour IC** (évènement compétitif)	**Aucun des deux évènements** (censures)
Effectifs	70 657	22 475	12 416	35 766
Suivi médian (en jours)	365	75	97	365
Caractéristiques individuelles				
Sexe (% femmes)	54,0	52,6	54,8	54,6
Âge moyen (% 85 ans ou plus)	81,9 (41,0 %)	81,9 (40,5 %)	84,4 (55,4 %)	80,9 (36,2 %)
Stabilité[1] de l'Insuffisance Cardiaque (IC) (%)				
1 : IC incidente	65,7	53,6	63,6	74,0
2 : IC stable	6,2	6,1	6,6	6,2
3 : IC instable	24,3	33,3	26,0	18,1
4 : IC très instable	3,8	7,0	3,9	1,8
Indice ERMIp[2] moyen	7,2	7,9	7,9	6,6
Indice MRMIp[2] moyen	2,1	2,2	2,4	1,8
Indice de Charlson[3] moyen	1,6	2,0	2,0	1,3
Caractéristiques des séjours index				
Durée de séjour moyen (en jours)	8,9	9,2	10,3	8,3
Passage en Unité de Soins Intensifs pendant le séjour index (%)	24,0	24,5	20,5	25,0
Variables contextuelles				
Quintiles de l'indice de défavorisation sociale (%)				
1 (les moins défavorisés)	15,1	15,1	15,0	15,1
2	16,3	16,0	16,7	16,3
3	19,4	18,9	20,4	19,3
4	21,8	21,7	21,4	21,9
5 (les plus défavorisés)	24,9	25,6	23,9	24,9
valeurs manquantes	*2,5*	*2,7*	*2,5*	*2,5*
Densité moyenne de médecins généralistes (/100 000 habitants)	80	80	81	80
Densité moyenne de cardiologues (/100 000 habitants)	6,9	6,9	6,9	6,9

[1] La mesure de la stabilité est détaillée dans le paragraphe décrivant les prédicteurs du risque de réhospitalisation, page 97

[2] Les versions ERMIp et MRMIp des indices ERMI et MRMI sont calculées en utilisant les poids des pathologies uniquement

[3] L'indice de Charlson a été calculé en utilisant les poids actualisés en 2011 par Quan [51]

Tableau 12. Caractéristiques de la population d'étude, en fonction de la stabilité de l'insuffisance cardiaque et de la sévérité globale de l'état de santé

	Ensemble de la population d'étude	Stabilité de l'insuffisance cardiaque[1]				Indice ERMIp[2]				
		1 : IC incidente	2 : IC stable	3 : IC instable	4: IC très instable	1: sévérité minimale	2	3	4	5: sévérité maximale
Effectifs	70 657	46 389	4 399	17 165	2 704	10 075	12 719	18 541	16 174	13 148
Suivi médian (en jours)	365	365	365	212	107	365	365	365	309	246
Caractéristiques individuelles										
Sexe (% femmes)	54,0	54,1	55,5	53,6	52,1	62,2	62,5	55,0	50,2	42,7
Âge moyen	81,9	81,7	83,0	82,2	81,2	83,0	82,6	83,0	81,5	79,9
% 85 ans ou plus	41,0%	39,9%	48,0%	42,6%	37,7%	48,5%	45,4%	44,0%	38,3%	29,8%
Stabilité[1] de l'Insuffisance Cardiaque (IC) (%)										
1 : IC incidente	65,7					97,1	72,8	64,1	55,2	49,7
2 : IC stable	6,2					0	8,9	7,9	6,8	5,4
3 : IC instable	24,3					2,7	16,8	24,7	32,7	37,1
4 : IC très instable	3,8					0,2	1,5	3,3	5,4	7,8
Indice ERMIp[2] moyen	7,2	6,3	7,5	9,2	10,3					
Indice MRMIp[2] moyen	2,1	1,8	2,3	2,6	2,9					
Indice de Charlson[3] moyen	1,6	1,0	1,2	3,0	3,6					
Caractéristiques des séjours index										
Durée de séjour moyen (en jours)	8,9	8,7	9,1	9,3	9,7	8,3	8,8	8,9	9,1	9,2
Passage en Unité de Soins Intensifs pendant le séjour index (%)	24,0	24,7	21,5	22,8	23,5	25,2	24,3	23,0	23,7	24,6

[1] La mesure de la stabilité est est détaillée dans le paragraphe décrivant les prédicteurs du risque de réhospitalisation, page 97
[2] Les versions ERMIp et MRMIp des indices ERMI et MRMI sont calculées en utilisant les poids des pathologies uniquement
[3] L'indice de Charlson a été calculé en utilisant les poids actualisés en 2011 par Quan [51]

3.2 Résultats observés à la fin de la période de suivi

La Figure 10 détaille les résultats observés pour la population d'étude à la fin de la période de suivi de 1 an et le Tableau 13 présente les effectifs cumulés au bout de délais choisis pour les principaux évènements modélisés. Au bout de 1 an, 31,8% des patients sont réadmis pour IC au moins une fois. Parmi ces patients réadmis pour IC, 27,2% (ce qui correspond à 8,6% de la population d'étude) l'ont été au bout de 30 jours après la sortie du séjour index et 55,4% (17,6% de la population d'étude) au bout de 90 jours post-sortie.

La mortalité totale est de 29,2% au bout de 1 an. 17,6% de la population d'étude est décédée sans réhospitalisation pour IC et ces individus sont considérés comme des observations avec évènement compétitif. Les décès survenant au cours d'une réhospitalisation pour IC ou au décours d'une réhospitalisation pour IC (2,6% et 8,9% de la population d'étude respectivement) sont comptabilisés parmi les évènements d'intérêt puisque la réhospitalisation pour IC est le premier évènement à survenir. Pour information et à titre de comparaison avec la littérature nous présentons en Annexe des modèles de Cox classiques pour la mortalité totale et la mortalité au cours de la première réhospitalisation pour IC (Tableau A14), mais ces évènements ne sont pas les évènements d'intérêt de nos analyses.

Figure 10. Synthèse des résultats observés au cours de la période de suivi de 1 an

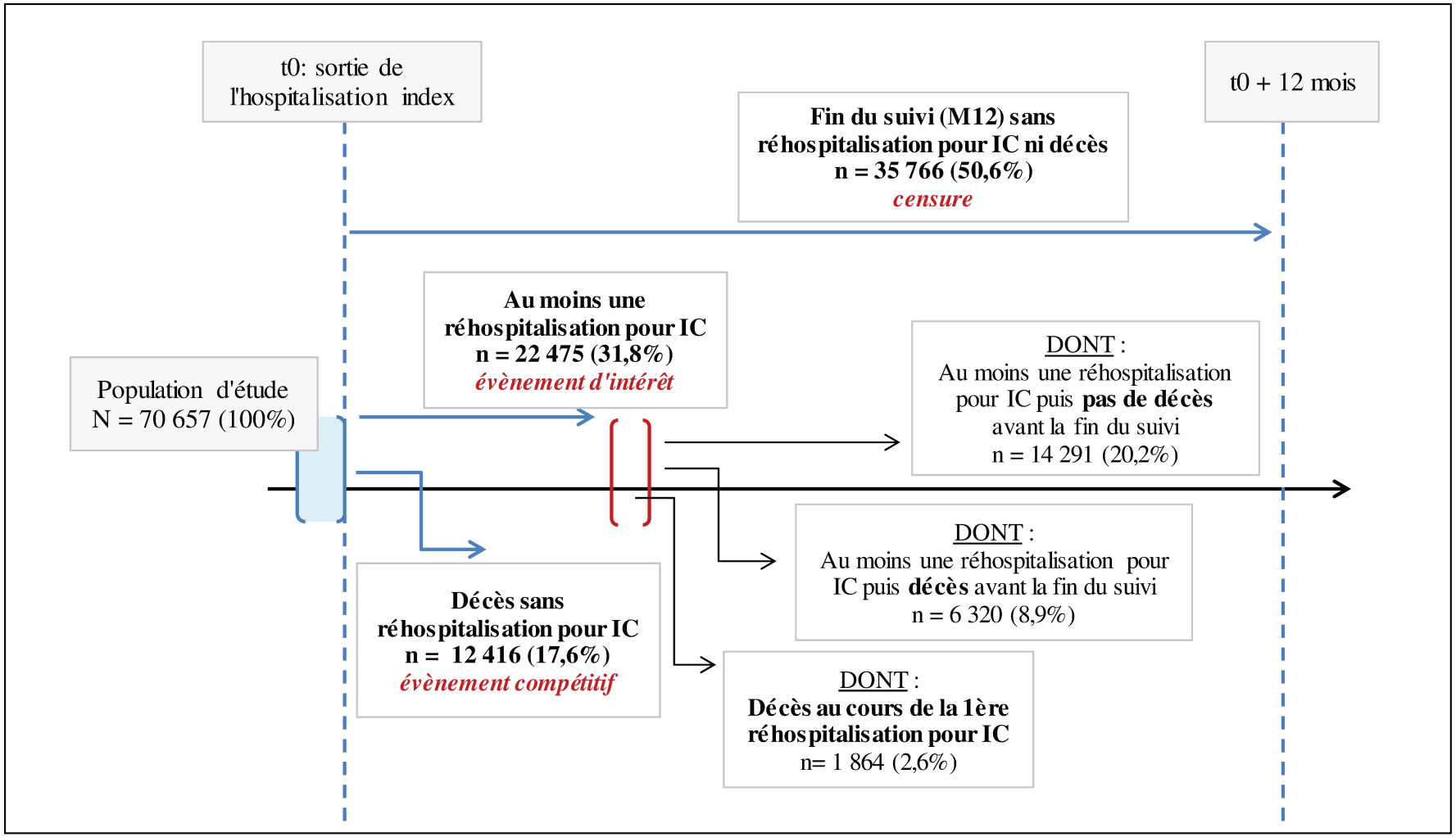


Tableau 13. Effectifs cumulés pour les principaux évènements observés en fonction du délai de suivi

Délai de suivi[1] (en jours)	Au moins une réhospitalisation pour IC (évènement d'intérêt)			Décès sans réhospitalisation pour IC (évènement compétitif)		Mortalité totale	
	N	% parmi population d'étude	% parmi patients réadmis pour IC	N	% parmi population d'étude	N	% parmi population d'étude
7	1 593	2,3	7,1	664	0,9	1 412	2,0
30	6 102	8,6	27,2	2 678	3,8	5 436	7,7
90	12 449	17,6	55,4	5 942	8,4	11 367	16,1
180	16 999	24,1	75,6	8 703	12,3	15 773	22,3
365	22 475	***31,8***	***100***	12 416	***17,6***	20 600	***29,2***

[1] 25%, 50% et 75% des patients réadmis pour IC l'ont été au bout de 27, 75 et 177 jours post-sortie, respectivement

3.3 Prédicteurs du risque de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque

L'effet ajusté des prédicteurs sur le risque de réhospitalisation pour IC est présenté dans le Tableau 14. Les sdHRs (modèle de Fine et Gray) prennent en compte le risque compétitif de décès et reflètent l'effet sur l'incidence cumulée des réhospitalisations pour IC ; les csHRs (modèles de Cox) reflètent l'effet sur le risque instantané de chaque évènement.

Toutes les variables incluses sont significativement associées à l'incidence cumulée de réhospitalisation pour IC. Le prédicteur le plus important est la stabilité de l'IC (sdHRs 2,66 IC95% [2,52-2,81] pour les IC les plus instables par rapport aux IC incidentes). La sévérité de l'état de santé mesurée par l'indice ERMIp et la durée du séjour index ont aussi des effets significatifs quoique moins importants (sdHRs de 1,37 [1,30-1,45] et 1,27 [1,21-1,35] respectivement pour les valeurs les plus élevées). Par rapport au modèle de Cox classique (csHRs de réhospitalisation pour IC), l'effet estimé de l'âge par le modèle de Fine et Gray (sdHRs) est sensiblement réduit et devient même non significatif pour la classe la plus élevée.

La stabilité de l'IC est plus fortement associée au risque instantané de réhospitalisation pour IC qu'au risque instantané de décès sans réhospitalisation pour IC (csHRs de 2,82 [2,68-2,98] et 1,27 [1,15-1,38] respectivement) ; alors qu'inversement, la sévérité de l'état de santé mesurée par l'indice ERMIp est plus fortement associée au risque instantané de décès sans réhospitalisation pour IC (csHRs de 1,46 [1,39-1,54] et 1,91 [1,78-2,04] respectivement). L'âge est très fortement associé au risque instantané de décès sans réhospitalisation pour IC et seulement modérément au risque instantané de réhospitalisation pour IC. L'augmentation de la durée de séjour index est associée à l'augmentation du risque instantané de réhospitalisation pour IC et uniquement les séjours de plus de 10 jours sont associés à une augmentation du risque instantané de décès sans réhospitalisation pour IC. Enfin, le passage en USI pendant le séjour index est associé à une réduction du risque instantané de décès sans réhospitalisation pour IC.

Ces résultats sont stables lorsque les indices sont introduits comme variables linéaires dans les modèles. Les analyses de sensibilité pour prendre en compte une éventuelle admission en SSR ou en EHPAD entre la sortie du séjour index (avec retour au domicile par définition de la population d'étude) et la fin du suivi confirment la stabilité des résultats. Ce cas concerne au total 10 768 individus (15,2% de la population d'étude), dont 8 742 (12,4%) ont été admis en SSR et 3 150 (4,5%) ont été admis en EHPAD (certains individus étant inclus dans les deux

groupes). L'ajout d'une variable binaire identifiant ces individus dans les modèles ou l'exclusion de ces observations ne modifient pas le sens des résultats décrits plus haut.

Dans le modèle de Fine et Gray, les termes d'interaction avec la variable temporelle étaient significatifs pour l'indice ERMIp et pour la variable indiquant un passage en USI pendant le séjour index. Nous avons vérifié graphiquement la proportionnalité des fonctions de hasard par la méthode des résidus de Schoenfeld pour les variables de stabilité de l'IC et pour l'indice ERMIp, dans les deux modèles de Cox. L'association entre les résidus de Schoenfeld et le temps pour ces deux variables était proche d'une droite de régression de pente nulle, ce qui signifie que l'hypothèse de proportionnalité est raisonnable.

Nous présentons en Annexe les mêmes analyses (modèle de Fine et Gray et deux modèles de Cox) en utilisant l'indice MRMIp ou l'indice de Charlson comme mesure de la sévérité de l'état de santé (Tableaux A11 et A12). L'interprétation des résultats ne change pas. On observe néanmoins que les deux indices sont plus fortement associés au risque instantané de décès sans réhospitalisation pour IC que l'indice ERMIp, en accord avec la méthodologie de leur élaboration comme indices prédictifs de mortalité. On observe aussi que les HRs estimés pour l'indice de Charlson sont moins élevés que ceux estimés pour les indices ERMIp et MRMIp et que la durée de séjour est un prédicteur plus fort de l'incidence cumulée de réhospitalisation pour IC que l'indice de Charlson.

Tableau 14. Estimation des hazard ratios pour les prédicteurs de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque (IC), par des modèles de régression de Fine et Gray (subdistribution hazard ratios, sdHRs) et des modèles de régression de Cox (cause-specific hazard ratios, csHRs)

Prédicteurs[1]	Modèle « Subdistribution » (régression de Fine et Gray)		Modèles « Cause-spécifiques » (régressions de Cox)			
	Réhospitalisation pour IC		Réhospitalisation pour IC		Décès sans réhospitalisation pour IC	
	sdHR (IC 95%)	p value	csHR (IC 95%)	p value	csHR (IC 95%)	p value
Sexe (hommes vs femmes)	1,05 (1,02-1,08)	0,0006	1,07 (1,04-1,10)	<,0001	1,16 (1,12-1,21)	<,0001
Âge (70-74 vs 65-69)	1,07 (1,01-1,14)	0,0222	1,08 (1,02-1,15)	0,0113	1,10 (0,99-1,22)	0,0723
Âge (75-79 vs 65-69)	1,09 (1,03-1,15)	0,0022	1,11 (1,05-1,18)	0,0002	1,30 (1,19-1,43)	<,0001
Âge (80-84 vs 65-69)	1,16 (1,10-1,22)	<,0001	1,21 (1,15-1,28)	<,0001	1,56 (1,44-1,71)	<,0001
Âge (85-89 vs 65-69)	1,12 (1,06-1,18)	<,0001	1,22 (1,16-1,29)	<,0001	2,23 (2,05-2,42)	<,0001
Âge (90-94 vs 65-69)	1,09 (1,03-1,16)	0,004	1,25 (1,18-1,33)	<,0001	3,28 (3,00-3,57)	<,0001
Âge (>=95 vs 65-69)	0,98 (0,88-1,08)	0,6141	1,20 (1,08-1,32)	0,0003	4,68 (4,18-5,20)	<,0001
Stabilité de l'IC[2] (2 vs 1)	1,20 (1,13-1,27)	<,0001	1,20 (1,14-1,27)	<,0001	1,00 (0,93-1,07)	0,8981
Stabilité de l'IC[2] (3 vs 1)	1,76 (1,71-1,82)	<,0001	1,80 (1,75-1,86)	<,0001	1,11 (1,06-1,15)	<,0001
Stabilité de l'IC[2] (4 vs 1)	2,66 (2,52-2,81)	<,0001	2,82 (2,68-2,98)	<,0001	1,27 (1,15-1,38)	<,0001
Indice ERMIp[3] (3-4 vs 0-2)	1,15 (1,09-1,21)	<,0001	1,16 (1,10-1,22)	<,0001	1,11 (1,03-1,18)	0,0043
Indice ERMIp[3] (5-7 vs 0-2)	1,24 (1,18-1,31)	<,0001	1,28 (1,22-1,35)	<,0001	1,35 (1,27-1,44)	<,0001
Indice ERMIp[3] (8-11 vs 0-2)	1,29 (1,23-1,36)	<,0001	1,34 (1,28-1,42)	<,0001	1,51 (1,42-1,61)	<,0001
Indice ERMIp[3] (>=12 vs 0-2)	1,37 (1,30-1,45)	<,0001	1,46 (1,39-1,54)	<,0001	1,91 (1,78-2,04)	<,0001
Durée du séjour index (3-4 vs 1-2 jours)	1,17 (1,10-1,24)	<,0001	1,14 (1,07-1,21)	<,0001	0,87 (0,80-0,95)	0,0008
Durée du séjour index (5-9 vs 1-2 jours)	1,25 (1,19-1,32)	<,0001	1,24 (1,18-1,31)	<,0001	1,02 (0,95-1,09)	0,5308
Durée du séjour index (>=10 vs 1-2 jours)	1,27 (1,21-1,35)	<,0001	1,34 (1,27-1,41)	<,0001	1,50 (1,39-1,60)	<,0001
USI pendant séjour index (oui vs non)	1,04 (1,01-1,07)	0,0238	1,03 (1,00-1,06)	0,0845	0,90 (0,85-0,93)	<,0001

[1] Les modèles sont ajustés sur les variables contextuelles : quintiles de défavorisation sociale, densités départementales de médecins généralistes et de cardiologues

[2] La mesure de la stabilité est détaillée est détaillée dans le paragraphe décrivant les prédicteurs du risque de réhospitalisation, page 97

[3] Les versions ERMIp et MRMIp des indices ERMI et MRMI sont calculées en utilisant les poids des pathologies uniquement

3.4 Identification des groupes de patients les plus à risque de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque

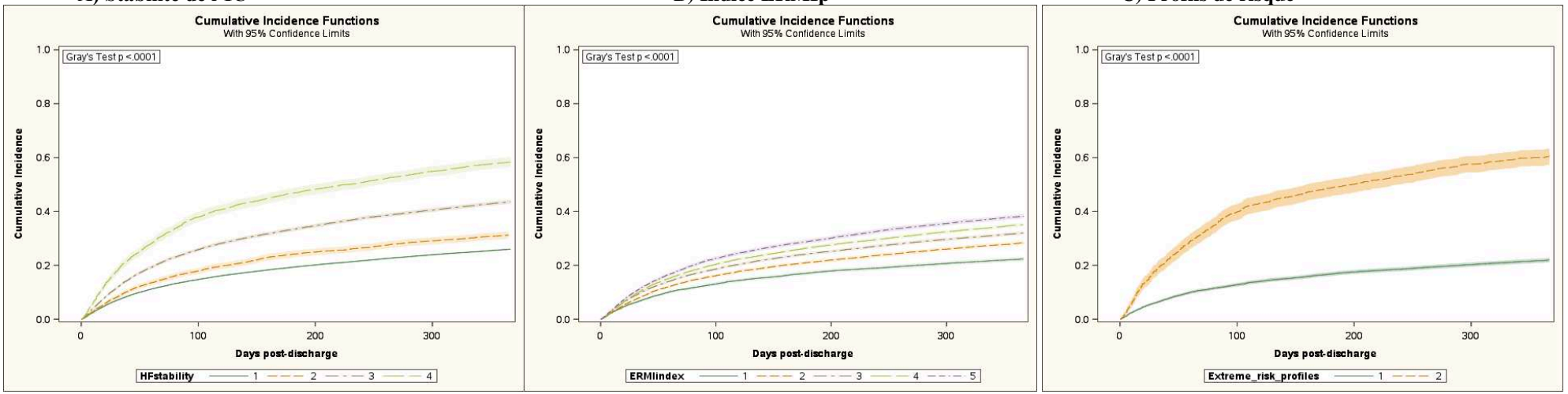
La Figure 11 rassemble une série d'analyses décrivant l'incidence cumulée et le risque instantané de réhospitalisation pour IC tout au long du suivi pour différents groupes de patients. Les Figures A et A' concernent les différents niveaux de stabilité de l'IC ; B et B' concernent les différents niveaux de sévérité de l'état de santé mesuré par l'indice ERMIp ; C et C' concernent des profils de risque définis en combinant ces deux variables : patients avec IC incidente et valeurs les plus faibles de l'indice ERMIp et patients avec IC très instable et valeurs les plus élevées de l'indice ERMIp.

Au bout d'un an de suivi, l'écart entre les incidences cumulées de réhospitalisations pour IC au sein des groupes de stabilité de l'IC est d'environ 32% (26,0% contre 58,3%) et d'environ 16% au sein des groupes de valeurs de l'indice ERMIp (22,3% contre 38,2%). En combinant ces deux informations, on atteint une séparation d'environ 40% du risque de réhospitalisation pour IC entre les groupes (21,9% contre 60,4%). Pour le groupe avec l'incidence cumulée la plus élevée, on note trois périodes différentes dans l'évolution du risque instantané de réhospitalisation pour IC : une période initiale où le risque instantané est le plus élevé, qui s'étend approximativement sur les 3 premiers mois après la sortie du séjour index, une période d'environ 6 mois où le risque instantané reste relativement stable, puis une nouvelle augmentation au cours des 3 derniers mois de suivi (Figure C').

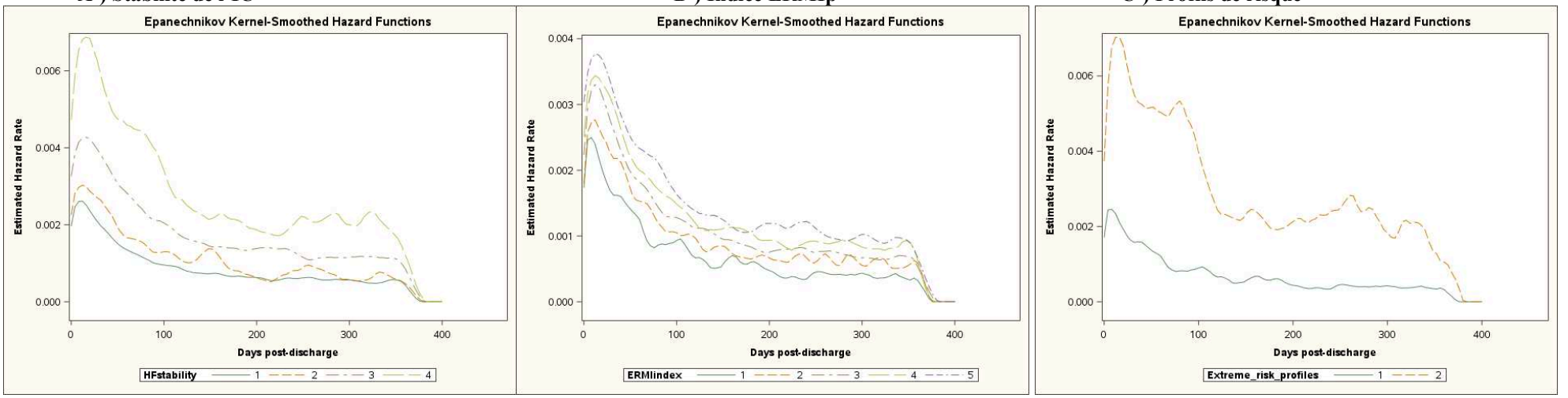
Nous présentons en Annexe la segmentation de la population d'étude en utilisant l'indice MRMIp ou l'indice de Charlson (Figure A5). La séparation entre les incidences cumulées de réhospitalisation pour IC pour les valeurs extrêmes des indices est moindre qu'avec l'indice ERMIp.

Figure 11. Incidences cumulées (A, B, C) et risque instantané (A', B', C') de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque, pour des groupes de patients définis selon la stabilité de l'insuffisance cardiaque et la sévérité de l'état de santé mesurée par l'indice ERMIp

A) Stabilité de l'IC **B) Indice ERMIp** **C) Profils de risque**



A') Stabilité de l'IC **B') Indice ERMIp** **C') Profils de risque**



Stabilité de l'IC	Réhospitalisation pour IC (% à 1 an)
1: incidents	26,0
2 : stables	31,3
3 : instables	43,6
4: très instables	58,3

Indice ERMIp	Réhospitalisation pour IC (% à 1 an)
1 : sévérité minimale	22,3
2	28,3
3	32,0
4	35,1
5 : sévérité maximale	38,2

Profils de risque	Réhospitalisation pour IC (% à 1 an)
1 : IC incidente et sévérité minimale	21,9
2 : IC très instables et sévérité maximale	60,4

4. Discussion : enseignements de nos résultats pour les programmes de prévention des réhospitalisations

Nous avons étudié les prédicteurs de réhospitalisation pour IC et du risque compétitif de décès sans réhospitalisation dans une population nationale de patients insuffisants cardiaques, en utilisant des données disponibles dans le SNDS. La stabilité de l'IC, approchée sans l'utilisation de données cliniques, biologiques ou médicamenteuses, est le prédicteur le plus important de réhospitalisation pour IC et la sévérité de l'état de santé mesurée par l'indice ERMIp le deuxième prédicteur le plus important. La stabilité de l'IC et la durée du séjour index ont un effet plus important sur le risque instantané de réhospitalisation que sur le risque de décès sans réhospitalisation, alors que les effets de la sévérité de l'état de santé et de l'âge, à l'inverse, sont plus importants sur le risque de décès sans réhospitalisation. L'indice ERMIp et la stabilité de l'IC permettent de définir des groupes de risque présentant un écart de 40% d'incidence cumulée de réhospitalisation pour IC et des évolutions spécifiques du risque instantané au cours du suivi de 1 an.

4.1 Les prédicteurs du risque de réhospitalisation et du risque compétitif de décès

Le recours aux soins antérieurement au séjour index fait partie des prédicteurs souvent retenus dans les modèles prédictifs de réhospitalisation et son effet sur la réhospitalisation toutes-causes est souvent estimé plus important que celui de l'âge, du sexe ou de variables de morbidité [94,132]. Ce résultat n'est cependant pas simple à interpréter, les hospitalisations antérieures au séjour index pouvant être liées à l'IC, à d'autres pathologies ou refléter des spécificités locales des parcours de soins. Parmi les patients atteints d'IC, l'information sur les hospitalisations antérieures est incluse dans les modèles prédictifs y compris lorsque des variables issues des dossiers médicaux sont disponibles, avec un effet sur le risque de réhospitalisation comparable à celui de marqueurs biologiques comme la créatininémie [120] ou l'urémie [119]. Dans notre approche, nous avons considéré les séjours antérieurs au séjour index exclusivement lorsqu'il s'agissait de séjours pour IC, dans le but d'approcher la stabilité de l'IC en croisant cette information avec la présence d'une ALD. Cette mesure de stabilité de l'IC ne reflète que partiellement la sévérité de la pathologie, mais semble néanmoins en être un bon proxy puisqu'on observe un gradient entre cette variable et la durée du séjour index ou la morbidité mesurée par les indices MRMIp et ERMIp et qu'il s'agit du prédicteur le plus important du risque de réhospitalisation pour IC. Cette approche permet aussi d'identifier un groupe de patients qui partagent certaines caractéristiques spécifiques : ces personnes avec une

IC identifiée par la présence d'ALD mais sans hospitalisation récente pour IC, qualifiée de « IC stable», sont majoritairement des femmes avec une moyenne d'âge plus élevée. Ces caractéristiques, associées au suivi ambulatoire de l'IC pourraient correspondre à des formes cliniques d'IC avec fonction systolique préservée. La part de ce groupe dans notre population d'étude est faible, mais elle pourrait augmenter dans les prochaines années. Parmi les assurés de Medicare par exemple, la part des patients insuffisants cardiaques avec un premier diagnostic posé en milieu ambulatoire plutôt que pendant un séjour hospitalier est passée de 36% à 41% entre 2004 et 2013 [102].

La sévérité de l'état de santé mesurée par l'indice ERMIp et l'âge sont également des prédicteurs du risque de réhospitalisation pour IC, mais qui sont plus fortement associés au risque instantané de décès sans réhospitalisation pour IC qu'au risque instantané de réhospitalisation. Pour l'âge, l'association forte avec le risque instantané de décès (csHRs) réduit sensiblement l'effet sur l'incidence cumulée de réhospitalisation pour IC (sdHRs). Ce résultat souligne l'intérêt des modèles adaptés aux risques compétitifs : l'effet de l'âge sur la réhospitalisation est surestimé si la seule mesure d'association sont les csHRs des modèles de Cox classiques. Ce résultat est concordant avec les modèles prédictifs des complications à 30 jours après la sortie d'un séjour index pour IC dans la population Medicare, où l'âge est un prédicteur important de décès [133], mais n'est pas significativement associé au risque de réhospitalisation [104]. Dans ces modèles, l'état de santé n'est pas pris en compte par une mesure synthétique mais en considérant une liste de pathologies et la comparaison avec nos résultats n'est pas aisée. Une étude comparant différents modèles prédictifs, dont les modèles Medicare et le modèle prédictif LACE développé au Canada [134], a montré également que l'état de santé mesuré par l'indice de Charlson était un prédicteur plus important pour le risque de décès que pour le risque de réhospitalisation [118]. Ce résultat est confirmé par nos analyses où les deux indices ERMIp et MRMIp sont plus fortement associés au risque compétitif de décès, avec un effet encore plus marqué pour l'indice MRMIp (Tableau A11 en Annexe) conformément à son élaboration d'indice prédictif de mortalité.

Un autre prédicteur important et souvent étudié est la durée du séjour index [94,132]. L'interprétation des résultats est néanmoins difficile, la durée de séjour étant liée à de nombreuses caractéristiques individuelles du patient mais aussi aux spécificités des parcours de soins et des pratiques médicales [122]. De plus, il existe une importante variabilité des choix méthodologiques dans la littérature et les résultats ne sont pas convergents. Ainsi, pour prédire

le résultat composite de réhospitalisation toutes-causes ou de décès, la durée du séjour index apparaît comme la variable la plus discriminante [118] et fait partie des prédicteurs considérés dans le score LACE évoqué plus haut. Lorsque le résultat étudié est la réhospitalisation pour IC et que le contenu du séjour index est mieux caractérisé – en incluant par exemple dans le modèle l'information sur les examens et actes de cardiologie effectués pendant le séjour – la durée de séjour n'est plus associée au risque de réhospitalisation [105]. Dans notre étude, où nous distinguons explicitement la stabilité de l'IC de la sévérité de l'état de santé et ajustons sur la densité de l'offre médicale ambulatoire, la durée du séjour index est un prédicteur du risque de réhospitalisation pour IC et qui est plus fortement associé au risque instantané de réhospitalisation qu'au risque compétitif de décès. Ainsi, il semble qu'on peut rapprocher la durée du séjour index et la stabilité de l'IC d'un côté, l'âge et la sévérité de l'état de santé de l'autre, par leurs effets sur les complications à la sortie d'un séjour pour IC.

4.2 Identifier les patients les plus à risque de réhospitalisation

Comme mentionné en introduction, certaines interventions combinant une préparation de la sortie de l'hôpital et un suivi médical et paramédical renforcé après le retour au domicile ont montré leur efficacité pour prévenir les réhospitalisations, améliorer la qualité de vie des patients insuffisants cardiaques et réduire les dépenses de soins liées à l'aggravation de la pathologie. La caractérisation du risque d'évènements indésirables pendant la prise en charge hospitalière est cependant très complexe et nécessite le plus souvent une évaluation clinique et des explorations paracliniques [135]. La capacité à identifier des groupes de patients à risque à travers les données médico-administratives n'est pas prioritairement destinée aux équipes soignantes, qui disposent des résultats de ces explorations, mais peut permettre au régulateur de soutenir les efforts d'implémentation d'interventions préventives en fonction des besoins. L'implémentation de ces prises en charges spécifiques nécessite en effet un effort important d'organisation des équipes soignantes hospitalières et dépend aussi de la disponibilité de l'offre de soins locale.

Le croisement de la variable de stabilité de l'IC et de l'indice ERMIp permet d'identifier deux groupes de patients, avec une séparation de 40% de l'incidence cumulée de réhospitalisation pour IC au bout d'un an de suivi. Cet écart entre le groupe avec le risque de réhospitalisation pour IC le plus faible et le groupe avec le risque le plus élevé est supérieur aux écarts mesurés dans d'autres études réalisées dans le contexte nordaméricain : environ 35% d'écart (passage

de 9,8% à 45,4%) pour les taux de réhospitalisation pour IC à 1 an [105] ou environ 20% (passage de 9% à 31%) pour les taux de réhospitalisation pour IC à 6 mois dans une étude différente par exemple [120]. De plus, contrairement à de nombreux modèles dont ceux des deux études citées, nous obtenons cette séparation de 40% avec uniquement deux variables, définies à l'aide d'information disponible dans les données médico-administratives.

Les courbes d'incidence cumulée et de risque instantané permettent d'évaluer le risque de survenue de réhospitalisation pour IC tout au long de la période de suivi. Une meilleure connaissance du niveau de risque en fonction du délai après la sortie de l'hôpital permet d'adapter l'intensité ou le calendrier des interventions thérapeutiques et du suivi proposé aux patients. Le suivi des patients insuffisants cardiaques affiliés à Medicare pendant un an après la sortie d'un séjour index montre que le risque de réhospitalisation diminue moins rapidement que le risque de décès et qu'il persiste pendant plusieurs semaines. Le risque instantané de réhospitalisation diminue de moitié seulement à partir du 38e jour après la sortie. Par rapport à l'ensemble de la population Medicare, le risque relatif de réhospitalisation des patients atteints d'IC est 9 fois plus élevé 90 jours après la sortie et 4 fois plus élevé un an après la sortie [136]. Dans nos analyses, le risque instantané de réhospitalisation pour IC au sein du groupe à haut risque augmente à nouveau au cours des trois derniers mois du suivi, après une phase de risque moindre et stable pendant plusieurs mois. Ce schéma est proche des trois phases présentées par Desai et Stevenson pour décrire l'évolution du risque de réhospitalisation tout au long de la vie des patients, la troisième phase (qualifiée de « palliation and priorities ») correspondant à l'augmentation des besoins de soins avec l'aggravation de la pathologie pendant les derniers mois de vie [121]. Il a par ailleurs été montré que le nombre d'hospitalisations augmentait au cours des derniers mois de vie des patients insuffisants cardiaques et que la survie médiane diminuait à chaque nouvelle réhospitalisation [137].

4.3 Limites de notre étude

Une limite partagée par les études sur l'IC à partir de données médico-administratives est l'impossibilité de distinguer les différentes formes cliniques d'IC et en particulier l'IC à fraction d'éjection du ventricule gauche réduite ou IC systolique (ICS) et l'IC à fraction d'éjection préservée (ICFEP). Il a été montré que les patients avec ICFEP avaient plus de comorbidités et un risque plus élevé de réhospitalisations pour d'autres motifs que l'IC, alors que le risque de réhospitalisation pour IC était plus élevé parmi les patients avec ICS [138]. Il n'est donc pas

certain que nos résultats soient identiques parmi ces deux sous-populations de patients ; mais la mesure de la sévérité globale de l'état de santé apparaît toute aussi importante pour les patients avec ICS que pour les patients avec ICFEP.

Les critères de sélection de la population d'étude, notamment l'exclusion des patients institutionnalisés et des transferts vers des établissements de rééducation ou de réadaptation peuvent aussi limiter la portée de nos résultats qui ne reflètent pas l'ensemble des parcours possibles en cas d'IC. Nous avons néanmoins vérifié la stabilité des principales associations estimées, comme mentionné dans la section résultats, en prenant en compte le passage en SSR ou en EHPAD pendant le suivi et en restreignant la définition de l'évènement d'intérêt aux réhospitalisations avec admission urgente.

5. Conclusion

Les trajectoires cliniques des patients insuffisants cardiaques sont complexes et le risque d'évènements indésirables comme les réhospitalisations ou le risque de décès sont élevés et persistants dans le temps après une première hospitalisation. Nos résultats contribuent à comprendre l'effet des caractéristiques individuelles ou de celles d'un séjour index sur le risque de survenue de ces évènements et à connaître l'évolution de ce risque au cours du temps. Cette connaissance permet d'identifier les patients les plus à risque pour leur proposer une prise en charge adaptée. D'un point de vue clinique, nos résultats soulignent l'importance de distinguer la stabilité de l'IC et la sévérité globale de l'état de santé dans la stratégie thérapeutique à proposer aux patients. Du point de vue des régulateurs du système de santé, l'utilisation de données médico-administratives pour identifier les populations les plus à risque permet d'évaluer les besoins pour ces interventions préventives et de soutenir leur implémentation.

Chapitre 4. Indices de morbidité et ajustement au risque dans l'élaboration de modèles de paiement prospectif des soins

1. Introduction

Nous présentons dans ce chapitre une deuxième application des indices de morbidité MRMI et ERMI : leur utilisation comme mesures de l'état de santé dans des modèles prédictifs des dépenses. Comme mentionné dans l'introduction générale, cette application rentre dans le cadre de l'ajustement au risque. Les modèles prédictifs des dépenses permettent de définir de manière prospective les dépenses associées à la prise en charge d'un groupe d'individus, pour une période donnée, en prenant en compte les déterminants du niveau de dépenses. On dit qu'il s'agit de modèles d'ajustement au risque - ici le risque de dépenses - et l'état de santé fait partie des variables d'ajustement à prendre en compte[16]. Nous commençons par présenter les expérimentations de nouveaux modes de rémunération des soins ambulatoires qui sont en cours en France et les avantages attendus par les incitations que portent ces nouveaux modes de paiement. Puis nous explicitons les enjeux liés à l'introduction d'une composante prospective dans le paiement des soins et les enseignements que nos analyses peuvent apporter aux expérimentations actuelles.

1.1 Évolutions actuelles dans le mode de rémunération des soins ambulatoires

Le besoin de modèles d'ajustement sur le risque de dépenses est lié à la volonté politique de faire évoluer les modes de financement des soins, notamment en introduisant dans le paiement des soins ambulatoires une composante liée à l'atteinte d'objectifs prédéfinis et une composante prospective. Les deux principaux objectifs annoncés sont l'incitation à la coordination des soins entre les différents professionnels de santé intervenant dans la prise en charge d'un même patient et la maîtrise de la croissance des dépenses. Cette volonté politique se traduit notamment dans le projet de loi « relatif à l'organisation et à la transformation du système de santé » en préparation, par la notion « d'innovation organisationnelle ». Inscrite déjà dans la loi de

[16] Pour l'utilisation interchangeable des termes « variable explicative », « variable d'ajustement » ou « prédicteur », voir l'encadré « Point de terminologie », page 29.

financement de la sécurité sociale pour 2018, l'innovation organisationnelle bénéficie ainsi depuis début 2018 d'un cadre juridique. Un fonds national a aussi été constitué (par l'article 51 de la loi de financement) pour financer l'expérimentation d'initiatives favorisant la prise en charge de patients de manière coordonnée entre différents professionnels de santé. Deux exemples d'expérimentations à l'échelle nationale sont « l'incitation à une prise en charge partagée » (IPEP) et « le paiement en équipe de professionnels de santé en ville » (PEPS) qui ont été lancées en juin 2019 pour une durée de 5 ans[17]. Une caractéristique commune à ces deux expérimentations est le caractère collectif et prospectif de la rémunération d'équipes de soignants volontaires, sur la base d'un forfait, correspondant aux caractéristiques de leur patientèle. L'IPEP consiste à ajouter une rémunération complémentaire au paiement à l'acte, pour une équipe pluriprofessionnelle de soignants (par exemple une maison de santé pluriprofessionnelle), avec une composante liée à l'atteinte d'indicateurs de qualité et une composante sous forme d'intéressement. Cet intéressement est perçu sur la différence entre les dépenses de l'organisation et les dépenses prédites par un modèle d'ajustement au risque, élaboré à l'échelle nationale. Le PEPS consiste en une rémunération forfaitaire collective exclusive, définie également par un modèle d'ajustement au risque élaboré à l'échelle nationale, qui se substituera au paiement à l'acte pour une équipe pluriprofessionnelle de soignants. Les forfaits correspondront aux dépenses liées aux soins de populations définies, comme les patients diabétiques ou les personnes âgées de 65 ans ou plus.

1.2 Les incitations inhérentes aux différents modes de rémunération des soins

Bien que le mode de rémunération des médecins ne soit évidemment pas le seul déterminant de leur pratique clinique, son influence est néanmoins établie et les incitations propres aux différents modes de rémunération ont été étudiées [139]. L'introduction d'une part prospective et d'une part liée à l'atteinte d'objectifs prédéfinis, de qualité ou de coordination, est une manière de diversifier les modes de rémunération et de combiner les incitations inhérentes à ces différents modes de paiement. En théorie économique des contrats, dans le cadre de la relation d'agence entre un médecin (agent) et l'assureur-payeur (principal), ce type de paiement mixte permet de s'approcher du niveau de rémunération qualifié d'optimal (optimum de second rang pour l'efficacité productive), où le niveau de performance attendu par le principal est atteint, en

[17] Les cahiers des charges de ces deux expérimentations contiennent une présentation détaillée de leur contenu et sont disponibles en ligne :
IPEP, https://solidarites-sante.gouv.fr/IMG/pdf/ipep_cahier_des_charges-2.pdf
PEPS, https://solidarites-sante.gouv.fr/IMG/pdf/peps_cahier_des_charges-2.pdf

échange de la prime perçue par l'agent qui réalise les objectifs définis (prime qualifiée de rente informationnelle) [140,141]. Inciter à la coordination des soins, à travers l'expérimentation de nouveaux modes de rémunération, est une stratégie recommandée aussi à l'échelle européenne, pour contribuer à améliorer la prise en charge des personnes polypathologiques, ce qui constitue un des défis actuels importants des systèmes de santé [142].

L'évolution du mode de rémunération en lien avec nos travaux est l'introduction d'une composante prospective, par le passage d'un paiement à l'acte à un système par capitation. Actuellement, la rémunération des soins de ville est très majoritairement liée au paiement à l'acte, qui représente en 2017 environ 88% des honoraires des médecins généralistes (69% pour les consultations, 11% les visites et 8% les actes techniques). Le paiement à la performance (rémunération sur objectifs de santé publique, ROSP) correspond à 4% et les différents forfaits à 8% [143]. En plus de sa valeur historique et symbolique comme attribut de l'exercice libéral de la médecine [144], le paiement à l'acte permet la réactivité des médecins à la demande et ne fournit pas d'incitation à sélectionner les patients nécessitant le moins de soins. Le paiement à l'acte est aussi associé à une plus grande intensité des soins, à une diminution de l'adressage, une moindre coordination de la prise en charge et constitue une incitation à augmenter le volume de soins au-delà du niveau optimal [139,140,145].
Les paiements définis de manière prospective, incitent à l'inverse à l'efficacité productive, c'est-à-dire à minimiser les coûts de production à qualité égale. En milieu hospitalier, la tarification prospective des séjours est devenue le mode de paiement le plus répandu, depuis son introduction par l'assureur public américain Medicare en 1984. Le montant du remboursement de chaque séjour est fixé a priori, à partir du coût moyen observé parmi l'ensemble des établissements pour les séjours comparables (par le système de classification des Diagnosis-Related Groups, ancêtre des Groupes Homogènes de Malades, GHM français), selon le principe de la « concurrence par comparaison » [146,147]. Medicare a étendu ce type de paiement aux établissements d'hébergement de personnes âgées médicalisés (1998), à l'hospitalisation à domicile (2001) ou aux soins de suite et de réhabilitation (2006), comme le montre le Tableau 15 ci-dessous. On note que le système utilisé pour classer les patients en fonction de leur consommation anticipée de ressources est d'ailleurs adapté à chaque contexte.

Tableau 15. Exemples de domaines d'application des modèles d'ajustement pour l'allocation de paiements prospectifs par Medicare

Champ	Année d'implémentation	Système de classification
Acute care hospital payment per inpatient discharge	1984	Diagnosis-Related Groups (DRGs)
Acute care hospital payment per inpatient discharge	2008	Medicare Severity DRGs (MS-DRGs)
Long-term care hospital payment per inpatient discharge	2006	Medicare Severity Long-Term Care DRGs (MS-LTC-DRGs)
Hospital payment for outpatients discharged from ERs	2000	Ambulatory Payment Classification (APC)
Skilled nursing facilities	1998	Resource Utilizaiton Groups (RUGs)
Home Health agencies	2001	Home Health Resource Groups (HHRGs)
Inpatient rehabilitation facilities	2002	Case-Mix Groups (CMGs)
Capitated payments for Medicare MCOs	2004	Hierarchical Condition Categories (HCCs)
Medicare payments for medications (Part D)	2006	Drug Hierarchical Condition Categories (RxHCCs)

Source : Risk Adjustment for Measuring Health Care Outcomes, LI Iezzoni, Health Administration Press, 2013

Dans le paiement par capitation, une somme couvrant les dépenses de soins d'un groupe d'individus, au cours d'une période donnée, habituellement une année, est allouée au début de cette période. Le périmètre des soins concernés et la structure recevant le paiement peuvent varier, mais deux principes communs aux paiements prospectifs par capitation sont : le fait de dissocier la rémunération médicale du volume des soins fournis et le fait de rendre les soignants responsables de l'état de santé d'une population. En plus de la responsabilité éthique inhérente au soin, il s'agit d'une responsabilité financière, par le partage du risque financier lié aux dépenses de soins, la différence entre les dépenses réelles et le budget alloué a priori étant à la charge, ou au bénéfice, des soignants. Ce principe de financement est appliqué au Royaume-Uni dès 1976 pour allouer des budgets couvrant les dépenses de soins à l'échelle territoriale, puis dès 1991 à l'échelle des cabinets de médecins généralistes libéraux, pour couvrir les dépenses liées aux soins hospitaliers, ou au recours aux urgences, voire pour l'ensemble des soins de leur patientèle [148,149]. Par rapport au système des GHM en milieu hospitalier qui permet de contrôler les prix, la capitation permet aussi le contrôle du volume des soins. Aussi bien les travaux empiriques sur les dépenses de soins que les études théoriques modélisant la fonction d'utilité des médecins, convergent sur le lien entre capitation et réduction du volume des soins, ce qui entraine une maîtrise de la croissance des dépenses [139,150]. Un autre avantage de la capitation est de promouvoir les soins préventifs : alors que le paiement à l'acte est le mode de rémunération le moins incitatif, où soins curatifs et préventifs se substituent, la capitation est le mode le plus incitatif, où les effets à long terme de la prévention sur les soins

futurs sont pris en compte et valorisés par les médecins [151]. Cependant, la capitation comporte aussi une incitation à minimiser l'effort fourni, ce qui peut se traduire par une sélection des patients pris en charge ou un adressage trop systématique des patients nécessitant le plus de soins [140,141]. Ainsi, la capitation place le régulateur devant un arbitrage entre contrôle des dépenses de soins et risque de sélection des patients.

1.3 Les enjeux liés à la part prospective de la rémunération

Dans un système de santé avec un marché assurantiel compétitif entre assureurs privés, les assureurs couvrant une population dont les dépenses sont supérieures aux forfaits alloués a priori, seront pénalisés et incités à sélectionner les patients avec des dépenses attendues moindres. En conséquence, la capitation peut potentiellement entraîner des inégalités d'accès aux soins, en défaveur des patients avec le plus de besoins. Cet inconvénient de la capitation est une préoccupation aussi bien aux Etats-Unis [152] qu'en Europe [153] et peut aboutir à la situation absurde où l'objectif d'une partie des acteurs du système de santé est d'éviter de soigner les patients à l'état de santé le plus sévère [154]. Dans un système de santé avec une couverture publique et universelle pour le risque des dépenses liées aux soins, comme en France, la question de la sélection des patients se pose moins. Le principal enjeu est alors la maîtrise des dépenses et la répartition équitable d'un budget contraint entre les différentes structures responsables des soins [148,155].

Il y a donc deux enjeux complémentaires dans la définition d'un paiement prospectif par capitation. D'une part, il faut arriver à prédire le mieux possible les dépenses attendues à l'échelle des structures qui reçoivent le paiement, pour qu'il n'y ait pas d'incitation de sélection de la patientèle, pour que les structures prenant en charge les patients les plus lourds, aux dépenses attendues les plus élevées, ne soient pas pénalisées. Les travaux sur les déterminants des dépenses de soins, qui se trouvent essentiellement dans la littérature sur l'ajustement au risque [156,157] et dans celle sur la variabilité des pratiques médicales [158,159], sont convergents : le principal déterminant des dépenses est l'état de santé. La mesure de l'état de santé est donc un facteur important dans la performance des modèles prédictifs de dépenses. D'autre part, l'allocation équitable d'un budget aux différentes structures, suppose de définir les sommes à allouer en fonction des besoins de soins de la population concernée. L'allocation doit respecter un principe d'équité horizontale, permettre les mêmes soins aux individus qui ont les mêmes besoins (ce que traduit la maxime « à chacun selon ses besoins »), mais aussi un

principe d'équité verticale, permettre que des individus aux besoins de soins différents, reçoivent des soins différents, en proportion de leur différence relative de besoins [160,161].

Ces deux enjeux peuvent être contradictoires. Il est possible d'améliorer la capacité prédictive d'un modèle en prenant en compte des facteurs associés aux dépenses, mais qui ne reflètent pas nécessairement les besoins de soins d'une population. Par exemple, il a été montré que l'intensité du recours aux soins pendant une période était un bon prédicteur des dépenses de soins de la période suivante et que prendre en compte l'intensité du recours améliorait la performance prédictive des modèles [86]. La variabilité de l'intensité du recours peut cependant ne pas refléter la variabilité des besoins de soins. Prendre en compte cette intensité ne permet pas, dans ce cas, de distinguer entre les pratiques adaptées aux besoins et les recours inadaptés et constitue une incitation à perpétuer des pratiques de recours insuffisant ou de recours excessif [148]. Cette contradiction est un autre point de convergence dans la littérature sur les déterminants et sur la variabilité des dépenses. Les facteurs explicatifs « justifiés » ou « légitimes », sont distingués des facteurs « injustifiés » ou « illégitimes », correspondant généralement aux facteurs liés à la demande et à l'offre de soins, respectivement. Le calcul du forfait à allouer devrait alors prendre en compte au mieux les facteurs explicatifs légitimes et minimiser l'effet des facteurs jugés illégitimes [155,156]. Ainsi, en plus de la mesure de l'état de santé, un autre enjeu important est le choix des déterminants à prendre en compte et leur classement en facteurs légitimes ou pas, en fonction de leur lien avec les besoins de soins de la population.

1.4 Définir les besoins de soins et choisir les déterminants à prendre en compte dans les modèles prédictifs des dépenses

La mesure des besoins de soins a fait l'objet de nombreux travaux, qui empruntent souvent aux théories de la justice sociale, pour expliciter les différences entre besoins de soins, état de santé, recours effectif aux soins et préférences individuelles [160,161]. On distingue habituellement les partisans d'une définition normative des besoins, par des indicateurs épidémiologiques de morbidité ou de mortalité ; et les partisans d'une définition empirique, à travers la mesure des facteurs explicatifs des dépenses. L'approche actuellement la plus adoptée est l'approche empirique [148]. C'est la disponibilité des données qui détermine le plus souvent ce choix, avec l'utilisation des données individuelles de dépenses lorsqu'elles sont disponibles et l'utilisation de mesures épidémiologiques à l'échelle territoriale en l'absence de données individuelles [162]. Dans ce chapitre, nous avons utilisé les indices MRMI et ERMI pour mesurer l'état de

santé et nous quantifions la part des dépenses expliquée par ces indices, dans une approche empirique. À noter que l'élaboration d'un modèle prédictif comporte nécessairement une part normative, dans le choix des dépenses utilisées pour estimer l'effet des prédicteurs : pour les analyses de ce chapitre, il s'agit de la dépense individuelle moyenne à l'échelle nationale, conformément aux dispositifs de paiement expérimentés actuellement.

Nous incluons aussi parmi les prédicteurs des variables mesurées à l'échelle territoriale : la densité de l'offre de soins, l'indice de désavantage ou défavorisation sociale [127] et une typologie socio-sanitaire récemment proposée par l'IRDES [163]. Ces caractéristiques contextuelles pourraient correspondre à des facteurs de variabilité injustifiée des dépenses, indépendants des besoins de soins de la population. Ce sont néanmoins des déterminants reconnus des dépenses, qui reflètent des différences d'accessibilité géographique ou financière aux soins. L'analyse de leur apport dans la prédiction des dépenses, permet d'alimenter la réflexion sur les facteurs à prendre en compte dans la définition des paiements prospectifs.

1.5 Objectif des analyses présentées dans ce chapitre : informer la définition des modèles d'ajustement au risque, pour les expérimentations actuelles de rémunération prospective des soins en milieu ambulatoire

Pour cette deuxième application des indices MRMI et ERMI, nous élaborons des modèles prédictifs des dépenses individuelles, pour quantifier la part des dépenses expliquée par l'état de santé, mesuré à travers ces indices de morbidité. Nous illustrons ainsi l'importance de l'état de santé dans la performance des modèles prédictifs de dépenses et évaluons le niveau de performance que les données individuelles et contextuelles disponibles dans le SNDS permettent d'atteindre.

Nous étudions deux populations différentes, représentatives à l'échelle nationale : une population de personnes âgées de 65 ans ou plus, non sélectionnée sur une pathologie et une population de personnes atteintes d'insuffisance cardiaque et âgées de 65 ans ou plus ; et modélisons trois périmètres de dépenses pour chacune des deux populations : les dépenses totales, ambulatoires et hospitalières. En étudiant ainsi les performances de différents modèles en fonction de la population d'étude et du périmètre de dépenses à prédire, nos analyses pourraient informer les expérimentations actuelles sur la nécessité d'adapter les modèles d'ajustement aux différentes situations.

Dans une volonté d'approcher l'allocation prospective de budgets à des structures pluriprofessionnelles de soignants, nous avons appliqué ces modèles à l'échelle départementale.

La démarche proposée comporte plusieurs étapes. Chaque modèle permet de prédire, à l'échelle nationale, la dépense individuelle en fonction des caractéristiques prises en compte. Nous comparons alors la moyenne des dépenses individuelles observées à la moyenne des dépenses individuelles prédites, au sein de chaque département. Même si l'échelle des groupements pluriprofessionnels est beaucoup plus fine que l'échelle départementale, cette approche est celle choisie pour calculer la part prospective à allouer aux structures volontaires pour les expérimentations IPEP et PEPS.

Enfin, en utilisant les caractéristiques mesurées à la fin de l'année 2016, nous élaborons deux types de modèles : des modèles prédictifs à proprement parler, pour les dépenses de l'année 2017, mais aussi des modèles qualifiés de « concurrent models » ou rétrospectifs, pour expliquer les dépenses de l'année 2016. Les modèles rétrospectifs sont couramment utilisés pour l'ajustement au risque et présentent certains avantages, notamment d'expliquer une plus grande part des dépenses [164]. Nous revenons sur les implications du choix entre modèles prospectifs et rétrospectifs en fin de chapitre, lors de la discussion de nos résultats.

2. Données, populations d'étude et approche méthodologique

2.1 Sélection des populations d'étude

La population source de nos analyses est constituée des individus présents dans les tables de la « cartographie des pathologies et des dépenses » de l'année 2016. Pour faciliter la lecture, nous qualifierons la population d'étude non sélectionnée sur une pathologie de « Population 1 » et les personnes atteintes d'insuffisance cardiaque de « Population 2 ».

2.1.1 Population 1 : Ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus

Nous avons inclus dans cette étude les individus âgés de 65 ans ou plus et vivants au 31/12/2016, affiliés au Régime Général au sens strict, pour conserver les mêmes critères que pour l'élaboration des indices de morbidité. Puis nous avons restreint l'analyse aux individus présents dans les tables de la cartographie et affiliés au Régime Général au sens strict également en 2017, pour avoir un suivi individuel de l'ensemble de la population d'étude et pouvoir modéliser les dépenses de manière prospective.

Les individus dont le département de résidence n'est pas renseigné et les résidents des Départements ou Régions d'Outre-Mer (DROM) ont été exclus. Les dépenses remboursées par

l'Assurance Maladie pour les soins effectués sur les DROM, aussi bien en milieu hospitalier qu'en ambulatoire, sont soumises à des majorations allant jusqu'à 30%. Il existe donc un « effet prix » spécifique aux résidents ultramarins qui n'est pas simple à prendre en compte dans la mesure des dépenses remboursées, puisqu'il dépend du type de soins effectués[18]. De plus, les variables de caractérisation du territoire étudiées parmi les caractéristiques contextuelles et présentées dans le paragraphe suivant, ont été élaborées uniquement pour la métropole et ne sont malheureusement pas disponibles pour ces territoires.

2.1.2 Population 2 : Personnes atteintes d'insuffisance cardiaque et âgées de 65 ans ou plus.

La population 2 est incluse dans la population 1 et les mêmes critères de sélection s'y appliquent. Parmi les individus de la population 1, nous avons ainsi sélectionné les personnes identifiées par les algorithmes de la cartographie comme atteintes d'insuffisance cardiaque en 2016 (algorithmes d'identification de l'insuffisance cardiaque aigüe ou chronique). Les algorithmes identifient les personnes avec un séjour hospitalier pour insuffisance cardiaque ou pour une complication aigüe de l'insuffisance cardiaque au cours des cinq dernières années (codes CIM-10 I50, I11.0, I13.0, I13.2, I13.9, K76.9, J81), ou avec une ALD pour insuffisance cardiaque, cardiopathie hypertensive ou cardionéphropathie hypertensive (codes CIM-10 I50, I10, I13) active au cours de l'année. Lorsque le séjour hospitalier a lieu au cours de l'année, les personnes sont classées parmi les insuffisants cardiaques « aigus », sinon parmi les « chroniques » et les deux catégories sont mutuellement exclusives. Une présentation synthétique de l'ensemble des algorithmes avec les sources d'information utilisées et le recul historique est disponible dans le Tableau 1. Le détail de la méthodologie de repérage des pathologies ainsi que la revue d'experts des algorithmes sont disponibles sur le site ameli.fr par le lien suivant : https://www.ameli.fr/l-assurance-maladie/statistiques-et-publications/etudes-en-sante-publique/cartographie-des-pathologies-et-des-depenses/methode.php

2.2 Périmètre des dépenses à prédire et horizon temporel de la prédiction

Nous étudions trois périmètres de dépenses, pour chacune des deux populations.

[18] A noter qu'il existe des majorations de tarifs pour les deux départements corses (201, 202) et un taux de remboursement supérieur pour les départements d'Alsace (67, 68) et le département de la Moselle (57). Les dépenses de ces cinq départements sont donc aussi affectées par un « effet prix » comme pour les DROM, mais nous les avons néanmoins conservés dans l'étude.

• **Dépenses totales** : dépenses remboursées par l'Assurance Maladie pour l'ensemble des soins ambulatoires et hospitaliers reçus au cours de l'année. Comme pour l'élaboration des indices, nous n'avons pas considéré les postes de dépenses qualifiées de « prestations en espèce » : indemnités journalières pour maladie professionnelle ou pour accident de travail et prestations pour invalidité.

• **Dépenses ambulatoires** : dépenses remboursées par l'Assurance Maladie pour l'ensemble des soins de ville médicaux, dentaires, paramédicaux, pour les médicaments et dispositifs médicaux, les examens de laboratoire ou d'imagerie et les transports, reçus au cours de l'année.

• **Dépenses hospitalières** : dépenses remboursées par l'Assurance Maladie liées aux séjours hospitaliers en établissement public ou privé, pour les champs MCO, Psychiatrie, SSR et HAD. Les honoraires des médecins libéraux exerçant en clinique privée sont inclus parmi les dépenses de ville.

La description détaillée des postes de dépenses correspondant à chaque périmètre est consultable sur le site ameli.fr par le lien suivant : https://www.ameli.fr/fileadmin/user_upload/documents/Composition_des_postes_de_depenses_de_la_cartographie.pdf

Les dépenses à l'échelle départementale correspondent aux dépenses individuelles moyennes et sont calculées comme la moyenne arithmétique des dépenses individuelles des résidents du département.

L'horizon temporel habituellement choisi pour la définition des modèles de paiement est celui d'une année calendaire. Ce délai correspond aux pratiques budgétaires et permet la comparaison dans le temps avec les valeurs historiques des dépenses. Le cadre de la modélisation prédictive suppose de prédire les dépenses de l'année n+1 en considérant comme prédicteurs les caractéristiques individuelles ou contextuelles de l'année n. Pour l'allocation prospective des ressources, il semble en effet plus cohérent d'utiliser des modèles prospectifs, où les caractéristiques individuelles considérées sont mesurées antérieurement aux choix de recours et de stratégie thérapeutique suivie. Cependant, comme mentionné en introduction, de nombreux travaux estiment l'association entre dépenses et caractéristiques d'une même année n, de manière rétrospective (qualifiés de « concurrent models »). Pour nos analyses, les valeurs

des prédicteurs ont été définies pour l'année 2016 (sauf pour l'indice de défavorisation dont les valeurs disponibles les plus récentes correspondent à l'année 2013) et nous évaluons la performance des deux types de modèles : pour expliquer les dépenses de l'année 2016 (modèles rétrospectifs ou « concurrent models ») et pour prédire les dépenses de l'année 2017 (modèles prospectifs).

2.3 Facteurs explicatifs considérés pour la modélisation des dépenses

Nous avons pris en compte les caractéristiques individuelles et contextuelles suivantes, habituellement considérées parmi les déterminants des dépenses individuelles :

2.3.1 Déterminants individuels socio-démographiques

• **Âge** en classes de 5 ans.

• **Sexe**.

• **Bénéficier de la couverture maladie universelle complémentaire (CMU-C) ou de l'aide à la complémentaire santé (ACS) au cours de l'année**.

La CMU-C est une complémentaire santé publique et gratuite attribuée sous conditions de ressources. Le seuil de revenus annuels à ne pas dépasser pour être éligible à la CMU-C est fixé annuellement par décret. Les personnes dont les revenus sont jusqu'à 35% supérieurs au seuil d'éligibilité pour la CMU-C peuvent percevoir l'ACS, qui est une réduction sur le coût d'une complémentaire santé privée, d'un montant dépendant de l'âge[19]. Cette information est un moyen d'approcher le revenu individuel, mais qui est très partielle pour deux raisons : d'une part, les taux de recours des personnes éligibles sont estimés à 60% pour la CMU-C et à 50% pour l'ACS [165] ; d'autre part, à partir de 65 ans, les personnes à la retraite ayant de faibles revenus bénéficient de l'allocation de solidarité aux personnes âgées (ASPA, anciennement « minimum vieillesse ») qui les place au-dessus du seuil d'éligibilité pour la CMU-C, mais ils restent éligibles à l'ACS. Néanmoins, ce sont les seules informations socioéconomiques individuelles disponibles actuellement dans le SNDS.

[19] A titre indicatif, le seuil de revenus mensuels à ne pas dépasser pour être éligible à la CMU-C ou à l'ACS, au 1er avril 2019, est de 746 € et de 1 007 € respectivement.

2.3.2 Déterminants individuels liés à l'état de santé

• Indices MRMI et MRMIp (avec et sans pondérations pour l'âge et le sexe, respectivement) et indices ERMI et ERMIp (avec et sans pondérations pour l'âge, respectivement).

Nous avons introduit les indices dans les modèles sous la forme de variables catégorielles, avec des classes définies spécifiquement pour chaque population (en gardant une classe par valeur de score, sauf lorsque les effectifs ayant le même score étaient inférieurs à 1% de la population d'étude, auquel cas nous avons regroupé les valeurs contiguës).

Les effectifs des classes définies et les dépenses moyennes correspondantes sont présentées dans le Tableau A17 en Annexe. Pour information, nous présentons aussi les effectifs des pathologies entrant dans la constitution des indices dans les Tableaux A15 et A16.

• Décès au cours de l'année.

Pour les modèles prospectifs uniquement, nous avons pris en compte le fait de décéder au cours de l'année 2017, la fin de vie étant fréquemment associée à des dépenses élevées.

• Sévérité de l'insuffisance cardiaque.

Pour la population 2 uniquement, nous avons pris en compte l'identification par l'algorithme « insuffisance cardiaque aigüe » pour l'année 2016, comme reflet de la sévérité de la pathologie. Contrairement à la définition de la sévérité adoptée pour les analyses sur le risque de réhospitalisation, présentées dans le chapitre précédent, nous n'avons pas pu définir une variable de stabilité de l'insuffisance cardiaque, par manque de date exacte d'identification de l'insuffisance cardiaque par l'algorithme. Les patients identifiés par l'algorithme « insuffisance cardiaque aigüe » sont néanmoins ceux qui ont connu une exacerbation dans l'année et reflètent, en partie, les patients les plus instables[20].

2.3.3 Déterminants contextuels

• Densité de l'offre de soins à l'échelle départementale.

Pour approcher l'offre de soins ambulatoires, nous avons pris en compte la densité (/100 000 habitants) de médecins spécialisés en médecine générale, de médecins spécialisés en cardiologie et d'infirmiers/infirmières ; pour l'offre hospitalière nous avons pris en compte le

[20] Les personnes identifiées par l'algorithme « insuffisance cardiaque aigüe » sont plus âgées et ont des taux de mortalité plus élevés que celles identifiées par l'algorithme « insuffisance cardiaque chronique », comme le montrent les résultats descriptifs de la cartographie accessibles sur le site ameli.fr https://www.ameli.fr/l-assurance-maladie/statistiques-et-publications/etudes-en-sante-publique/cartographie-des-pathologies-et-des-depenses/fiches-par-pathologie/maladies-cardio-neurovasculaires-1ere-partie.php

nombre de lits en établissements MCO publics ou privés (/100 00 habitants). Pour les quatre variables et pour chacune des deux populations, nous avons classé les individus en quintiles, en fonction de la densité de leur département de résidence.

• **Indice de désavantage ou défavorisation sociale (FDep pour French Deprivation index).** Il s'agit d'une mesure définie à l'échelle communale et synthétisant quatre dimensions du niveau socio-économique : le revenu fiscal médian par unité de consommation, la part de bacheliers parmi la population de 15 ans ou plus, la part d'ouvriers et la part de chômeurs parmi la population active. L'indice permet de prendre en compte l'hétérogénéité du niveau socio-économique sur l'ensemble du territoire métropolitain et est significativement associé à la mortalité [127]. Les valeurs disponibles les plus récentes de l'indice FDep datent de 2013. Les communes ont été classées en quintiles en fonction de leur valeur de 2013 et nous avons affecté à chaque individu, pour les deux populations, la valeur du quintile de sa commune de résidence.

• **Typologie socio-sanitaire de l'IRDES.**

Il s'agit d'un classement défini à l'échelle des territoires de vie, prenant en compte trois dimensions caractérisant un territoire : l'accessibilité à l'offre de soins ambulatoire et hospitalière ; les caractéristiques sociodémographiques de la population et le besoin de soins approché par les taux de mortalité ; l'attractivité du territoire, définie directement par la disponibilité d'équipements ou indirectement par le solde migratoire par exemple. Au total, 32 variables sont analysées pour aboutir à une classification en 6 types de territoires : les espaces périurbains avec une moindre accessibilité aux soins (classe 1), les marges rurales, peu attractives et aux populations fragiles (classe 2), les espaces de retraite et de tourisme bien dotés en offre de soins (classe 3), les espaces urbains ou ruraux défavorisés aux plans socio-économique et sanitaire (classe 4), les centres villes socio-économiquement hétérogènes et bien dotés en offre de soins (classe 5), les villes et couronnes périurbaines favorisées (classe 6). Le fait de prendre en compte explicitement aussi bien l'adéquation entre l'offre et le demande de soins que l'attractivité du territoire rend cette typologie adaptée à l'évaluation de politiques publiques de structuration de l'offre de soins ou d'aménagement du territoire [163]. Le document de travail détaillant la méthodologie d'élaboration est disponible sur le site de l'IRDES au lien suivant : https://www.irdes.fr/recherche/documents-de-travail/076-accessibilite-aux-soins-et-attractivite-territoriale.pdf

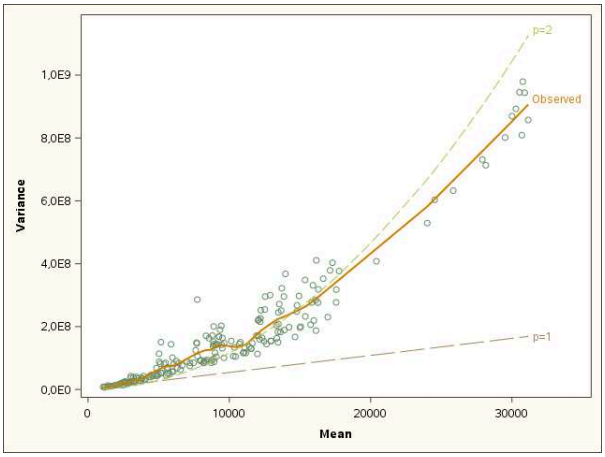
Les dépenses moyennes correspondant aux classes définies pour les variables contextuelles sont présentées dans les Tableaux A18 à A19 en Annexe.

2.4 Choix des modèles selon la population d'étude et le périmètre de dépenses à prédire

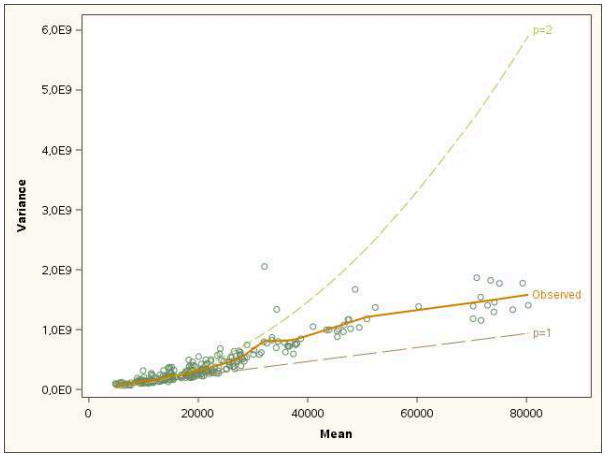
Pour modéliser les dépenses, nous avons appliqué, à chacune des deux populations, la stratégie de sélection du modèle le plus approprié décrite dans la section dédiée en Annexe (pages 171-178). Pour les deux populations, le coefficient d'aplatissement de la distribution était compatible avec une modélisation GLM. Conformément aux estimations du paramètre λ, présentées dans la Figure 12, nous avons choisi un modèle GLM avec fonction de lien logarithmique et distribution Gamma pour la population 1 et un modèle GLM avec fonction de lien logarithmique et distribution de Poisson pour la population 2. Une partie de chacune des populations d'étude avait des dépenses hospitalières nulles (46,6% de la population 1 et 19,7% de la population 2). Le modèle avec distribution de Poisson prend en compte ces valeurs nulles et il est donc possible de modéliser les dépenses hospitalières en une seule étape. Dans un travail de comparaison de différents modèles en une ou deux étapes (où environ 10% de la population d'étude avait des valeurs nulles), cette approche semble même être la plus performante [166] et a aussi l'avantage d'être plus parcimonieuse en étapes de modélisation. Le modèle avec distribution Gamma ne prend pas en compte les valeurs nulles et il est donc nécessaire de procéder en deux étapes. Comme décrit dans la section dédiée à la modélisation des dépenses (Annexe, pages 171-178), nous avons d'abord estimé la probabilité de recours hospitalier sur l'ensemble de la population par régression logistique, puis estimé les dépenses prédites sur la partie de la population ayant des dépenses non nulles. La prédiction des dépenses hospitalières pour la population 1 prend en compte ces deux étapes et les résultats présentés concernent bien l'ensemble de la population d'étude. Il n'y a pas d'argument statistique pour préférer la modélisation en deux étapes plutôt qu'en une seule : tant que le modèle reflète bien la distribution observée des valeurs des dépenses et que les hypothèses sont respectées, les résultats sont valides. Le choix d'une modélisation en deux étapes reflète surtout une considération théorique, que le recours aux soins hospitaliers et le montant des dépenses en cas de recours répondent à des déterminants individuels et contextuels différents. De plus, la part de la population 1 ayant des valeurs nulles est importante, ce qui pourrait avoir un effet sur la validité des modèles en une partie.

Figure 12. Estimation du paramètre λ par régression et par méthode graphique, selon le périmètre des dépenses, pour les deux populations d'étude

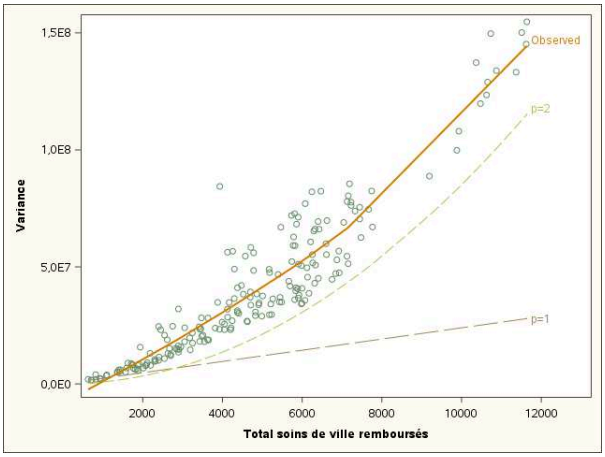
Population 1, dépenses totales
Valeur estimée du paramètre λ : 1,98



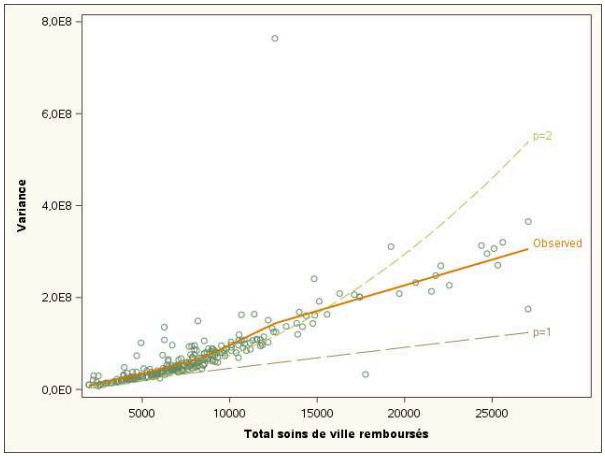
Population 2, dépenses totales
Valeur estimée du paramètre λ : 1,43



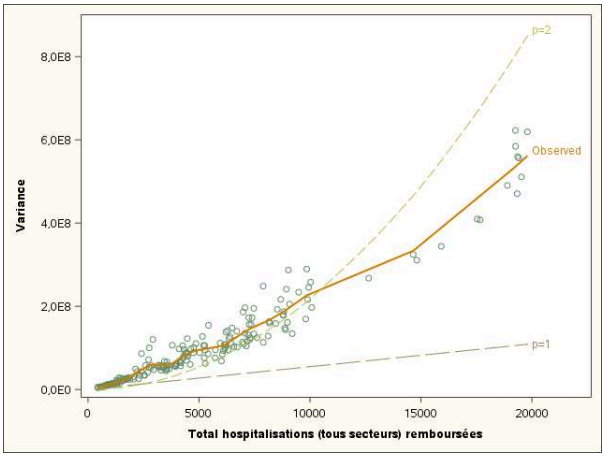
Population 1, dépenses ambulatoires
Valeur estimée du paramètre λ : 2,15



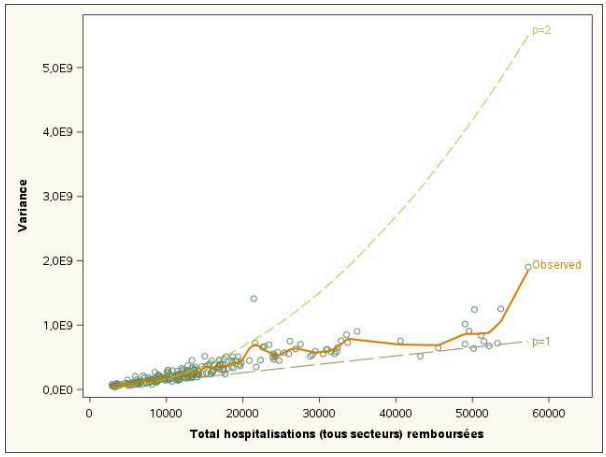
Population 2, dépenses ambulatoires
Valeur estimée du paramètre λ : 1,98



Population 1, dépenses hospitalières
Valeur estimée du paramètre λ : 1,90



Population 2, dépenses hospitalières
Valeur estimée du paramètre λ : 1,41



Lecture des graphiques : Pour les dépenses totales de la population 1, la relation entre variance et moyenne observée dans les données (courbe orange) est proche de la relation correspondant à un modèle GLM avec distribution Gamma, pour lequel la valeur de λ est égale à 2 (λ noté p sur ces graphiques)

2.5 Analyse du caractère hiérarchique, à deux niveaux, des données

Notre approche consiste à modéliser les dépenses individuelles, en incluant dans les modèles aussi bien des caractéristiques individuelles que contextuelles. Cette approche est celle qui est le plus souvent adoptée dans la littérature pour étudier les dépenses à l'échelle territoriale, lorsque des données individuelles sont disponibles [149,167,168]. L'inconvénient de cette approche est qu'elle ne prend pas en compte la structure hiérarchique des données. Lorsque des individus partagent les mêmes caractéristiques, communes à une échelle supra-individuelle, comme par exemple les caractéristiques d'un même médecin traitant ou la densité de l'offre du département de résidence, il est possible qu'une partie de la variabilité des dépenses individuelles soit due à ces caractéristiques communes, définies à une échelle plus agrégée.

La première conséquence est que l'effet des caractéristiques individuelles peut varier selon le département de résidence. En l'absence de prise en compte de la structure hiérarchique, l'effet des caractéristiques individuelles est estimé sur l'ensemble de la population d'étude, indépendamment du département de résidence de chaque individu. Si l'effet d'une caractéristique diffère en fonction du département, l'estimation moyenne sera probablement biaisée. Cela correspond en langage économétrique à un biais de variable omise, puisqu'il existe une corrélation entre une variable explicative spécifiée dans le modèle et une variable non spécifiée, l'effet du département. Des estimations biaisées entraîneraient un biais dans les dépenses prédites et fausseraient l'interprétation de nos résultats.

La deuxième conséquence est que les observations au sein d'une même unité d'agrégation (le département dans nos analyses) sont corrélées. Si la corrélation entre les observations au sein d'un même département n'est pas prise en compte, la précision des estimations est surestimée, ce qui peut amener à conclure à tort qu'un effet est statistiquement significatif.

La modélisation multiniveaux permet de prendre en compte ces particularités des données à structure hiérarchique et a déjà été utilisée dans la littérature sur la variabilité territoriale des pratiques médicales [169]. Ce type de modélisation est par contre plus complexe sur le plan computationnel et sollicite beaucoup de mémoire informatique, ce qui la rend parfois impossible lorsque le nombre d'observations est trop important. Pour évaluer la nécessité de recourir à une modélisation multiniveaux, nous avons estimé la part de la variance totale des dépenses individuelles expliquée par les caractéristiques départementales [170].

3. Résultats de la modélisation des dépenses pour les deux populations d'étude

3.1 Effectifs et structure des dépenses

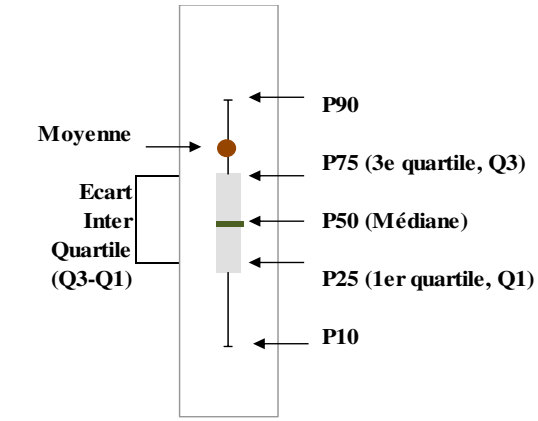
La population 1 est constituée de 8 342 339 individus âgés de 65 ans ou plus. La population 2 est constituée de 386 621 insuffisants cardiaques, âgés de 65 ans ou plus. La structure des dépenses n'est pas la même pour les deux populations : elles sont majoritairement ambulatoires pour la population 1 et majoritairement hospitalières pour la population 2. Les dépenses pour les années 2016 et 2017, selon le périmètre, sont présentées dans la Figure 13.

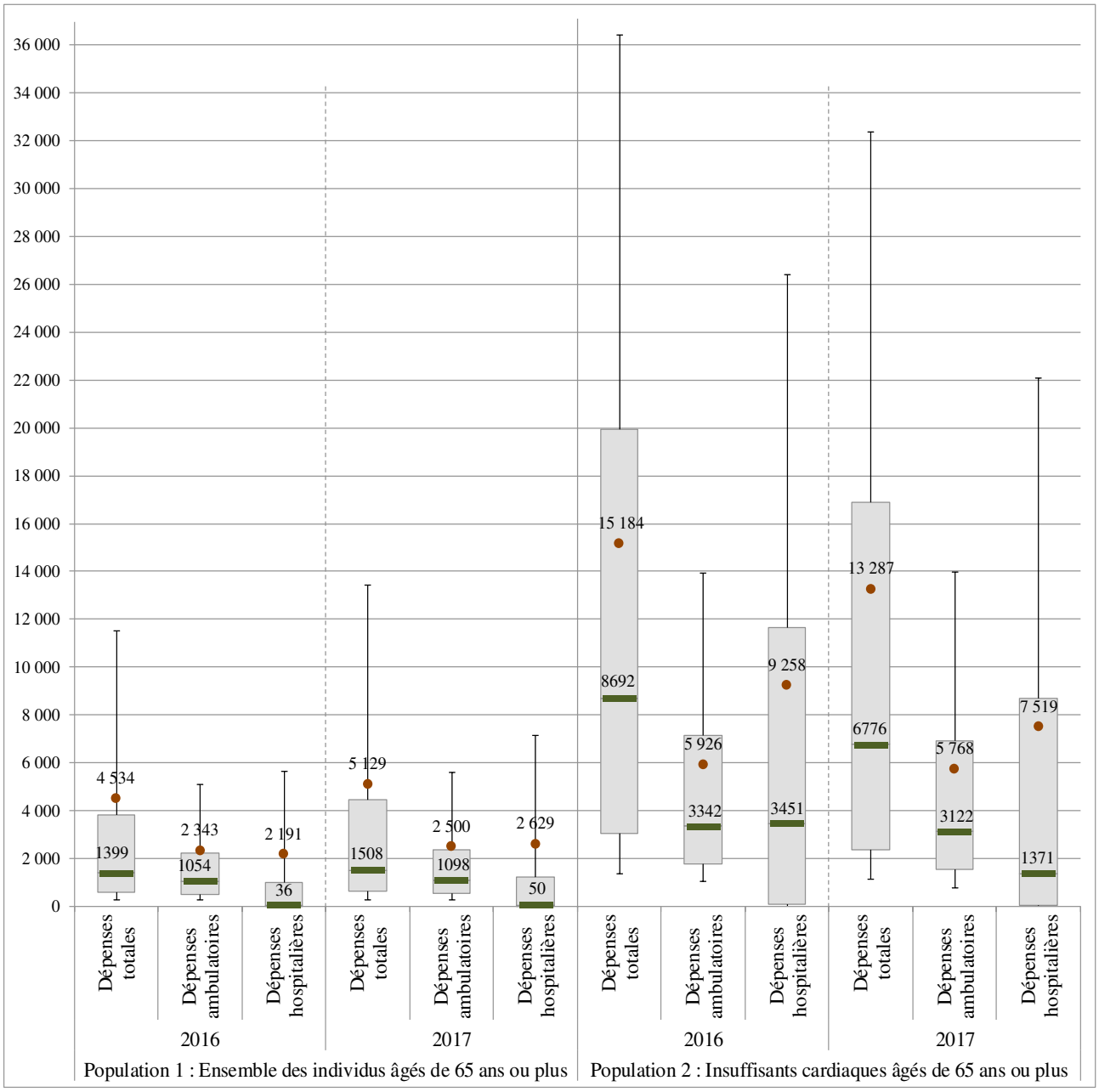
Pour l'année 2016, la dépense individuelle moyenne de la population 1 est de 4 534 €, la médiane de 1 399 €, et 1% de la population aux dépenses les plus élevées concentre 15,9% de l'ensemble des dépenses. Pour les dépenses ambulatoires, ces valeurs sont de 2 343 €, 1 054 € et 14,5% respectivement. Pour les dépenses hospitalières, la moyenne est de 2 191 €, la médiane de 36 € et 46,6% de la population n'a pas de dépenses hospitalières. Parmi les 53,4% qui ont des dépenses, la moyenne est de 4 100 € et 1% concentre 16,5% de l'ensemble des dépenses.

Parmi la population 2 en 2016, la dépense individuelle moyenne est de 15 184 €, la médiane de 8 692 €, et 1% de la population aux dépenses les plus élevées concentre 7,9% de l'ensemble des dépenses. Pour les dépenses ambulatoires, ces valeurs sont de 5 926 €, 3 342 € et 8,5% respectivement. Pour les dépenses hospitalières, la moyenne est de 9 258 €, la médiane de 3 451 € et 19,7% de la population n'a pas de dépenses hospitalières. Parmi les 80,3% qui ont des dépenses, la moyenne est de 11 528 € et 1% concentre 8,6% de l'ensemble des dépenses.

Figure 13. Structure des dépenses des deux populations d'étude, selon le périmètre

Légende





3.2 Caractéristiques des populations d'étude

Les caractéristiques individuelles et contextuelles, pour les deux populations d'étude, sont présentées dans le Tableau 16.

Tableau 16. Caractéristiques des populations d'étude au 31/12/2016

	Population 1[1]	**Population 2[1]**
Effectif total	8 342 339	386 621
Caractéristiques sociodémographiques		
Âge moyen	75,2	81,6
% âgés de 85 ou plus	15,3	41,0
% hommes	41,2	44,7
% bénéficiaires cmu-c ou acs	4,3	5,1
% décès au cours de l'année 2017	3,6	15,8
Indices de morbidité (moyennes, écarts-types)[2]		
ERMI	4,85 (4,60)	11,59 (5,24)
ERMIp	3,18 (4,07)	8,67 (5,18)
MRMI	2,99 (2,28)	5,95 (2,25)
MRMIp	0,91 (1,30)	2,58 (1,57)
Sévérité de l'insuffisance cardiaque		
Insuffisance cardiaque aigüe en 2016 (n, %)	/	81 364 (21,0)
Caractéristiques contextuelles		
Quintiles de l'indice de Défavorisation (%)		
1 (les moins défavorisés)	19,3	17,0
2	18,5	17,1
3	20,3	20,3
4	20,5	21,3
5 (les plus défavorisés)	20,9	23,9
valeurs manquantes	*0,4*	*0,4*
Classes de la typologie IRDES (%)		
1 : Périurbain avec une moindre accessibilité aux soins	19,3	19,0
2 : Marges rurales, peu attractives et aux populations fragiles	13,8	15,4
3 : Espaces de retraite et tourisme bien dotés en offre de soins	9,3	8,5
4 : Espaces urbains ou ruraux défavorisés aux plans socio-économique et sanitaire	11,3	11,9
5 : Centres villes hétérogènes socio-économiquement et bien dotés en offre de soins	28,0	28,9
6 : Villes et couronnes périurbaines favorisées	17,2	15,4
valeurs manquantes	*1,1*	*1,0*

[1] Population1 : ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus ; Population 2 : personnes atteintes d'insuffisance cardiaque et âgées de 65 ans ou plus

[2] Les indices MRMI et ERMI sont les versions princeps des indices, calculés en utilisant les poids pour les pathologies, l'âge (pour ERMI et MRMI) et le sexe (pour MRMI). Les indices MRMIp et ERMIp sont les indices calculés en utilisant les pondérations des pathologies uniquement.

Lecture : 17% de la population 2 réside dans des communes classées dans le quintile des communes les moins défavorisées et 23,9% réside dans des communes classées dans le quintile des communes les plus défavorisées.

La moyenne d'âge de la population 1 est de 75 ans, 15% sont âgés de 85 ans ou plus et elle est constituée d'environ 60% de femmes. La population 2 est plus âgée, avec une moyenne d'âge proche des 82 ans et plus de 40% de personnes âgées de 85 ans ou plus. Elle est plus masculine avec 45% d'hommes contre 55% de femmes. De manière attendue, les indices de morbidité ont des valeurs au moins deux fois plus élevées au sein de la population 2, témoignant d'un état de santé globalement plus sévère parmi les personnes atteintes d'insuffisance cardiaque. Ces personnes semblent aussi socialement plus défavorisées : le taux de bénéficiaires de la cmu-c ou de l'acs est plus important et on note aussi qu'ils sont plus fréquemment résidents de territoires socialement défavorisés. Cette relation entre insuffisance cardiaque et défavorisation de la commune de résidence a aussi été observée dans le chapitre 2.

3.3 Part de la variabilité individuelle des dépenses expliquée par l'échelle départementale

Nous avons estimé la part de la variabilité des dépenses individuelles expliquée par l'échelle départementale des deux manières suivantes.

• En calculant la part de variance expliquée lorsque les seules variables explicatives introduites dans le modèle sont des indicatrices pour chaque département. Ceci équivaut à estimer un modèle multiniveaux à effets fixes.

• En appliquant des modèles multiniveaux sur des échantillons aléatoires de chaque population. La modélisation multiniveaux sur l'ensemble des individus n'a pas été possible par manque de mémoire de calcul des logiciels. La variabilité expliquée par le niveau agrégé est alors mesurée par le coefficient de corrélation intra-classe (ICC) : lorsqu'il est proche de 0, le niveau agrégé n'explique pas la variabilité des dépenses individuelles (les individus à l'intérieur d'un même département ne sont pas plus semblables entre eux que ceux de départements différents) ; et lorsqu'il s'approche de 1, toute la variabilité est due au niveau agrégé (les unités au sein d'un même département sont très proches et se distinguent beaucoup de celles des autres départements).

La part de variabilité des dépenses individuelles expliquée par l'échelle départementale est inférieure à 1% dans tous les cas, sauf pour les dépenses ambulatoires chez les patients insuffisants cardiaques où elle représente entre 2% et 3%. Le recours à une modélisation multiniveaux ne semble donc pas nécessaire pour assurer la validité de nos résultats. Parmi

cette part, très faible, de variabilité expliquée à l'échelle départementale, plus de la moitié et jusqu'aux trois quarts de cette part est expliquée par la densité départementale de l'offre de soins.

Tableau 17. Part de la variabilité des dépenses individuelles expliquée par l'échelle départementale pour la population 1

	Ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus, dépenses pour l'année 2016					
	Part de la variance des Dépenses totales expliquée par		Part de la variance des Dépenses ambulatoires expliquée par		Part de la variance des Dépenses hospitalières expliquée par	
	Département	Densité de l'offre[1]	Département	Densité de l'offre[1]	Département	Densité de l'offre[1]
Modèles à l'échelle individuelle						
Effectifs	8 342 339		8 342 339		8 342 339	
Moyenne observée	4 534 €		2 343 €		2 191 €	
adjR[2] (modèle log-Poisson)	0,64%	0,38%	1,77%	1,30%	0,28%	0,14%
Modèles multi-niveaux[2]						
Effectifs	83 424		83 424		83 424	
Moyenne observée	4 554 €		2 359 €		2 195 €	
ICC[3]	0,21%	0,13%	0,56%	0,39%	0,05%	0,04%

1 Mesurée par les densités (/100 000 habitants) de généralistes, d'infirmiers, de cardiologues et de lits en établissement MCO
2 Sur échantillons aléatoires des populations pour pallier à l'insuffisance des capacités de mémoire des logiciels
3 ICC = Intra Class Correlation mesure la part de la variance expliquée par l'effet du niveau agrégé (ici, le département). La part de variance expliquée par la densité de l'offre de soins est mesurée indirectement par la différence entre la part totale expliquée par le département et la part résiduelle expliquée par le département après prise en compte de la densité de l'offre de soins

Tableau 18. Part de la variabilité des dépenses individuelles expliquée par l'échelle départementale pour la population 2

	Insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus, dépenses pour l'année 2016					
	Part de la variance des Dépenses totales expliquée par		Part de la variance des Dépenses ambulatoires expliquée par		Part de la variance des Dépenses hospitalières expliquée par	
	Département	Densité de l'offre[1]	Département	Densité de l'offre[1]	Département	Densité de l'offre[1]
Modèles à l'échelle individuelle						
Effectifs	386 621		386 621		386 621	
Moyenne observée	15 184 €		5 926 €		9 258 €	
adjR[2] (modèle log-Poisson)	1,15%	0,65%	3,32%	2,51%	1,12%	0,71%
Modèles multi-niveaux[2]						
Effectifs	77 325		77 325		77 325	
Moyenne observée	15 189 €		5 924 €		9 265 €	
ICC[3]	0,70%	0,35%	1,87%	1,27%	0,55%	0,27%

1 Mesurée par les densités (/100 000 habitants) de généralistes, d'infirmiers, de cardiologues et de lits en établissement MCO
2 Sur échantillons aléatoires des populations pour pallier à l'insuffisance des capacités de mémoire des logiciels
3 ICC = Intra Class Correlation mesure la part de la variance expliquée par l'effet du niveau agrégé (ici, le département). La part de variance expliquée par la densité de l'offre de soins est mesurée indirectement par la différence entre la part totale expliquée par le département et la part résiduelle expliquée par le département après prise en compte de la densité de l'offre de soins

3.4 Performance des modèles prédictifs et application à l'échelle départementale

Nous présentons les performances des modèles pour la prédiction des dépenses totales, ambulatoires et hospitalières et les résultats de leur application à l'échelle départementale. Tous les modèles sont appliqués aux dépenses de l'année 2016 (modèles rétrospectifs) et aux dépenses de l'année 2017 (modèles prospectifs). On rappelle que les dépenses analysées sont les dépenses individuelles et les dépenses moyennes par individu au sein de chaque département.

Lecture des résultats principaux

Les résultats sont présentés sous deux formes :

• Tableaux avec les mesures de performance globale de chaque modèle, à l'échelle individuelle et départementale.

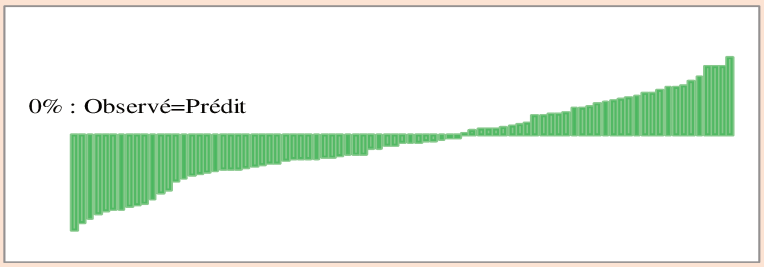
A l'échelle individuelle, nous présentons la part de la variance des dépenses expliquée par chaque modèle (colonne adj-R^2), la performance d'un modèle étant d'autant plus élevée que la part expliquée est élevée ; et l'erreur moyenne entre la dépense observée (O) et prédite (P) (colonnes Erreur moyenne), la performance d'un modèle étant d'autant plus élevée que l'erreur moyenne est faible.

A l'échelle départementale, nous présentons également l'erreur moyenne, puis le nombre de départements parmi les 96 étudiés pour lesquels l'écart entre prédiction et observation est inférieur ou égal à 10% de la dépense observée (colonne n/96 avec écart ≤10%), la performance d'un modèle étant d'autant plus élevée que ce nombre est élevé.

		Prédiction individuelle		Résultats à l'échelle des départements		
Modèles	adj-R^2	Erreur moyenne		Erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%
		| O-P | (€)	| O-P | / O	| O-P | (€)	| O-P | / O	
Modèle n	a%	b	c%	b'	c'	d

Prédiction d'autant plus performante que a et d sont élevés ; que b, c, b', c' sont faibles

• Figures avec les écarts entre observations et prédictions, à l'échelle de chaque département, représentés sous forme d'histogramme. Chaque barre correspond à l'écart pour un département et la performance d'un modèle est d'autant plus élevée que les barres sont proches de l'origine de l'axe des ordonnées (barres courtes proches de 0% d'écart).



Prédiction d'autant plus performante que la barre est proche de l'axe horizontal

3.4.1 Population 1 : Ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus

Les résultats pour l'ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus sont présentés dans les Tableaux 19 à 21 et la Figure 14.

Performances prédictives globales

Au sein de la population 1, les performances des modèles à l'échelle individuelle sont meilleures pour la prédiction des dépenses ambulatoires que pour la prédiction des dépenses hospitalières. Pour l'année 2016, le modèle comportant l'âge, le sexe et l'indice ERMIp (3) par exemple, explique 37,8% de la variance des dépenses totales, 39,4% de la variance des dépenses ambulatoires et 18,6% de la variance des dépenses hospitalières. Pour les modèles prospectifs (année 2017), la part de variance expliquée est respectivement de 23,1%, 31,5% et 7,1%.

A l'échelle des départements à l'inverse, les prédictions sont meilleures pour les dépenses hospitalières. Avec ce même modèle (3), le nombre de départements avec une dépense prédite s'écartant de 10% ou moins de la dépense observée est de 72 pour les dépenses totales, 42 pour les dépenses ambulatoires et 76 pour les dépenses hospitalières. Les performances prédictives à l'échelle départementale pour les modèles rétrospectifs et prospectifs sont très proches.

Cette différence entre la prédiction à l'échelle individuelle et départementale ainsi que les enseignements suivants sont communs aux modélisations des trois périmètres de dépenses.

• *Comparaison des prédictions à l'échelle individuelle et à l'échelle des départements.*
L'application des modèles à l'échelle départementale réduit considérablement l'écart entre les dépenses observées et prédites : à l'échelle individuelle, l'erreur correspond systématiquement à plus des trois quarts de la dépense observée, alors qu'à l'échelle départementale elle représente entre 5% et 12% de la dépense moyenne observée. Par ailleurs, la performance prédictive à l'échelle départementale n'est pas proportionnelle à la performance à l'échelle individuelle. Pour les dépenses totales par exemple, le gain de plus de 30 points de pourcentage de variance expliquée (passage de 3,4% à 37,8% entre les modèles (1) et (3)) ne correspond qu'à une faible réduction de l'erreur moyenne à l'échelle départementale et à seulement 8 départements supplémentaires avec un écart de 10% ou moins entre observations et prédictions (passage de 64 à 72 départements).

• *Comparaison des prédictions rétrospectives (année 2016) et prospectives (année 2017).*
La part de variance des dépenses expliquée par les modèles à l'échelle individuelle pour l'année 2016 est supérieure (environ 1,5 fois plus élevée pour les dépenses totales) à la part expliquée prospectivement pour l'année 2017 (sauf pour les modèles (1) et (2), mais dont la performance est faible). Cette différence de performance prédictive ne se reflète pas à l'échelle départementale, les résultats des modèles prospectifs et rétrospectifs étant proches.

• *Comparaison des prédictions en fonction des caractéristiques individuelles prises en compte.*
La prise en compte de l'état de santé, en plus des facteurs socio-démographiques individuels disponibles, augmente très fortement les performances à l'échelle individuelle, en faisant passer la part de variance expliquée d'environ 3 à 4% à plus de 35% pour les dépenses totales.
Lorsque l'on compare les différents modèles comportant des informations sur l'état de santé, on note que la performance des modèles mesurant l'état de santé par une version de l'indice ERMI (ERMI et ERMIp, avec et sans pondérations pour l'âge, respectivement) est supérieure à la performance des modèles mesurant l'état de santé par une version de l'indice MRMI (39,4% de variance expliquée pour les dépenses ambulatoires par le modèle (3) avec ERMIp contre 36,0% par le modèle (5) avec MRMIp). On note aussi que, alors que les performances des deux versions de l'indice ERMI sont similaires, pour l'indice MRMI la performance est diminuée lorsque les poids pour l'âge et le sexe sont inclus dans le calcul du score, passant par exemple pour les dépenses ambulatoires de 36,0% (modèle (4), version MRMIp) à 25,0% (modèle (5), version MRMI). A l'échelle départementale, l'indice ERMI a les meilleures performances prédictives, aussi bien pour les modèles rétrospectifs que prospectifs.

La prise en compte des décès au cours de l'année (modèles prospectifs uniquement) améliore la prédiction des dépenses hospitalières (9,0% de variance expliquée par rapport à 7,2% pour le modèle (7) complet). Ce gain de performance prédictive reflète la nature des dépenses de fin de vie, qui sont élevées et très majoritairement hospitalières. Cependant, l'information sur le décès au cours de l'année n'apporte pas d'amélioration à l'échelle départementale.

• *Comparaison des prédictions après prise en compte des facteurs contextuels.*

La prise en compte de la densité de l'offre de soins n'augmente pas la part de variance expliquée à l'échelle individuelle par rapport au modèle complet (7), mais augmente par contre sensiblement le nombre de départements avec un écart faible entre prédictions et observations, y compris pour les modèles prospectifs. Pour les dépenses totales en 2016 par exemple, après prise en compte de la densité de l'offre, 83 départements ont une dépense moyenne prédite s'écartant de 10% ou moins de la dépense moyenne observée, contre 72 départements avec le modèle (7) comprenant l'ensemble des caractéristiques individuelles disponibles. Ce gain de performance est particulièrement visible pour les dépenses ambulatoires où le nombre de départements avec un écart faible passe de 42 à 73.

La prise en compte du type de territoire selon la typologie socio-sanitaire proposée par l'IRDES améliore aussi, mais dans une moindre mesure, la prédiction à l'échelle départementale pour les dépenses ambulatoires. Le nombre de départements avec un écart faible entre prédictions et observations est de 58, contre 42 départements avec le modèle (7) et 43 avec prise en compte du quintile de défavorisation sociale.

Pour illustrer l'apport des caractéristiques prises en compte par les modèles dans l'amélioration de la prédiction des dépenses à l'échelle des départements, nous avons représenté dans la Figure 14 les écarts entre dépense observée et prédite pour les 96 départements métropolitains.

Tableau 19. Performance de la prédiction des dépenses individuelles totales en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses totales prédites et observées à l'échelle des départements, pour l'ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus.

Modèles	Population 1, Dépenses totales											
	2016 (année n)						2017 (année n+1)					
	Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements			Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements		
	adj-R^2	Erreur moyenne		Erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%	adj-R^2	Erreur moyenne		Erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%
		|O-P| (€)	|O-P| / O	|O-P| (€)	|O-P| / O			|O-P| (€)	|O-P| / O	|O-P| (€)	|O-P| / O	
1 : âge, sexe	3,4%	4 895	>1	386	8,7%	64	3,5%	5 569	>1	443	8,8%	66
2 : âge, sexe, cmu-c/acs[1]	3,7%	4 889	>1	375	8,5%	67	3,7%	5 564	>1	432	8,6%	70
3 : âge, sexe, ERMIp[2]	37,8%	3 864	85,2%	308	6,9%	72	23,1%	4 923	96,0%	382	7,6%	71
4 : ERMI[3]	36,6%	3 851	84,9%	292	6,6%	78	23,4%	4 857	94,7%	354	7,0%	77
5 : âge, sexe, MRMIp[2]	35,2%	3 962	87,4%	311	7,0%	72	21,2%	5 016	97,8%	391	7,8%	68
6 : MRMI[3]	24,5%	4 281	94,4%	343	7,7%	72	16,8%	5 122	99,9%	402	8,0%	69
3 + décès en 2017	—	—	—	—	—	—	24,4%	4 932	96,2%	443	8,8%	55
7 : modèle individuel complet[4]	37,8%	3 863	85,2%	303	6,8%	72	23,1%	4 921	95,9%	378	7,5%	71
7 + densité de l'offre de soins[5]	38,0%	3 855	85,0%	230	5,2%	83	23,3%	4 911	95,7%	286	5,7%	79
7 + indice de défavorisation	37,8%	3 863	85,2%	298	6,7%	74	23,2%	4 921	95,9%	377	7,5%	71
7 + typologie IRDES	37,9%	3 864	85,2%	254	5,7%	78	23,3%	4 922	96,0%	334	6,6%	75

[1] Couverture maladie universelle complémentaire ou aide à la complémentaire santé au cours de l'année 2016

[2] $ERMI_p$ et $MRMI_p$: Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies uniquement

[3] Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies, à l'âge et au sexe (publication princeps)

[4] Inclut l'ensemble des caractéristiques individuelles : âge, sexe, cmu-c/acs, indice ERMIp

[5] Mesurée à l'échelle des départements par trois variables d'offre ambulatoire : nombre de médecins généralistes, de cardiologues et d'infirmiers pour 100 000 habitants et une variable d'offre hospitalière : nombre de lits hospitaliers (MCO) pour 100 000 habitants. Les départements sont classés en quintiles de densité pour chacune de ces quatre variables.

Lecture : A l'échelle individuelle, le modèle incluant l'âge, le sexe et l'indice $ERMI_p$ (modèle 3) explique 37,8% de la variance des dépenses totales pour l'année 2016. Avec ce modèle (3), la moyenne des valeurs absolues des écarts entre prédictions et observations représente 85,2% de la dépense individuelle totale. A l'échelle des départements, l'erreur moyenne représente 6,9% de la dépense individuelle totale moyenne et elle est inférieure ou égale à 10% pour 72 départements sur 96 étudiés.

Tableau 20. Performance de la prédiction des dépenses individuelles ambulatoires en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses ambulatoires prédites et observées à l'échelle des départements, pour l'ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus.

	Population 1, Dépenses ambulatoires											
	2016 (année n)						2017 (année n+1)					
	Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements			Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements		
Modèles	adj-R^2	erreur moyenne		erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%	adj-R^2	erreur moyenne		erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%
		|O-P| (€)	|O-P| / O	|O-P| (€)	|O-P| / O			|O-P| (€)	|O-P| / O	|O-P| (€)	|O-P| / O	
1 : âge, sexe	4,6%	2 166	92,4%	290	12,8%	45	4,0%	2 344	93,7%	321	13,2%	40
2 : âge, sexe, cmu-c/acs[1]	4,9%	2 163	92,3%	284	12,5%	46	4,3%	2 341	93,6%	315	13,0%	40
3 : âge, sexe, ERMIp[2]	39,4%	1 781	76,0%	270	11,9%	42	31,5%	2 016	80,7%	303	12,5%	42
4 : ERMI[3]	38,6%	1 773	75,7%	257	11,3%	47	31,3%	2 001	80,1%	289	11,9%	41
5 : âge, sexe, MRMIp[2]	36,0%	1 834	78,3%	272	12,0%	44	28,5%	2 068	82,7%	306	12,6%	41
6 : MRMI[3]	25,0%	1 947	83,1%	273	12,0%	46	20,5%	2 154	86,2%	305	12,6%	44
3 + décès en 2017	—	—	—	—	—	—	31,5%	2 017	80,7%	304	12,5%	42
7 : modèle individuel complet[4]	39,4%	1 780	76,0%	268	11,8%	42	31,5%	2 015	80,6%	301	12,4%	42
7 + densité de l'offre de soins[5]	40,2%	1 765	75,3%	157	6,9%	73	32,3%	1 998	79,9%	173	7,1%	73
7 + indice de défavorisation	39,5%	1 780	76,0%	266	11,7%	43	31,6%	2 015	80,6%	299	12,3%	42
7 + typologie IRDES	39,7%	1 779	75,9%	220	9,7%	58	31,8%	2 014	80,6%	247	10,2%	52

[1] Couverture maladie universelle complémentaire ou aide à la complémentaire santé au cours de l'année 2016

[2] $ERMI_p$ et $MRMI_p$: Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies uniquement

[3] Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies, à l'âge et au sexe (publication princeps)

[4] Inclut l'ensemble des caractéristiques individuelles : âge, sexe, cmu-c/acs, indice ERMIp

[5] Mesurée à l'échelle des départements par trois variables d'offre ambulatoire : nombre de médecins généralistes, de cardiologues et d'infirmiers pour 100 000 habitants et une variable d'offre hospitalière : nombre de lits hospitaliers (MCO) pour 100 000 habitants. Les départements sont classés en quintiles de densité pour chacune de ces quatre variables.

Lecture : A l'échelle individuelle, le modèle incluant l'âge, le sexe et l'indice $ERMI_p$ (modèle 3) explique 39,4% de la variance des dépenses ambulatoires pour l'année 2016. Avec ce modèle (3), la moyenne des valeurs absolues des écarts entre prédictions et observations représente 76,0% de la dépense individuelle ambulatoire. A l'échelle des départements, l'erreur moyenne représente 11,9% de la dépense individuelle ambulatoire moyenne et elle est inférieure ou égale à 10% pour 42 départements sur 96 étudiés.

Tableau 21. Performance de la prédiction des dépenses individuelles hospitalières en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses hospitalières prédites et observées à l'échelle des départements, pour l'ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus.

	Population 1, Dépenses hospitalières											
	2016 (année n)						2017 (année n+1)					
	Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements			Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements		
Modèles	adj-R^2	erreur moyenne		erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%	adj-R^2	erreur moyenne		erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%
		|O-P| (€)	|O-P| / O	|O-P| (€)	|O-P| / O			|O-P| (€)	|O-P| / O	|O-P| (€)	|O-P| / O	
1 : âge, sexe	1,4%	3 188	>1	171	7,9%	66	0	3 874	>1	272	10,5%	49
2 : âge, sexe, cmu-c/acs[1]	1,5%	3 186	>1	171	7,9%	66	0	3 871	>1	270	10,4%	50
3 : âge, sexe, ERMIp[2]	18,6%	2 671	>1	129	6,0%	76	7,1%	3 495	>1	172	6,6%	76
4 : ERMI[3]	17,9%	2 682	>1	123	5,7%	75	7,3%	3 469	>1	170	6,5%	75
5 : âge, sexe, MRMIp[2]	17,4%	2 716	>1	129	5,9%	75	6,3%	3 546	>1	183	7,0%	69
6 : MRMI[3]	12,6%	2 895	>1	152	7,1%	70	5,0%	3 612	>1	214	8,2%	63
3 + décès en 2017	—	—	—	—	—	—	9,0%	3 412	>1	177	6,8%	74
7 : modèle individuel complet[4]	18,6%	2 671	>1	129	6,0%	76	7,2%	3 494	>1	172	6,6%	76
7 + densité de l'offre de soins[5]	18,7%	2 670	>1	106	4,9%	85	7,2%	3 493	>1	139	5,3%	80
7 + indice de défavorisation	18,6%	2 670	>1	124	5,7%	79	7,2%	3 494	>1	166	6,4%	76
7 + typologie IRDES	18,6%	2 672	>1	125	5,8%	77	7,2%	3 496	>1	165	6,4%	77

[1] Couverture maladie universelle complémentaire ou aide à la complémentaire santé au cours de l'année 2016

[2] $ERMI_p$ et $MRMI_p$: Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies uniquement

[3] Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies, à l'âge et au sexe (publication princeps)

[4] Inclut l'ensemble des caractéristiques individuelles : âge, sexe, cmu-c/acs, indice ERMIp

[5] Mesurée à l'échelle des départements par trois variables d'offre ambulatoire : nombre de médecins généralistes, de cardiologues et d'infirmiers pour 100 000 habitants et une variable d'offre hospitalière : nombre de lits hospitaliers (MCO) pour 100 000 habitants. Les départements sont classés en quintiles de densité pour chacune de ces quatre variables.

Lecture : A l'échelle individuelle, le modèle incluant l'âge, le sexe et l'indice $ERMI_p$ (modèle 3) explique 18,6% de la variance des dépenses hospitalières pour l'année 2016. Avec ce modèle (3), la moyenne des valeurs absolues des écarts entre prédictions et observations est supérieure à la dépense individuelle hospitalière. A l'échelle des départements, l'erreur moyenne représente 6,0% de la dépense individuelle hospitalière moyenne et elle est inférieure ou égale à 10% pour 76 départements sur 96 étudiés.

Résultats à l'échelle départementale

La Figure 14 présente l'écart entre la dépense individuelle moyenne prédite et la dépense individuelle moyenne observée pour chacun des 96 départements étudiés, en fonction du modèle utilisé pour prédire les dépenses. Les modèles comparés sont le modèle avec âge et sexe (1), le modèle avec âge, sexe et l'indice ERMIp (3), puis le modèle (7 avec prise en compte aussi de l'offre de soins). La moyenne de ces écarts est l'erreur moyenne à l'échelle des départements qui figure dans les Tableaux 19 à 21, mais l'ensemble de la distribution des écarts est ici représentée. Les départements sont triés par écart croissant pour faciliter la lecture. Les barres superposées ne représentent pas forcément un même département, puisque le rang des écarts peut varier selon le modèle.

Un écart négatif (barres verticales orientées vers les valeurs négatives de l'axe des ordonnées) signifie que la dépense individuelle moyenne observée au sein d'un département est inférieure à la dépense individuelle moyenne prédite (O-P<0), que le modèle surestime donc les dépenses à l'échelle du département. Dans un système de santé où l'allocation de budgets de soins annuels à l'échelle départementale serait déterminée par ce type de modèles, ces départements seraient excédentaires. Inversement, un écart positif (O-P>0) signifie que le modèle sous-estime la dépense moyenne à l'échelle du département et que les départements correspondants seraient déficitaires.

On remarque que pour les trois périmètres de dépenses, il y a plus de départements pour lesquels les modèles surestiment la dépense moyenne que de départements pour lesquels les modèles sous-estiment la dépense moyenne.

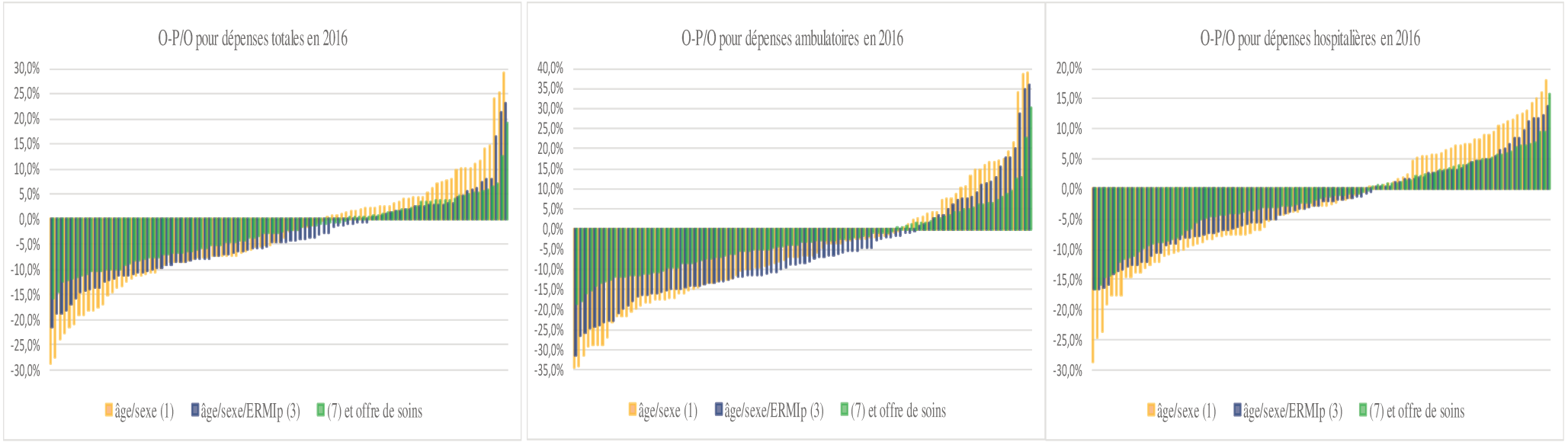
La comparaison des modèles (1) et (3) illustre l'amélioration de la prédiction lorsque l'état de santé est pris en compte en plus de l'âge et du sexe. Cette amélioration s'observe aussi bien pour les dépenses ambulatoires que pour les dépenses hospitalières et des deux côtés de la distribution (aussi bien pour les départements aux dépenses surestimées que pour ceux aux dépenses sous-estimées). Les écarts persistants après prise en compte de l'état de santé par le modèle (3) traduisent la variabilité des dépenses à morbidité identique[21]. Un écart négatif signifie que la dépense réelle est inférieure à la dépense attendue au regard de l'état de santé de

[21] En partie uniquement, puisqu'ils traduisent aussi le caractère imparfait de la mesure de l'état de santé par l'indice ERMIp.

la population du département (prédite par le modèle (3)). Les écarts négatifs pourraient donc refléter des besoins de soins non traduits par un recours effectif et identifier potentiellement des départements au sein desquels l'accessibilité aux soins est réduite. La prise en compte de l'offre de soins réduit encore les écarts entre dépense observée et prédite, qui devient inférieur à 10% pour la grande majorité des départements. Cette amélioration de la prédiction concerne surtout les dépenses ambulatoires. Comme mentionné en introduction, l'amélioration de la prédiction apportée par les indices de morbidité est due à la meilleure caractérisation des besoins de soins et favorise l'équité de l'allocation du budget entre les territoires. Par contre, l'amélioration apportée par la prise en compte de la densité de l'offre n'est pas nécessairement en accord avec les incitations recherchées par les modèles.

Pour illustrer l'effet des trois modèles comparés sur les prédictions au sein d'un même département, nous présentons en Annexe les résultats pour les dépenses totales en classant les départements selon les 13 nouvelles régions administratives métropolitaines (les départements sont ordonnés au sein de chaque région par écarts croissants pour faciliter la lecture). Ainsi, une réduction de 10% de l'écart entre dépenses observées et prédites (amélioration apportée dans ces départements par le modèle (3) comportant l'indice ERMIp) correspond à une somme par individu d'environ +600 € pour le département des Bouches-du-Rhône (n°13) en Provence-Alpes-Côte d'Azur et d'environ -350 € pour le département de la Charente (n°16) en Nouvelle-Aquitaine (Tableau A21 et Figure A6 en Annexe).

Figure 14. Ecarts entre les dépenses prédites et observées à l'échelle des départements (différence [Observée – Prédite], exprimée en pourcentage de la dépense observée), selon les caractéristiques prises en compte et le périmètre considéré, pour l'ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus.



Lecture : On compare les trois modèles suivants : modèle avec âge et sexe, modèle avec âge, sexe et indice ERMIp, modèle avec l'ensemble des caractéristiques individuelles (âge, sexe, cmu-c/acs, indice ERMIp) et densité de l'offre de soins. Chaque barre de couleur représente un département et indique la différence entre la dépense individuelle moyenne prédite par le modèle et la dépense individuelle moyenne observée au sein du département. Un écart de 10% signifie que la dépense réelle est 10% supérieure à la prédiction (le modèle sous-estime de 10% les dépenses) et un écart de -10% signifie que la dépense réelle est 10% inférieure à la prédiction (le modèle surestime de 10% les dépenses). Les barres superposées ne représentent pas forcément un même département, puisque le rang des écarts peut varier selon le modèle.

3.4.2 Population 2 : Patients insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus

Les résultats pour la population des individus insuffisants cardiaques sont présentés dans les Tableaux 22 à 24 et la Figure 15.

Performances prédictives globales

Au sein de la population 2, les performances des modèles à l'échelle individuelle sont équivalentes pour la prédiction des dépenses ambulatoires et des dépenses hospitalières. Pour l'année 2016, le modèle comportant l'âge, le sexe et l'indice ERMIp (3) par exemple explique 31,3% de la variance des dépenses totales et 23,8% de la variance des dépenses ambulatoires et hospitalières. Pour les modèles prospectifs, la part de variance expliquée est respectivement de 20,8%, 17,2% et 15,0%.

A l'échelle des départements, les prédictions sont meilleures pour les dépenses hospitalières, comme pour la population 1. Avec ce même modèle (3), le nombre de départements avec une dépense prédite s'écartant de 10% ou moins de la dépense observée est de 69 pour les dépenses totales, 42 pour les dépenses ambulatoires et 64 pour les dépenses hospitalières. Pour les modèles prospectifs, la prédiction est moins performante avec 60, 37 et 59 départements respectivement.

De manière similaire à l'analyse des résultats pour la population 1, les enseignements suivants sont communs aux modélisations des trois périmètres de dépenses :

• *Comparaison des prédictions à l'échelle individuelle et à l'échelle des départements.*
Parmi les patients insuffisants cardiaques aussi, l'application des modèles à l'échelle départementale réduit considérablement l'écart entre les dépenses observées et prédites : à l'échelle individuelle, l'erreur correspond systématiquement à plus des deux tiers de la dépense observée, alors qu'à l'échelle départementale elle ne représente plus que 10% à 15% de la dépense moyenne observée. La performance prédictive à l'échelle départementale n'est pas proportionnelle à la performance à l'échelle individuelle. Pour les dépenses totales par exemple, le gain de performance à l'échelle départementale entre les modèles (1) et (3) et entre les modèles (3) et (7) est identique (passage de 56 à 69 départements sous le seuil des 10% d'écart,

puis de 69 à 83), alors que la part de variance expliquée à l'échelle individuelle passe de moins de 1% à plus de 31% entre les modèles (1) et (3) et n'augmente que de 4% entre les modèles (3) et (7) (31,3% et 34,9% de variance expliquée respectivement).

• *Comparaison des prédictions rétrospectives (année 2016) et prospectives (année 2017).*
La part de variance des dépenses expliquée par les modèles à l'échelle individuelle pour l'année 2016 est d'environ 1,5 fois plus élevée que la part expliquée prospectivement pour l'année 2017 (sauf pour les modèles (1) et (2)). A l'échelle départementale, la performance prédictive des modèles (1) à (7) est cette fois-ci moins élevée que pour les modèles rétrospectifs, avec 5 à 10 départements de moins sous le seuil des 10% d'écart entre observations et prédictions.

• *Comparaison des prédictions en fonction des caractéristiques individuelles prises en compte.*
La prise en compte de l'état de santé, en plus des facteurs socio-démographiques individuels disponibles, fait passer la part de variance expliquée d'environ 1% à plus de 20% et jusqu'à 35% pour les dépenses totales.
Lorsque l'on compare les différents modèles comportant des informations sur l'état de santé, on note que l'identification d'une insuffisance cardiaque aigüe, correspondant à un séjour pour insuffisance cardiaque ou pour une complication au cours de l'année[22], améliore la prédiction des dépenses hospitalières : le modèle correspondant est le plus performant aussi bien à l'échelle individuelle que des départements.
La performance des modèles comportant l'indice ERMIp est supérieure à celle des modèles comportant l'indice MRMIp (d'environ 9% pour les dépenses totales, avec 31,3% contre 22,2% de variance expliquée respectivement). On note ici aussi que les performances des deux versions de l'indice ERMI (ERMI et ERMIp, avec et sans pondérations pour l'âge, respectivement) sont similaires, alors que la performance de l'indice MRMI incluant les poids pour l'âge et le sexe dans le calcul du score est largement diminuée, passant par exemple pour les dépenses totales de 22,2% (modèle (4), version MRMIp) à 8,2% (modèle (5), version MRMI).
La prise en compte des décès au cours de l'année (modèles prospectifs uniquement) améliore la part de variance expliquée aussi bien pour les dépenses ambulatoires que pour les dépenses

[22] Algorithme « Insuffisance cardiaque aigüe » de la cartographie, décrit dans le chapitre 2 et présenté dans le Tableau 1 de la section sur les données.

hospitalières mais cette faible amélioration à l'échelle individuelle ne contribue pas à améliorer la prédiction à l'échelle des départements.

• *Comparaison des prédictions après prise en compte des facteurs contextuels.*

La prise en compte de la densité de l'offre de soins, sans augmenter la part de variance expliquée à l'échelle individuelle par rapport au modèle complet (7), augmente sensiblement le nombre de départements avec un écart faible entre prédictions et observations, y compris pour les modèles prospectifs. Pour les dépenses totales en 2016 par exemple, après prise en compte de la densité de l'offre, 83 départements ont une dépense moyenne prédite s'écartant de 10% ou moins de la dépense moyenne observée, contre 70 départements avec le modèle (7) comprenant l'ensemble des caractéristiques individuelles disponibles. Ce gain de performance est particulièrement visible pour les dépenses ambulatoires où le nombre de départements avec un écart faible passe de 42 à 69.

La prise en compte du type de territoire selon la typologie socio-sanitaire proposée par l'IRDES améliore la prédiction à l'échelle départementale pour les dépenses ambulatoires. Le nombre de départements ayant une dépense moyenne prédite s'écartant de 10% ou moins de la dépense moyenne observée est de 50, contre 42 départements avec le modèle (7) et 43 avec prise en compte du quintile de défavorisation.

Tableau 22. Performance de la prédiction des dépenses individuelles totales en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses totales prédites et observées à l'échelle des départements, pour les insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus.

	Population 2, Dépenses totales											
	2016 (année n)						2017 (année n+1)					
	Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements			Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements		
Modèles	adj-R^2	Erreur moyenne		Erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%	adj-R^2	Erreur moyenne		Erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%
		| O-P | (€)	| O-P | / O	| O-P | (€)	| O-P | / O			| O-P | (€)	| O-P | / O	| O-P | (€)	| O-P | / O	
1 : âge, sexe	0,87%	12 767	84,1%	1 366	9,3%	56	1,11%	11 844	89,1%	1 352	10,6%	49
2 : âge, sexe, cmu-c/acs[1]	0,94%	12 763	84,1%	1 358	9,3%	56	1,20%	11 838	89,1%	1 341	10,5%	49
3 : âge, sexe, ERMIp[2]	31,3%	10 461	68,9%	1 098	7,5%	69	20,8%	10 556	79,4%	1 141	8,9%	60
4 : ERMI[3]	28,6%	10 631	70,0%	1 136	7,7%	69	19,0%	10 635	80,0%	1 169	9,1%	61
5 : âge, sexe, MRMIp[2]	22,2%	11 248	74,1%	1 152	7,9%	66	12,2%	11 191	84,2%	1 199	9,4%	57
6 : MRMI[3]	8,2%	12 114	79,8%	1 326	9,0%	59	3,9%	11 537	86,8%	1 351	10,6%	52
3 + séjour pour IC en 2016	34,5%	10 216	67,3%	1 086	7,4%	70	21,5%	10 510	79,1%	1 136	8,9%	60
3 + décès en 2017	—	—	—	—	—	—	21,1%	10 541	79,3%	1 149	9,0%	59
7 : modèle individuel complet[4]	34,5%	10 216	67,3%	1 083	7,4%	70	21,5%	10 508	79,1%	1 131	8,9%	60
7 + densité de l'offre de soins[5]	34,9%	10 181	67,0%	731	5,0%	83	22,0%	10 470	78,8%	764	6,0%	79
7 + indice de défavorisation	34,6%	10 209	67,2%	968	6,6%	76	21,5%	10 508	79,1%	1 051	8,2%	66
7 + typologie IRDES	34,7%	10 199	67,2%	835	5,7%	81	21,7%	10 497	79,0%	909	7,1%	71

[1] Couverture maladie universelle complémentaire ou aide à la complémentaire santé au cours de l'année 2016

[2] $ERMI_p$ et $MRMI_p$: Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies uniquement

[3] Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies, à l'âge et au sexe (publication princeps)

[4] Inclut l'ensemble des caractéristiques individuelles : âge, sexe, cmu-c/acs, indice ERMIp, séjour pour IC en 2016

[5] Mesurée à l'échelle des départements par trois variables d'offre ambulatoire : nombre de médecins généralistes, de cardiologues et d'infirmiers pour 100 000 habitants et une variable d'offre hospitalière : nombre de lits hospitaliers (MCO) pour 100 000 habitants. Les départements sont classés en quintiles de densité pour chacune de ces quatre variables.

Lecture : A l'échelle individuelle, le modèle incluant l'âge, le sexe, la cmu-c ou l'acs et l'indice $ERMI_p$ (modèle 3) explique 31,3% de la variance des dépenses totales pour l'année 2016. Avec ce modèle (3), la moyenne des valeurs absolues des écarts entre prédictions et observations représente 68,9% de la dépense totale. A l'échelle des départements, l'erreur moyenne représente 7,5% de la dépense totale moyenne et elle est inférieure ou égale à 10% pour 69 départements sur 96 étudiés.

Tableau 23. Performance de la prédiction des dépenses individuelles ambulatoires en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses ambulatoires prédites et observées à l'échelle des départements, pour les insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus.

	Population 2, Dépenses ambulatoires											
	2016 (année n)						2017 (année n+1)					
	Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements			Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements		
Modèles	adj-R^2	erreur moyenne		erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%	adj-R^2	erreur moyenne		erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%
		|O-P| (€)	|O-P| / O	|O-P| (€)	|O-P| / O			|O-P| (€)	|O-P| / O	|O-P| (€)	|O-P| / O	
1 : âge, sexe	0,12%	4 715	79,6%	818	14,4%	41	0,54%	4 806	83,3%	852	15,5%	34
2 : âge, sexe, cmu-c/acs[1]	0,24%	4 711	79,5%	812	14,3%	41	0,64%	4 803	83,3%	846	15,4%	34
3 : âge, sexe, ERMIp[2]	23,8%	4 067	68,6%	774	13,6%	42	17,2%	4 345	75,3%	810	14,7%	37
4 : ERMI[3]	22,7%	4 094	69,1%	783	13,8%	42	15,6%	4 381	76,0%	821	14,9%	37
5 : âge, sexe, MRMIp[2]	17,2%	4 265	72,0%	774	13,6%	42	11,3%	4 522	78,4%	816	14,8%	37
6 : MRMI[3]	7,7%	4 486	75,7%	816	14,4%	43	3,8%	4 698	81,3%	855	15,5%	36
3 + séjour pour IC en 2016	23,9%	4 063	68,6%	776	13,7%	42	17,3%	4 341	75,3%	812	14,8%	37
3 + décès en 2017	—	—	—	—	—	—	19,5%	4 281	74,2%	806	14,6%	38
7 : modèle individuel complet	24,0%	4 061	68,5%	773	13,6%	42	17,3%	4 340	75,3%	810	14,7%	37
7 + densité de l'offre de soins[4]	26,4%	3 996	67,4%	430	7,6%	69	19,9%	4 275	74,1%	441	8,0%	66
7 + indice de défavorisation	24,0%	4 061	68,5%	763	13,4%	43	17,4%	4 340	75,3%	796	14,5%	37
7 + typologie IRDES	24,6%	4 049	68,3%	622	11,0%	50	18,0%	4 328	75,0%	640	11,6%	50

[1] Couverture maladie universelle complémentaire ou aide à la complémentaire santé au cours de l'année 2016

[2] $ERMI_p$ et $MRMI_p$: Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies uniquement

[3] Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies, à l'âge et au sexe (publication princeps)

[4] Inclut l'ensemble des caractéristiques individuelles : âge, sexe, cmu-c/acs, indice ERMIp, séjour pour IC en 2016

[5] Mesurée à l'échelle des départements par trois variables d'offre ambulatoire : nombre de médecins généralistes, de cardiologues et d'infirmiers pour 100 000 habitants et une variable d'offre hospitalière : nombre de lits hospitaliers (MCO) pour 100 000 habitants. Les départements sont classés en quintiles de densité pour chacune de ces quatre variables.

Lecture : A l'échelle individuelle, le modèle incluant l'âge, le sexe, la cmu-c ou l'acs et l'indice $ERMI_p$ (modèle 3) explique 23,8% de la variance des dépenses ambulatoires pour l'année 2016. Avec ce modèle (3), la moyenne des valeurs absolues des écarts entre prédictions et observations représente 68,6% de la dépense ambulatoire. A l'échelle des départements, l'erreur moyenne représente 13,6% de la dépense ambulatoire moyenne et elle est inférieure ou égale à 10% pour 42 départements sur 96 étudiés.

Tableau 24. Performance de la prédiction des dépenses individuelles hospitalières en fonction des caractéristiques prises en compte et comparaison entre les dépenses hospitalières prédites et observées à l'échelle des départements, pour les insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus.

	Population 2, Dépenses hospitalières											
	2016 (année n)						2017 (année n+1)					
	Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements			Prédiction individuelle			Résultats à l'échelle des départements		
Modèles	adj-R^2	erreur moyenne		erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%	adj-R^2	erreur moyenne		erreur moyenne		n/96 avec écart ≤10%
		|O-P| (€)	|O-P| / O	|O-P| (€)	|O-P| / O			|O-P| (€)	|O-P| / O	|O-P| (€)	|O-P| / O	
1 : âge, sexe	1,21%	9 942	>1	926	10,3%	56	1,18%	8 855	>1	819	11,3%	50
2 : âge, sexe, cmu-c/acs[1]	1,25%	9 941	>1	926	10,3%	56	1,23%	8 853	>1	820	11,3%	50
3 : âge, sexe, ERMIp[2]	23,8%	8 430	91,1%	752	8,1%	64	15,0%	8 056	>1	671	9,2%	59
4 : ERMI[3]	20,9%	8 593	92,8%	752	8,4%	63	13,5%	8 117	>1	699	9,6%	56
5 : âge, sexe, MRMIp[2]	16,7%	9 009	97,3%	774	8,6%	62	8,3%	8 512	>1	719	9,9%	57
6 : MRMI[3]	5,6%	9 589	>1	899	10,0%	58	2,5%	8 703	>1	825	11,3%	48
3 + séjour pour IC en 2016	28,2%	8 179	88,3%	662	7,4%	67	15,9%	8 012	>1	653	9,0%	60
3 + décès en 2017	—	—	—	—	—	—	17,2%	7 937	>1	681	9,4%	57
7 : modèle individuel complet	28,2%	8 179	88,3%	662	7,4%	67	15,9%	8 012	>1	654	9,0%	61
7 + densité de l'offre de soins[4]	28,6%	8 162	88,2%	535	6,0%	78	16,3%	8 002	>1	476	6,5%	76
7 + indice de défavorisation	28,4%	8 172	88,3%	579	6,4%	70	15,9%	8 010	>1	597	8,2%	66
7 + typologie IRDES	28,5%	8 169	88,2%	603	6,7%	72	16,0%	8 011	>1	610	8,4%	65

[1] Couverture maladie universelle complémentaire ou aide à la complémentaire santé au cours de l'année 2016

[2] $ERMI_p$ et $MRMI_p$: Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies uniquement

[3] Indices ERMI et MRMI calculés en utilisant les pondérations liées aux pathologies, à l'âge et au sexe (publication princeps)

[4] Inclut l'ensemble des caractéristiques individuelles : âge, sexe, cmu-c/acs, indice ERMIp, séjour pour IC en 2016

[5] Mesurée à l'échelle des départements par trois variables d'offre ambulatoire : nombre de médecins généralistes, de cardiologues et d'infirmiers pour 100 000 habitants et une variable d'offre hospitalière : nombre de lits hospitaliers (MCO) pour 100 000 habitants. Les départements sont classés en quintiles de densité pour chacune de ces quatre variables.

Lecture : A l'échelle individuelle, le modèle incluant l'âge, le sexe, la cmu-c ou l'acs et l'indice $ERMI_p$ (modèle 3) explique 23,8% de la variance des dépenses hospitalières pour l'année 2016. Avec ce modèle (3), la moyenne des valeurs absolues des écarts entre prédictions et observations représente 91,1% de la dépense hospitalière. A l'échelle des départements, l'erreur moyenne représente 8,1% de la dépense hospitalière moyenne et elle est inférieure ou égale à 10% pour 64 départements sur 96 étudiés.

Résultats à l'échelle départementale

De même que pour la population 1, la Figure 15 présente l'écart entre la dépense individuelle moyenne prédite et la dépense individuelle moyenne observée au sein de chacun des 96 départements étudiés, pour les trois modèles suivants : le modèle avec âge et sexe (1), le modèle avec âge, sexe et l'indice ERMIp (3), puis le modèle (7 avec prise en compte aussi de l'offre de soins). On rappelle qu'un écart négatif (barres verticales orientées vers les valeurs négatives de l'axe des ordonnées) signifie que la dépense individuelle moyenne observée au sein d'un département est inférieure à la dépense individuelle moyenne prédite (O-P<0), que le modèle surestime donc les dépenses au sein du département ; et qu'inversement, un écart positif (O-P>0) signifie que le modèle sous-estime les dépenses au sein du département.

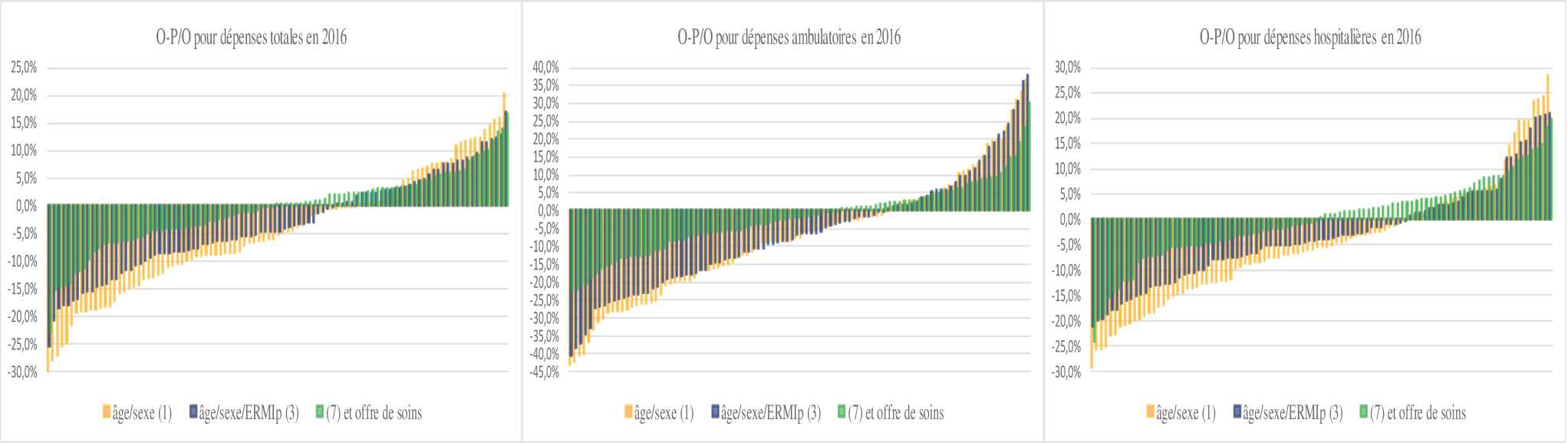
Parmi les patients insuffisants cardiaques, on constate un nombre plus important de départements où la dépense observée est supérieure à la dépense prédite, en particulier pour les dépenses hospitalières.
La comparaison des modèles (1) et (3) montre que la prise en compte de la morbidité avec l'indice ERMIp améliore la prédiction de la dépense hospitalière, aussi bien pour les départements aux écarts négatifs que positifs. Pour les dépenses ambulatoires par contre, l'effet sur la prédiction est moins important. Pour les départements avec un écart positif en particulier, la prise en compte de l'état de santé n'améliore pas la prédiction, ce qui indique que les écarts ne sont pas expliqués par la sévérité de l'état de santé de la population[23].
Comme pour la population 1, la prise en compte de la densité de l'offre médicale améliore sensiblement la prédiction, ce qui indique qu'une partie importante des écarts est expliquée par la structure de l'offre de soins des différents départements. La particularité pour la population 2 est que la prise en compte de l'offre de soins, à état de santé comparable, augmente le nombre de départements pour lesquels la dépense observée est supérieure à la dépense prédite. Cette observation est probablement liée à au moins deux raisons : d'une part, l'ajustement du modèle est très partiel, les caractéristiques individuelles et contextuelles étant moins précisément définies pour la population 2 (prise en compte très partielle de la sévérité de l'IC, pas de prise

[23] On rappelle que les barres superposées ne correspondent pas forcément aux mêmes départements, puisque les rangs des écarts peuvent varier avec les modèles.

en compte de l'offre en soins de suite et réadaptation) ; d'autre part, il existe probablement une variabilité importante des pratiques médicales et des parcours de soins pour cette population.

Comme pour la population 1, nous présentons en Annexe les résultats pour les dépenses totales en classant les départements selon les 13 nouvelles régions administratives métropolitaines (les départements sont ordonnés au sein de chaque région par écarts croissants pour faciliter la lecture). Dans le département de l'Aube (n°10) dans la région Grand Est par exemple, la dépense observée est inférieure à la dépense attendue au regard de l'état de santé de la population et il persiste un écart négatif d'environ 20% après la prédiction par le modèle (3). Cet écart correspond à une somme d'environ 2 400 € par individu (Tableau A23 et Figure A7 en Annexe). L'écart est expliqué presque entièrement par la structure de l'offre de soins locale et il disparaît après prise en compte de la densité de l'offre, ce qui signifie que la somme allouée par individu par ce modèle avec la densité de l'offre serait réduite d'environ 2 400 €. L'interprétation de ces résultats présentés en Annexe doit se faire avec précaution pour les départements aux effectifs les plus faibles (comme par exemple dans le cas du Territoire de Belfort (n°90) ou du Gers (n°32) et de l'Ariège (n°9) en Occitanie), car ils peuvent traduire une instabilité des modèles.

Figure 15. Ecarts entre les dépenses prédites et observées à l'échelle des départements (différence [Observée – Prédite], exprimée en pourcentage de la dépense observée), selon les caractéristiques prises en compte et le périmètre considéré, pour les insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus.



Lecture : On compare les trois modèles suivants : modèle avec âge et sexe, modèle avec âge, sexe et indice ERMIp, modèle avec l'ensemble des caractéristiques individuelles (âge, sexe, cmu-c/acs, indice ERMIp, séjour pour IC en 2016) et densité de l'offre de soins. Chaque barre de couleur représente un département et indique la différence entre la dépense individuelle moyenne prédite par le modèle et la dépense individuelle moyenne observée au sein du département. Un écart de 10% signifie que la dépense réelle est 10% supérieure à la prédiction (le modèle sous-estime de 10% les dépenses) et un écart de -10% signifie que la dépense réelle est 10% inférieure à la prédiction (le modèle surestime de 10% les dépenses). Les barres superposées ne représentent pas forcément un même département, puisque le rang des écarts peut varier selon le modèle.

4. Synthèse et discussion des principaux résultats, implications pour les expérimentations actuelles de rémunération prospective des soins de ville.

4.1 Mesure de l'état de santé et prédiction des dépenses

L'état de santé mesuré à travers les indices ERMI et MRMI est le facteur qui explique la plus grande part de variance des dépenses individuelles dans nos analyses, pour les deux populations d'étude. La prise en compte des indices de morbidité dans les modèles permet systématiquement d'améliorer les prédictions : pour les trois périmètres des dépenses, pour les modèles rétrospectifs et prospectifs, à l'échelle individuelle et départementale. Ces résultats valident la performance prédictive des indices mesurée dans le chapitre 1, pour des années d'étude différentes (2016-2017 par rapport à 2013-2015) et sur une version différente de la cartographie (version G6 par rapport à la version G4). Dans toutes les analyses, l'indice ERMI est plus performant que l'indice MRMI, conformément aux conclusions du chapitre 1, ce qui confirme l'intérêt de choisir un indice de morbidité adapté aux objectifs de l'étude. L'indice ERMI et la version ERMIp, avec l'âge spécifié à part, ont des performances comparables et pourraient donc être utilisés indifféremment pour prédire les dépenses. Néanmoins, il est probablement plus commode de réserver l'indice ERMI à la description ou la stratification de populations, en tant que mesure unique combinant les effets de l'âge et de la morbidité ; et d'utiliser la version ERMIp pour la modélisation, pour avoir plus de souplesse dans la spécification de l'âge en fonction des populations d'étude.

La performance prédictive des indices est moins élevée parmi la population de patients insuffisants cardiaques, que parmi la population 1. En particulier pour les dépenses hospitalières, la prise en compte de la présence d'une exacerbation aigüe dans l'année améliore les performances prédictives. Une des limites des indices génériques est de ne pas capter la sévérité de pathologies spécifiques. Dans les indices ERMI et MRMI en particulier, insuffisance cardiaque, troubles du rythme et maladies valvulaires sont combinés en une seule variable car ces pathologies sont très corrélées. Ceci présente des avantages pour l'utilisation des indices en population générale (prise en compte de la colinéarité sans perte d'information, comme évoqué dans le chapitre 1), mais les rend moins performants parmi les personnes atteintes d'insuffisance cardiaque. Dans la littérature sur l'ajustement au risque, la performance de mesures génériques de morbidité varie en fonction de la pathologie sur laquelle est sélectionnée la population d'étude. Par exemple, la classification « Hierarchical Conditions Categories, CMS-HCC » utilisée par Medicare, sous-estime les dépenses annuelles totales parmi les patients dépressifs

et surestime les dépenses parmi les personnes atteintes d'accident vasculaire cérébral hémorragique [16]. De même, le système de classification « Adjusted Clinical Groups, ACG » de l'université John Hopkins, sous-estime les dépenses annuelles ambulatoires pour certaines pathologies comme l'asthme et les surestime pour d'autres comme les troubles fonctionnels intestinaux [157].

Un autre résultat important est la différence de performance entre prédictions individuelles et prédictions à l'échelle départementale. Ce résultat est en partie lié à notre approche méthodologique d'élaborer et d'évaluer les modèles prédictifs sur les mêmes observations et de choisir comme échelle d'application les départements, qui constituent un niveau d'agrégation assez large. Il est probable que pour des échelles moins agrégées, comme les communes, ou les structures de soins volontaires pour les expérimentations en cours, les écarts de performance ne soient pas aussi grands et que la performance à l'échelle agrégée soit inférieure à celle que nous mesurons. On retrouve néanmoins des résultats similaires aux nôtres dans une étude comparant la performance de différentes mesures de morbidité (le score de Charlon, plusieurs versions de la classification ACG de John Hopkins et les pathologies suivies dans le schéma de paiement à la performance des médecins généralistes anglais, le Quality and Outcomes Framework, QOF) pour prédire les dépenses liées aux soins ambulatoires. À l'échelle individuelle, les différents modèles expliquent entre 30% et 40% de la variance des dépenses ambulatoires de l'année en cours (« concurrent models »), en fonction de la mesure de morbidité utilisée. En comparant les forfaits individuels définis par les prédictions de ces modèles, l'écart entre deux forfaits peut atteindre jusqu'à la moitié de la dépense individuelle observée. À l'échelle des groupements de médecins généralistes, qui sont les structures concernées par les forfaits, ces écarts ne représentent plus que 0,5% à 1% du budget annuel de la structure. Le choix de la mesure de morbidité a peu d'influence à cette échelle, malgré les différences de performance prédictive à l'échelle individuelle [157]. Il apparaît alors important de considérer la taille de la structure concernée par la prédiction des dépenses et le niveau d'agrégation des individus, pour pouvoir évaluer les implications de la performance prédictive individuelle des modèles[24].

[24] Dans l'étude citée, les simulations ont concerné uniquement les cabinets d'une patientèle de plus de 5 000 patients. Ce seuil minimal est aussi un critère d'éligibilité pour l'expérimentation IPEP.

4.2 Prise en compte des facteurs contextuels

L'ajout des caractéristiques contextuelles améliore la prédiction à l'échelle départementale et l'amélioration la plus importante est observée, pour les deux populations, en prenant en compte la densité de l'offre de soins. L'apport de l'indice de défavorisation sociale est surtout visible parmi la population 2, où il existe un lien entre défavorisation de la commune de résidence et effectifs des patients insuffisants cardiaques. Nous avons mentionné en introduction que la maximisation de la performance prédictive n'était pas le seul enjeu des paiements prospectifs, puisque certains facteurs explicatifs des dépenses peuvent être « injustifiés » ou « illégitimes » et qu'ils ne devraient pas être pris en compte dans l'élaboration des forfaits de capitation. C'est le cas par exemple des mesures de recours antérieur, qui favoriseraient potentiellement la perpétuation de pratiques inadaptées. Les caractéristiques contextuelles que nous avons considérées dans nos analyses permettent de tenir compte de la variabilité de l'accessibilité géographique ou financière aux soins et peuvent contribuer à la mesure des besoins de soins des populations étudiées. Cependant, l'amélioration la plus importante de la performance prédictive est apportée par la densité de l'offre de soins, qui ne reflète pas directement les besoins de soins de la population. La question de l'inclusion dans les modèles prédictifs des variables d'offre pour définir les forfaits de capitation se pose et nous avons vu avec l'exemple de l'Aube pour la population 2 que les enjeux sur l'allocation des forfaits sont considérables. Les auteurs Schokkaert et Van de Voorde proposent une solution pour concilier l'enjeu statistique de maximiser la part expliquée de la variance des dépenses et l'enjeu économique de tirer profit des incitations liées au mode de paiement, c'est-à-dire minimiser la sélection des patients et allouer équitablement un budget restreint. Ils proposent de considérer parmi les prédicteurs tous les facteurs empiriquement associés aux dépenses, mais en distinguant les facteurs « légitimes » des facteurs « illégitimes ». Lors de l'élaboration des modèles de paiement, l'ensemble des valeurs individuelles sont prises en compte pour les facteurs « légitimes », alors que pour les facteurs « illégitimes » une même valeur, la moyenne, est considérée pour tous les individus de la population d'étude [155]. Cette approche a été évaluée au Royaume-Uni pour calculer les forfaits alloués aux groupements de médecins généralistes, pour l'ensemble des dépenses de soins de leur patientèle [149]. Nous n'avons pas évalué cette approche dans nos analyses, parce qu'elle nécessite que les modèles utilisés soient additifs pour pouvoir séparer les deux types de prédicteurs lors du calcul des forfaits [155]. Nous pourrons l'appliquer en utilisant un modèle linéaire pour prédire les dépenses dans de futurs travaux.

4.3 Modèles prospectifs et modèles rétrospectifs

Les implications du choix entre modèles rétrospectifs ou prospectifs pour définir les paiements ont aussi été étudiées. Les modèles rétrospectifs (« concurrent models ») sont souvent préférés pour le gain de performance prédictive, associé à une moindre incitation de sélection des patients, qu'ils apportent par rapport aux modèles prospectifs. Ils sont néanmoins critiqués sur deux points. Lorsque l'état de santé est mesuré à travers le recours aux soins, par des indices élaborés à partir de diagnostics enregistrés au cours de séjours hospitaliers ou de consultations médicales comme dans notre cas, il devient en partie endogène puisqu'il est associé aussi aux dépenses [149,169]. Ceci pourrait entraîner un biais dans l'estimation des dépenses (biais de « causalité inverse » ou de « simultanéité » en langage économétrique). Une solution apportée à cette situation est d'utiliser le recours de l'année précédente pour mesurer l'état de santé. Mais dans ce cas, la mesure de la morbidité risque d'être incomplète et les dépenses à expliquer pourraient être en partie liées à des pathologies apparues après la définition de la mesure de morbidité, ce qui fausserait aussi les résultats [12]. Dans nos analyses, ces problèmes sont relativisés par le fait que les algorithmes de la cartographie ont un recul historique pouvant aller jusqu'à 5 ans. Il est très peu probable que les dépenses de l'année en cours soient exclusivement liées à des pathologies identifiées aussi pendant l'année en cours.

Une autre critique est que les modèles rétrospectifs sont moins incitatifs à maitriser les dépenses, puisqu'ils sont basés en partie sur les dépenses passées. À l'extrême, un modèle explicatif des dépenses de l'année en cours avec une performance parfaite, reviendrait à rembourser rétrospectivement l'exacte somme de dépenses observées et ne serait plus considéré comme un paiement prospectif susceptible de contenir la croissance des dépenses [171]. Différents travaux proposent des méthodes pour combiner les deux types de modèles (rétrospectifs ou prospectifs) [164] ou pour quantifier le degré d'incitation lié à chacune des deux approches [172]. Ces travaux sortent du cadre de nos analyses, mais nous pouvons conclure sur les deux enseignements suivants : (i) un objectif raisonnable serait d'adopter une approche prospective lorsque la performance prédictive des modèles est améliorée et considérée satisfaisante ; (ii) la population sur laquelle est élaborée le modèle prédictif (qui constitue un choix « normatif » pour définir la référence des modèles) pourrait ne pas être la population nationale et on peut imaginer que la dépense moyenne servant de référence à prédire soit celle d'une population considérée comme bénéficiant d'une prise en charge optimale.

4.4 La notion de « biais d'intensité »

Nous évoquons une dernière considération relative à la mesure de l'état de santé à travers des données sur le recours aux soins : la notion de « biais d'intensité » introduite par certains auteurs [173]. Les données utilisées pour illustrer cette notion à l'aide des indices MRMI et ERMI sont celles du chapitre 4.

Les mesures de morbidité élaborées à partir du recours aux soins, en plus de refléter le poids relatif des pathologies et les besoins de soins correspondants, peuvent potentiellement traduire aussi des différences d'accessibilité aux soins ou de la densité de l'offre de soins (et aussi les préférences individuelles [174] mais la manière de prendre en compte les préférences dans l'analyse des besoins de soins sort du cadre de nos travaux). Ainsi, certains auteurs proposent de mesurer les besoins de soins à travers des données épidémiologiques de prévalence ou d'incidence des pathologies. Cette approche, qualifiée de normative comme nous mentionnons dans l'introduction de ce chapitre, permettrait, selon les auteurs, de mieux approcher pour certaines pathologies la notion d'adéquation entre besoins et offre de soins [175]. Lorsque des données de morbidité sont disponibles à l'échelle locale, comme au Royaume-Uni à travers le schéma Quality and Outcomes Framework (QOF) de paiement à la performance en soins primaires, ces données pourraient être comparées avec des estimations de prévalence à l'échelle locale pour mesurer la prévalence non diagnostiquée des pathologies concernées [176].

D'autres auteurs considèrent que les mesures de morbidité basées sur le recours ne sont effectivement pas indépendantes de la densité de l'offre de soins et proposent de « corriger » ces mesures de ce qu'ils appellent le « biais d'intensité » [173]. Dans le système de soins nord-américain, il a été montré que le nombre de pathologies diagnostiquées ou la valeur moyenne des indices de morbidité utilisés, étaient plus élevés dans les territoires avec une forte intensité de recours aux soins, alors que les taux de mortalité toutes-causes ou la létalité des pathologies étudiées étaient similaires à travers les territoires étudiés, quelle que soit l'intensité du recours [177]. Pour évaluer leur méthode de « correction » des indices, les auteurs comparent la part de la variabilité territoriale des taux de mortalité standardisés sur l'âge et le sexe expliquée par les indices corrigés et par les indices non corrigés et montrent qu'elle est plus importante après correction (passant de 10-12% à 21-24%) [173]. Cependant, le choix des taux de mortalité comme mesure valide des besoins de soins est aussi discutable, puisque la mortalité dépend de nombreux déterminants autres que les soins reçus et ne serait pas nécessairement un critère satisfaisant pour comparer la validité de différents indices de morbidité [178].

Nous n’avons pas pleinement exploré la notion de « biais d’intensité », mais nous présentons ci-dessous les valeurs moyennes des indices MRMI, MRMIp, ERMI et ERMIp, en fonction de la densité de l’offre de soins pour la population 1 du chapitre 4. On observe que les valeurs moyennes les plus élevées sont souvent, mais pas systématiquement, mesurées dans le quintile d’offre le plus élevé, mais qu’il n’y a pas de gradient linéaire entre valeurs des indices et densité de l’offre, contrairement aux travaux nord-américains [173,177]

Figure 16. Valeurs moyennes des indices de morbidité selon la densité de l'offre du département de résidence, parmi la population 1

4.5 Limites de nos analyses

Plusieurs points qui constituent des limites de cette étude doivent être soulignés.

Premièrement, plusieurs déterminants importants dans la définition de la demande de soins (sur un plan aussi bien empirique que théorique [179]) comme le revenu, le niveau d'études ou la couverture santé complémentaire, ne sont pas disponibles à l'échelle individuelle dans le SNDS. La seule information socio-économique individuelle est le fait de bénéficier de la CMU-C ou de l'ACS et nous l'avons prise en compte. Une autre limite liée aux facteurs explicatifs des dépenses considérés est le manque de facteurs spécifiques à la prise en charge de l'insuffisance cardiaque. Nous avons montré que la prise en compte de la sévérité de la pathologie améliorait la prédiction, mais il serait intéressant de prendre en compte d'autres facteurs spécifiques aux parcours des personnes atteintes d'insuffisance cardiaque, comme l'offre en structures de soins spécialisées (unités de soins intensifs cardiologiques, réhabilitation et réadaptation cardiaque, par exemple).

Deuxièmement, contrairement à la méthodologie adoptée pour l'élaboration des indices, nous n'avons pas séparé nos populations d'étude en un échantillon d'élaboration des modèles de paiement et un échantillon de validation de leurs performances prédictives. Nos résultats sur les performances prédictives à l'échelle individuelle risquent d'être plus sensibles aux valeurs observées dans la population d'étude et les associations estimées entre les caractéristiques de la population et les dépenses risquent de ne pas être parfaitement stables sur de nouvelles observations. Nous avons privilégié le caractère illustratif de l'application de nos modèles à l'échelle départementale. Si nous avions réparti les populations d'étude en une population d'élaboration des modèles et une population de validation, les effectifs de validation auraient été trop faibles pour certains départements, notamment pour les analyses de la population 2.

Enfin, l'échelle d'application départementale ne correspond pas à l'échelle d'allocation des forfaits dans les expérimentations en cours. Ainsi, comme mentionné plus haut, nos résultats ne reflètent pas exactement les résultats attendus à l'échelle des structures volontaires pour les expérimentations. Nos résultats peuvent néanmoins servir d'enseignements pour la définition des modèles de paiement qui serviront à définir les forfaits de capitation, en mettant en avant les points méthodologiques importants à considérer. Les implications de nos analyses sont d'autant plus importantes que la part du revenu annuel des professionnels liée à la capitation sera importante.

5. Conclusion

L'introduction d'une part prospective dans la rémunération des soins ambulatoires, sous la forme de capitations, rend nécessaire l'élaboration de modèles d'ajustement au risque. Nos résultats soulignent l'importance de la mesure de l'état de santé pour l'élaboration de modèles prédictifs et les indices de morbidité proposés dans le chapitre 1, en particulier l'indice ERMI et sa version ERMIp, peuvent servir comme mesures de l'état de santé dans des modèles d'ajustement au risque. Nous avons illustré, dans ce chapitre, les enjeux liés à la définition de forfaits à allouer de manière prospective. Les modèles doivent atteindre une performance prédictive compatible avec les objectifs incitatifs recherchés, tout en restant lisibles et compréhensibles pour être acceptés par les soignants. Il semble aussi important d'analyser la structure des dépenses des populations concernées par la capitation, la performance des modèles pouvant varier en fonction de la dominante ambulatoire ou hospitalière des dépenses. De plus, le choix du modèle utilisé pour estimer les forfaits ne devrait pas s'effectuer sur la seule performance à l'échelle individuelle, mais après application à l'échelle des structures qui recevront le paiement. Enfin, une analyse systématique des facteurs explicatifs des dépenses pris en compte, avec un traitement spécifique des facteurs considérés comme non liés aux besoins de soins, permettrait de tirer profit au mieux des incitations liées à ces modes de rémunération expérimentés. Si ce mode de rémunération s'étend et atteint une part non négligeable du revenu des soignants en milieu ambulatoire, les enjeux liés aux modèles prédictifs et à l'ajustement au risque deviendront centraux.

Conclusion générale

Le principal apport de cette thèse est l'élaboration de deux mesures synthétiques de morbidité, les indices MRMI et ERMI, qui peuvent être utilisés pour prendre en compte l'état de santé dans les travaux basés sur des données du SNDS. Ces indices sont plus performants que l'indice de Charlson habituellement utilisé et offrent la possibilité d'adapter la mesure de la sévérité de l'état de santé au résultat d'intérêt étudié. De plus, nous avons montré qu'il était possible de les utiliser en intégrant les pondérations pour l'âge et le sexe, pour comparer des populations ou comme variables de stratification par exemple, ou de les calculer en considérant uniquement les pondérations des pathologies, pour les intégrer dans des modèles où l'âge et le sexe sont spécifiés séparément. Ces deux outils « clef en main » ne sont pas, cependant, les seuls enseignements des analyses du chapitre 2. La liste des pathologies incluses dans chaque indice constitue aussi une étape importante de synthèse de l'information de morbidité contenue dans la cartographie. Ces pathologies peuvent servir de périmètre de pathologies à considérer pour les études sur la polypathologie, ou comme variables binaires à inclure dans un modèle. Aussi, les paramètres estimés pour chaque prédicteur peuvent servir à définir des pondérations en utilisant d'autres méthodes que celle que nous avons adoptée.

La confirmation des bonnes performances des indices dans les deux études d'application présentées dans les chapitres 3 et 4 constitue une première validation : chaque étude a été réalisée sur des populations issues de versions successives de la cartographie et représentatives des affiliés consommants d'années différentes, couvrant au total la période de 2013 à 2017. L'utilisation des indices dans d'autres études et par d'autres équipes permettra d'en juger l'utilité et potentiellement d'y apporter des améliorations. Nous avons facilité leur diffusion en fournissant de la documentation explicative et les codes de programmation à chaque sollicitation. La véritable validation externe consisterait à mesurer la performance des indices MRMI et ERMI sur des populations non couvertes par les données du SNDS, par exemple les assurés sociaux d'autres pays. Une telle validation supposerait de répliquer les algorithmes d'identification des pathologies dans d'autres systèmes de données, ce qui n'est pas possible si les sources de données ou le recul historique dont bénéficient le SNDS ne sont pas disponibles. Il serait néanmoins intéressant de répliquer la méthodologie d'élaboration des indices sur

d'autres données de morbidité, médico-administratives ou même déclaratives, pour comparer les pathologies qui seraient retenues aux pathologies incluses dans les indices MRMI et ERMI.

Nos travaux soulignent aussi l'importance de la mesure de l'état de santé dans les domaines que nous avons choisi d'explorer : l'identification des populations à risque et la définition de paiements prospectifs des soins. De manière plus générale, la prise en compte de la sévérité de l'état de santé est centrale dans toutes les applications de l'ajustement au risque. Nos travaux alimentent déjà les réflexions sur l'ajustement pour les expérimentations des nouveaux modes de financement des soins, menées à l'échelle nationale conjointement par l'Assurance Maladie et le Ministère de la Santé. L'importance de disposer de mesures de morbidité valides, reflétant le mieux possible l'hétérogénéité des patientèles à l'échelle des structures évaluées, est un enjeu qui est partagé par les professionnels de santé concernés par ces évolutions. La mesure de la morbidité constitue alors une occasion de nourrir les échanges entre soignants, chercheurs et décideurs et de rendre moins étanches ces différents milieux, qui aspirent tous, chacun par leur activité spécifique, à répondre aux besoins de santé des populations.

Annexes

Annexe sur la modélisation des dépenses

Expliquer ou prédire des dépenses nécessite des choix de modélisation dont dépend sensiblement la validité des résultats. Il n'y a pas de modèle reconnu comme le plus adapté à toutes les situations. Dans les sections décrivant les méthodes des chapitres 1 et 3 nous mentionnons simplement les modèles utilisés. Dans cette section, nous présentons les spécificités des dépenses en tant que variable à expliquer, les enjeux liés à leur modélisation et les critères de choix entre les différents modèles alternatifs. Ces considérations sont valables pour l'estimation de l'effet des prédicteurs sur les dépenses et aussi pour la prédiction des dépenses. Elles concernent aussi bien l'élaboration d'un des deux indices de morbidité présentés dans le chapitre 1, que l'utilisation des indices comme prédicteurs dans les modèles de paiement des soins, qui fait l'objet du chapitre 3.

1. La distribution des valeurs que peuvent prendre les dépenses présente plusieurs particularités

• Elle comporte une part non négligeable de valeurs nulles.

• Pour les valeurs non nulles, la distribution est positivement asymétrique : la grande majorité des observations ont des petites valeurs, le corps de la distribution (le mode) est décalé vers la gauche de la médiane, la moyenne est supérieure à la médiane et les observations s'étalent vers la droite.

• En fonction du nombre d'observations avec des valeurs élevées voire très élevées, la queue de distribution à droite est plus ou moins aplatie et il peut exister des valeurs extrêmes.

• En conséquence, la variance des erreurs lors de la modélisation des dépenses n'est pas constante et dépend des variables explicatives. Cette situation est qualifiée d'hétéroscédasticité, par opposition à la situation d'homoscédasticité qui constitue une des hypothèses de validité du modèle linéaire classique.

2. Ces particularités rendent les modèles linéaires classiques, habituellement utilisés pour modéliser des variables continues, a priori peu adaptés à la modélisation des dépenses

• La présence de valeurs nulles peut nécessiter de considérer deux étapes dans la modélisation des dépenses : estimer d'abord la probabilité d'avoir des dépenses non nulles, puis estimer ensuite les dépenses, conditionnellement au fait qu'elles ne soient pas nulles.
• L'asymétrie des données entraîne le fait que les erreurs ne suivent pas une loi normale, contrairement à une autre hypothèse de validité du modèle linéaire classique, ce qui diminue la précision des estimations et peut amener à de fausses conclusions sur les associations estimées.
• La présence de valeurs extrêmes rend les résultats instables et très sensibles à ces valeurs exceptionnelles, qui sont propres aux données étudiées et ne reflètent pas la véritable association entre les variables explicatives et les dépenses (notion de « overfitting »).
• Le caractère non constant de la variance, ou hétéroscédasticité, est plus problématique car il rend l'estimation des effets sur les dépenses et la prédiction des dépenses biaisées.

3. Modélisation des dépenses en tenant compte de ces particularités

3.1 Prise en compte des valeurs nulles

Comme nous étudions des populations issues des tables de la cartographie, il s'agit d'individus avec au moins un recours aux soins au cours de chacune des années étudiées et il n'existe donc pas de valeurs nulles pour les dépenses totales. Dans le chapitre 1, nous modélisons donc directement le montant des dépenses.

La prise en compte des valeurs nulles se pose néanmoins dans le chapitre 3, lorsque nous modélisons différents périmètres de dépenses et en particulier les dépenses hospitalières qui peuvent présenter des valeurs nulles. Dans ce cas, la probabilité individuelle d'avoir des dépenses non nulles est d'abord estimée par un modèle logistique pour toute la population ; puis les dépenses sont modélisées parmi les individus avec des dépenses non nulles. Les mêmes variables sont incluses comme prédicteurs dans les deux étapes. Pour chaque individu, en fonction de ses caractéristiques, la dépense individuelle prédite est le produit de la probabilité d'avoir des dépenses pour les individus présentant les mêmes caractéristiques (1ère étape) et de la dépense prédite parmi les individus aux caractéristiques identiques ayant eu des dépenses (2e étape). Cette approche revient donc à pondérer la prédiction de dépense effectuée parmi les individus ayant eu un recours aux soins, par la probabilité de recours.

3.2 Prise en compte des valeurs extrêmes

Il est possible de choisir d'exclure les dépenses les plus élevées, en imposant une valeur maximale à toutes les observations dépassant un certain seuil (observations qui pourraient aussi correspondre à des erreurs de mesure, lors de l'enregistrement des données). La distribution des valeurs est ainsi rendue moins asymétrique et la performance des modèles est améliorée. Cependant, la modélisation ne se fait dans ce cas que sur une partie des dépenses réelles et la moyenne à prédire est ainsi sous-estimée, d'un facteur plus ou moins important selon le seuil maximal choisi. De plus, la vérification et le traitement des valeurs extrêmes ou aberrantes sont déjà effectués lors de la constitution des tables de dépenses de la cartographie des pathologies et des dépenses. Nous avons donc considéré la totalité des valeurs pour les périmètres de dépenses étudiés dans nos travaux.

3.3 Prise en compte de l'asymétrie de la distribution et de l'hétéroscédasticité

Le principal enjeu de la modélisation des dépenses consiste à choisir entre deux manières de prendre en compte l'asymétrie et la variabilité des données : transformer les valeurs des dépenses en leur logarithme et modéliser le logarithme des dépenses avec un modèle linéaire classique ; ou utiliser le cadre des modèles linéaires généralisés (désignés sous l'acronyme GLM pour generalized linear modeling).

3.3.1 Modélisation linéaire du logarithme des dépenses

Nous notons en lettres majuscules les variables aléatoires et en minuscules les réalisations de ces variables. Les équations servent à illustrer notre propos et ne font pas partie de démonstrations mathématiques. Pour simplifier les notations, nous ne mettons pas d'indice i aux réalisations des variables.

Dans un modèle linéaire classique, l'espérance (notée μ) de la variable à expliquer Y, conditionnellement aux valeurs des variables explicatives X, est estimée par une combinaison linéaire des variables explicatives :

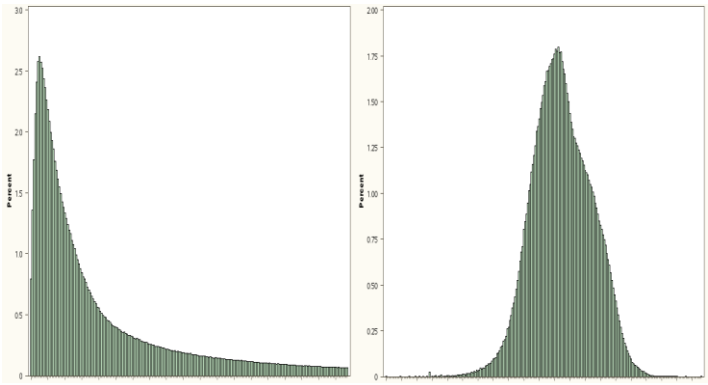
$$E[(y|x)] = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k + u = \mu$$

Et la valeur prédite des dépenses est directement calculée à partir des coefficients estimés :

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \hat{\beta}_2 X_2 + \cdots + \hat{\beta}_k X_k$$

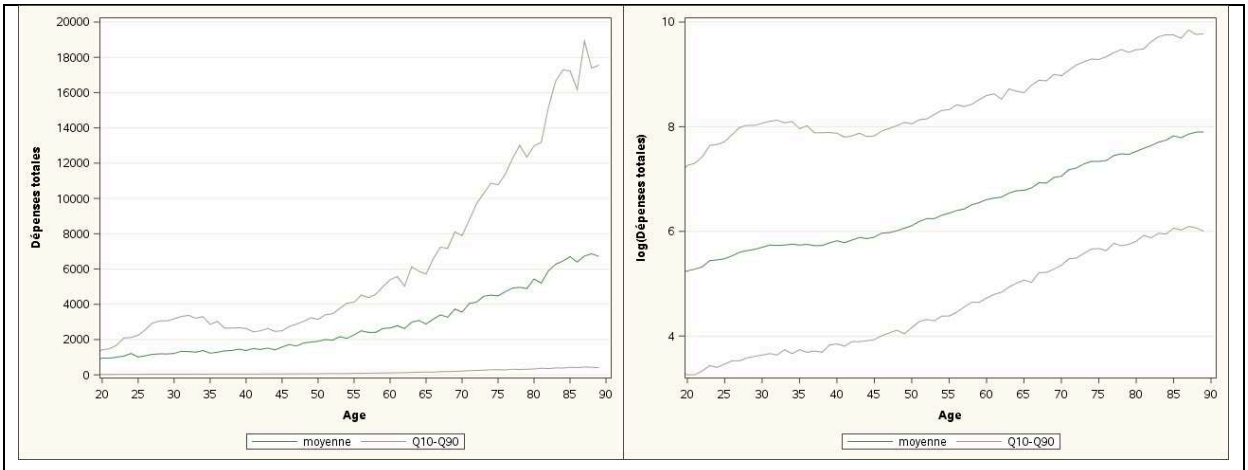
La log-transformation des valeurs des dépenses permet de rendre la distribution des valeurs à modéliser plus symétrique et de réduire leur variabilité, comme l'illustrent les Figures A1 et A2.

Figure A1. Distribution des valeurs brutes des dépenses et du logarithme des dépenses pour la population d'étude sur laquelle ont été élaborés les indices



Note : Dépenses brutes à gauche, tronquées au 90e percentile pour faciliter la lisibilité. Dépenses log-transformées à droite.

Figure A2. Dépenses par âge parmi un échantillon aléatoire au 1/100e des individus affiliés au Régime Général, âgés de 18 ans ou plus et vivants au 31/12/2016



Note : Moyenne, 10e 90e percentile des valeurs brutes des dépenses (à gauche) et du logarithme des dépenses (à droite)

Dans ce cas cependant, la valeur modélisée n'est plus la dépense observée mais son logarithme, ce qui nécessite de retransformer la valeur estimée pour pouvoir l'interpréter. Cette retransformation n'est pas directe (l'espérance de la variable log-transformée n'est pas égale au

logarithme de l'espérance de la variable brute, non transformée) et peut biaiser l'estimation des dépenses dans leur échelle brute, celle qui nous intéresse pour l'interprétation des résultats.

Ainsi, pour la variable log-transformée ln(y) :

$E[(ln(y)\,|x)]) = \gamma_0 + \gamma_1 X_1 + \gamma_2 X_2 + \cdots + \gamma_k X_k + z$

$\widehat{ln\,(y)} = \hat{\gamma}_0 + \hat{\gamma}_1 X_1 + \hat{\gamma}_2 X_2 + \cdots + \hat{\gamma}_k X_k$

Cependant, comme : $E[ln(y|x)]) \neq ln\,(E[(y|x)])$

La valeur prédite des dépenses brutes n'est plus directement calculable à partir des coefficients estimés en modélisant le logarithme des dépenses :

$\hat{y} \neq e^{\hat{\gamma}_0 + \hat{\gamma}_1 X_1 + \hat{\gamma}_2 X_2 + \cdots + \hat{\gamma}_k X_k}$

Il existe des techniques de retransformation sans biais, mais qui deviennent complexes en présence d'hétéroscédasticité. Pour plus de détails sur le biais lié à la retransformation et les techniques de retransformation sans biais, se référer aux publications mentionnées en fin de section [166,180,182].

3.3.2 Modélisation GLM

Dans un modèle GLM, l'espérance de la variable à expliquer Y est liée à la combinaison linéaire des variables explicatives X par une fonction de lien (notée g), de sorte que :

$g(\mu) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k + u$

Ainsi :

Lorsque la fonction g est la fonction d'identité $g(\mu) = \mu$, il s'agit d'un modèle linéaire classique.

Lorsque la modélisation concerne la probabilité p de réalisation d'un évènement, par exemple le fait d'avoir des dépenses non nulles ou le décès et que la fonction g est la fonction logit $g(p) = \ln(\frac{p}{1-p})$, il s'agit d'un modèle logistique.

Pour les dépenses, la fonction de lien logarithmique $g(\mu) = \ln(\mu)$ est choisie.

L'espérance est modélisée à partir des valeurs brutes et la fonction de lien s'applique à l'espérance estimée, ce qui rend interprétables les résultats sans nécessité de retransformation.

$g(\mu) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k + u$

$\ln(E[(y|x)]) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k + u$

$E[(y|x)] = e^{(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k + u)}$

Et la valeur prédite est directement calculable à partir des coefficients estimés :

$\hat{y} = e^{(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \hat{\beta}_2 X_2 + \cdots + \hat{\beta}_k X_k)} = e^{\hat{\beta}_0} * e^{\hat{\beta}_1} * e^{\hat{\beta}_2} * \ldots * e^{\hat{\beta}_k}$

Un autre avantage des modèles GLM est de prendre explicitement en compte l'hétéroscédasticité, en ne faisant pas l'hypothèse d'une variance constante. Dans le cadre des modèles GLM, la variance (notée Var) est liée à l'espérance par la relation suivante :

$\text{Var}\,(y|x) = a * E[(y|x)]^{\lambda}$ (1)

L'inconvénient des modèles GLM est qu'en présence d'une queue de distribution épaisse (évaluée par le coefficient d'aplatissement ou « kurtosis »), la précision des estimations diminue.

En résumé, le principal inconvénient de modéliser le logarithme des dépenses avec un modèle linéaire classique est la nécessité de retransformer les estimations, ce qui introduit du biais en cas de variance non constante ; et le principal inconvénient des modèles GLM est la perte de précision des estimations en cas de distribution des dépenses avec une queue droite épaisse. En cas de modélisation GLM, les deux choix méthodologiques importants sont la spécification d'une fonction de lien pour l'espérance de Y (la fonction logarithmique pour les dépenses) et la spécification de la fonction de la variance de Y, qui revient à définir la valeur de λ.

4. Stratégie de sélection du modèle le plus adapté

Cet algorithme décisionnel est celui qui fait référence et qui est actuellement le plus utilisé [180]. Comme les auteurs de cette stratégie privilégient la précision, la première étape consiste à évaluer le degré d'aplatissement des erreurs sur les valeurs log-transformées des dépenses. Si le coefficient d'aplatissement ou « kurtosis » est nettement supérieur à la valeur correspondant à l'aplatissement d'une distribution normale (0 ou 3 selon les logiciels statistiques), les auteurs recommandent de choisir la modélisation linéaire des valeurs log-transformées des dépenses, quitte à rendre la modélisation compliquée en cas d'hétéroscédasticité. Si ce coefficient est proche de cette valeur ou inférieur, la modélisation GLM est préférée et il reste à définir la

valeur de λ. Notons que dans notre cas, le caractère non biaisé des estimations, que permet la modélisation GLM, est plus important que la potentielle perte de précision, étant donnée la taille de nos échantillons. L'estimation sans biais de l'effet des pathologies sur les dépenses et la prédiction non biaisée des dépenses moyennes, sont les objectifs des travaux présentés dans le chapitre 1 et dans le chapitre 3, respectivement.

Le choix d'une fonction pour la variance dans les modèles GLM dépend de la valeur du paramètre λ de l'équation (1) ci-dessus :

• Lorsque λ = 0 : la variance est constante et on retrouve l'hypothèse correspondant aux distributions normales ($a = \sigma^2$).

• Lorsque λ = 1 : la variance est un multiple de l'espérance et on retrouve l'hypothèse correspondant aux distributions de type Poisson, avec a comme facteur de surdispersion.

• Lorsque λ = 2 : la variance est un multiple du carré de l'espérance et on retrouve l'hypothèse correspondant aux distributions Gamma.

Pour définir la valeur de λ, on développe l'égalité (1) afin d'obtenir l'égalité (2), qui a la forme d'une équation de régression linéaire Y = a + λ X :

$$\text{Var}(y|x) = a * E[(y|x)]^{\lambda} \quad (1)$$

$$\ln(\text{Var}(y|x)) = \ln(a * E[(y|x)]^{\lambda})$$

$$\ln(\text{Var}(y|x)) = \ln(a) + \lambda * \ln(E[(y|x)]$$

$$\ln((y - \hat{y})^2) = constante + \lambda * \ln(\hat{y}) \quad (2)$$

La valeur de λ est estimée à partir des données de l'étude en deux étapes. La 1ère étape consiste à estimer les valeurs prédites de y ($\hat{y}$) et des résidus ($y-\hat{y}$) par un modèle GLM avec une fonction de lien logarithmique et une distribution Gamma. La 2ème étape consiste à estimer ensuite la valeur de λ par régression linéaire de $\ln((y - \hat{y})^2)$ sur $\ln(\hat{y})$. Le choix de la fonction de la variance pour le modèle GLM de la 1ère étape n'a pas d'effet sur le résultat de λ.

Enfin, il existe aussi une méthode graphique pour choisir la fonction de la variance pour les modèles GLM. Elle consiste à estimer pour différents modèles GLM à comparer (un modèle avec fonction de lien logarithmique et distribution de Poisson et un autre avec fonction de lien logarithmique et distribution Gamma, par exemple) la variance de Y au sein de chaque

combinaison de valeurs des variables explicatives X ; puis de représenter sur un même graphique les trois courbes de la relation entre variance et moyenne observée dans les données, pour la variance estimée avec chacun des modèles et pour la variance calculée dans les données. On peut alors évaluer visuellement quelle courbe reflète le mieux la vraie relation entre variance et moyenne dans les données de l'étude. Cette méthode graphique est illustrée dans les chapitres 2 et 4 (pages 65 et 132 respectivement).

Des travaux plus récents proposent d'autres approches de modélisation des dépenses, en utilisant des modèles plus souples mais aussi plus complexes et en abordant d'autres aspects que la prédiction de la moyenne des dépenses, comme par exemple la prédiction de déciles particuliers de dépenses, très élevés ou très faibles [183–185].

Lien vers les codes SAS permettant d'appliquer les stratégies de sélection des modèles :
http://support.sas.com/kb/60/335.html

Annexes du Chapitre 1
Les données médico-administratives et la « cartographie des pathologies et des dépenses de l'Assurance Maladie »

Nous présentons deux séries d'analyses descriptives pour d'une part évaluer la généralisabilité à l'ensemble de la population française des résultats obtenus parmi les affiliés au régime général (Tableaux A1 et A2) ; d'autre part évaluer la part des dépenses non considérées en adoptant la perspective de l'Assurance Maladie plutôt que la perspective des assurés (Tableaux A3 à A5 et Figures A3 et A4).

En 2017, la population française est estimée par l'Insee à 67,2 millions d'habitants (100%, https://www.insee.fr/fr/statistiques/3305173).
La population de l'ensemble des consommants pour l'année 2017, quel que soit le régime d'affiliation, est estimée à environ 65,5 millions de personnes (97,4%, Tableau A1).
La population incluse dans la cartographie pour l'année 2017 est d'environ 57,6 millions de consommants affiliés au RG ou à une SLM (85,7%, https://www.ameli.fr/fileadmin/user_upload/documents/Rapport_Charges_et_produits_pour_2020.pdf)

- Régime Général et autres régimes

Tableau A1. Régime d'affiliation[1] pour l'ensemble de la population des consommants[2] de l'année 2017 et pour des sous-populations définies selon les caractéristiques sociodémographiques disponibles

	Ensemble des consommants pour l'année 2017		Personnes âgées de 65 ans ou plus	Hommes	Personnes en ALD	Bénéficiaires de la CMU-C	Résidents de communes défavorisées (FDep)[3]
	N	%	%	%	%	%	%
RG	50 120 000	***76,6***	70,5	77,8	76,7	87,3	80,1
SLM	6 760 697	***10,3***	11,9	11,4	8,7	1,4	6,6
RSI	4 047 428	***6,2***	5,8	4,9	5,2	8,5	5,4
MSA	3 118 212	***4,8***	8,3	4,2	6,6	2,6	5,9
Autres	1 404 210	***2,1***	3,5	1,7	2,8	0,1	2,0
Total	65 450 547	***100***	100	100	100	100	100

[1] RG : régime général ; SLM : sections locales mutualistes ; RSI : régime social des indépendants ; MSA : mutualité sociale agricole
[2] Assurés ayant bénéficié d'au moins un remboursement pour des soins effectués au cours de l'année
[3] Assurés résidant dans une commune parmi les communes les plus défavorisées selon l'Indice de désavantage social
Lecture : 76,6% de l'ensemble des consommants de l'année 2017 sont affiliés au RG contre 70,5 % des consommants âgés de 65 ans ou plus

Tableau A2. Caractéristiques socio-démographiques des populations de consommants[1] selon leur régime d'affiliation[2] en 2017

	Personnes âgées de 65 ans ou plus (%)	Part d'hommes (%)	Personnes en ALD (%)	Bénéficiaires de la CMU-C (%)	Résidents de communes défavorisées (FDep)[3]
RG	18,8	46,8	18,7	11,0	19,7
SLM	23,4	42,0	15,8	1,3	12,0
RSI	19,3	58,5	15,8	13,3	16,4
MSA	35,4	54,2	25,7	5,3	23,3
Ensemble des consommants	***20,4***	***52,3***	***18,7***	***9,6***	***18,8***

[1] Individus ayant bénéficié d'au moins un remboursement pour des soins effectués au cours de l'année

[2] RG : régime général ; SLM : sections locales mutualistes ; RSI : régime social des indépendants ; MSA : mutualité sociale agricole

[3] Assurés résidant dans une commune parmi les communes les plus défavorisées selon l'Indice de désavantage social

Lecture : 18,8% des consommants affiliés au RG en 2017 sont âgés de 65 ans ou plus, contre 19,3% des consommants affiliés au RSI et 20,4% de l'ensemble des consommants

- Montant remboursé et montant remboursable

Pour l'année 2015, au sein de l'ensemble de la population incluse dans la cartographie (RG et SLM, environ 56,3 millions d'assurés consommants), la différence moyenne entre dépenses remboursables et remboursées était de 290 €, dont 233 € liés aux soins ambulatoires et 57 € liés aux soins hospitaliers.

Ces écarts sont variables en fonction des groupes d'individus considérés. Nous présentons ci-dessous les écarts annuels moyens pour les pathologies incluses dans les indices MRMI et ERMI et pour les différentes valeurs des indices MRMIp et ERMIp (calculés sans les pondérations liées à l'âge et au sexe).

Tableau A3. Différence moyenne entre les montants remboursables et remboursés pour l'année 2015, pour les individus inclus dans la cartographie et âgés de 65 ans ou plus, selon le périmètre des dépenses et pour une sélection de pathologies

Pathologies identifiées par les algorithmes en 2015	N	Différence moyenne pour les Dépenses totales (a)	Différence moyenne pour les Dépenses ambulatoires	Différence moyenne pour les Dépenses hospitalières	Dépenses totales remboursées (b)	a/b (%)
Maladies respiratoires chroniques	935 863	795 €	546 €	249 €	9 416 €	8,4
Cancers sous surveillance	817 487	534 €	382 €	152 €	6 478 €	8,2
Troubles addictifs	29 190	982 €	401 €	581 €	11 926 €	8,2
Dépression et troubles de l'humeur OU Troubles maniaques et bipolaires	281 951	988 €	466 €	522 €	12 931 €	7,6
Démences (dont maladie d'Alzheimer)	491 339	828 €	396 €	432 €	11 146 €	7,4
Maladies inflammatoires chroniques intestinales	35 967	627 €	423 €	204 €	8 718 €	7,2
Maladie de Parkinson	166 239	744 €	467 €	277 €	10 515 €	7,1
Polyarthrite rhumatoïde OU maladies systémiques	158 095	667 €	417 €	251 €	9 625 €	6,9
Insuffisance cardiaque OU Troubles du rythme OU Maladie valvulaire	1 181 860	824 €	447 €	377 €	12 095 €	6,8
Accident vasculaire cérébral	404 068	795 €	387 €	408 €	12 012 €	6,6
Diabète	1 592 140	509 €	357 €	152 €	7 794 €	6,5
Epilepsie	63 311	782 €	396 €	386 €	12 244 €	6,4
Maladie coronaire	947 669	611 €	376 €	235 €	9 682 €	6,3
Troubles psychotiques	71 188	715 €	295 €	420 €	12 529 €	5,7
Maladies du foie ou du pancréas	153 392	862 €	419 €	443 €	15 149 €	5,7
Artériopathie oblitérante du membre inférieur	364 784	682 €	379 €	302 €	12 369 €	5,5
Cancers actifs	564 377	789 €	433 €	356 €	16 388 €	4,8
Sclérose en plaques OU Paraplégie	29 684	723 €	323 €	401 €	17 541 €	4,1
VIH ou SIDA	9 387	393 €	220 €	173 €	18 277 €	2,2
Insuffisance rénale chronique terminale	32 866	703 €	252 €	452 €	62 090 €	1,1

Tableau A4. Différence moyenne entre les montants remboursables et remboursés pour l'année 2015, pour les individus inclus dans la cartographie et âgés de 65 ans ou plus, selon le périmètre des dépenses et la valeur de l'indice MRMIp

		Moyenne des Dépenses ambulatoires remboursées	Différence moyenne pour les Dépenses ambulatoires	Moyenne des Dépenses hospitalières remboursées	Différence moyenne pour les Dépenses hospitalières	Moyenne des Dépenses totales remboursées	Différence moyenne pour les Dépenses totales
MRMIp	N	(a)	(b)	(a)	(b)	(a)	(b)
0	25 111 211	539	231	402	28	1 223	259
1	24 320 454	646	197	504	36	1 400	233
2	3 905 687	2 374	346	2 345	135	5 282	481
3	1 533 261	4 460	377	5 878	270	11 223	647
4	806 757	5 719	392	9 101	393	15 715	785
5	627 364	7 812	397	15 053	611	23 692	1 009

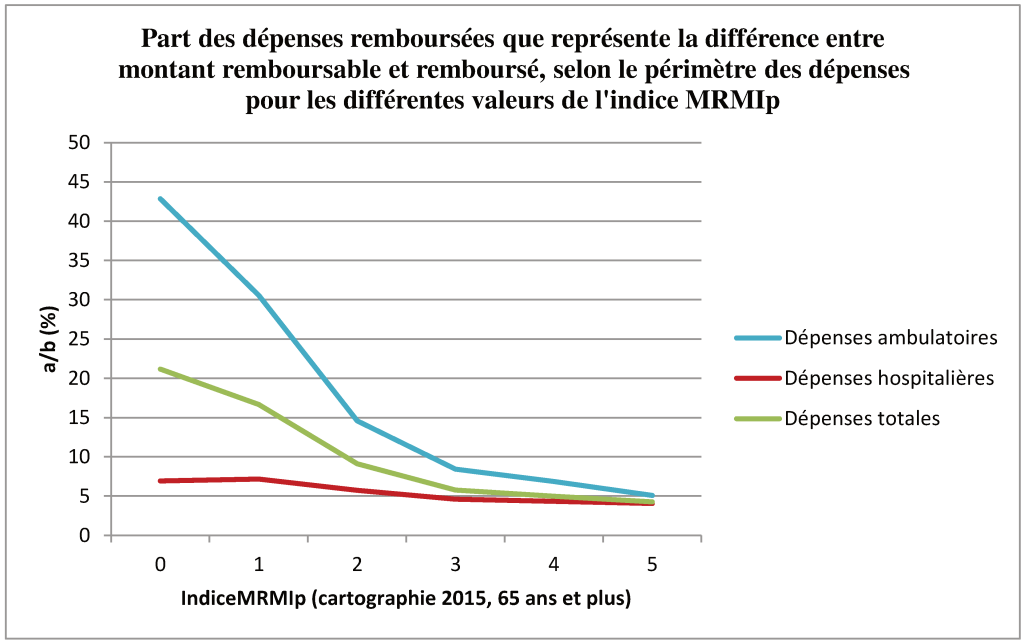


Figure A3. Part des dépenses remboursées que représente la différence entre montant remboursable et remboursé selon les valeurs de l'indice MRMIp

Tableau A5. Différence moyenne entre les montants remboursables et remboursés pour l'année 2015, pour les individus inclus dans la cartographie et âgés de 65 ans ou plus, selon le périmètre des dépenses et la valeur de l'indice ERMIp

		Moyenne des Dépenses ambulatoires remboursées	Différence moyenne pour les Dépenses ambulatoires	Moyenne des Dépenses hospitalières remboursées	Différence moyenne pour les Dépenses hospitalières	Moyenne des Dépenses totales remboursées	Différence moyenne pour les Dépenses totales
ERMIpath	**N**	**(a)**	**(b)**	**(a)**	**(b)**	**(a)**	**(b)**
0	44 830 438	443	198	344	26	1 030	223
2	1 445 052	1 613	322	1 190	66	3 219	389
3	2 924 910	1 420	406	1 306	93	3 114	500
4	1 867 066	2 279	314	898	48	3 569	362
5	1 209 258	2 462	384	3 219	244	6 691	628
6	739 202	2 979	338	4 697	241	8 242	579
7	1 050 205	4 389	402	5 346	189	10 551	592
8	2 238 603	6 467	379	9 686	421	17 102	800

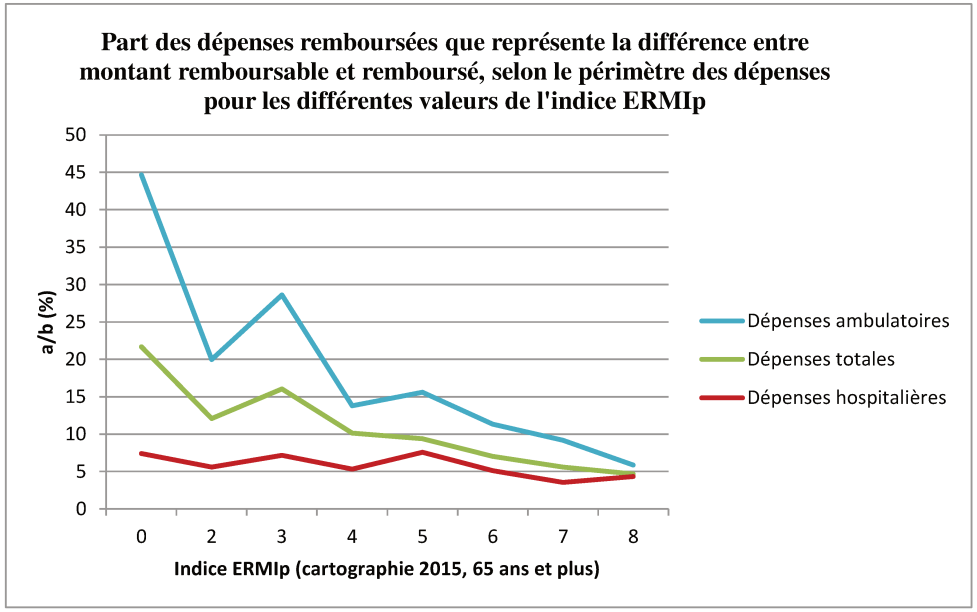


Figure A4. Part des dépenses remboursées que représente la différence entre montant remboursable et remboursé selon les valeurs de l'indice ERMIp

Annexes du Chapitre 2

Élaboration de deux indices de morbidité à partir des données de la « cartographie des pathologies et des dépenses »

Tableau A6. Liste des pathologies considérées et pondérations correspondantes pour les différentes versions de l'indice de Charlson

Pathologies	Codes CIM-10	Pondérations princeps[1]	Pondérations actualisées[2]	Pondérations de l'étude sur données SNDS[3]
Maladie coronaire	I21.x, I22.x, I25.2	1	0	0
Insuffisance cardiaque	I09.9, I11.0, I13.0, I13.2, I25.5, I42.0, I42.5–I42.9, I43.x, I50.x, P29.0	1	2	2
Pathologies vasculaires périphériques	I70.x, I71.x, I73.1, I73.8, I73.9, I77.1, I79.0, I79.2, K55.1, K55.8, K55.9, Z95.8, Z95.9	1	0	1
Pathologies cérébrovasculaires	G45.x, G46.x, H34.0, I60.x–I69.x	1	0	1
Démences	F00.x–F03.x, F05.1, G30.x, G31.1	1	2	2
Pathologies respiratoires chroniques	I27.8, I27.9, J40.x–J47.x, J60.x–J67.x, J68.4, J70.1, J70.3	1	1	1
Pathologies rhumatismales et systémiques	M05.x, M06.x, M31.5, M32.x–M34.x, M35.1, M35.3, M36.0	1	1	0
Ulcère gastroduodénal	K25.x–K28.x	1	0	0
Atteintes hépatiques non sévères	B18.x, K70.0–K70.3, K70.9, K71.3–K71.5, K71.7, K73.x, K74.x, K76.0, K76.2–K76.4, K76.8, K76.9, Z94.4	1	2	2
Diabète sans complications	E10.0, E10.1, E10.6, E10.8, E10.9, E11.0, E11.1, E11.6, E11.8, E11.9, E12.0, E12.1, E12.6, E12.8, E12.9, E13.0, E13.1, E13.6, E13.8, E13.9, E14.0, E14.1, E14.6, E14.8, E14.9	1	0	0
Diabète avec complications	E10.2–E10.5, E10.7, E11.2–E11.5, E11.7, E12.2–E12.5, E12.7, E13.2–E13.5, E13.7, E14.2–E14.5, E14.7	2	1	0
Hémiplégie ou tétraplégie	G04.1, G11.4, G80.1, G80.2, G81.x, G82.x, G83.0–G83.4, G83.9	2	2	2
Pathologies rénales	I12.0, I13.1, N03.2–N03.7, N05.2–N05.7, N18.x, N19.x, N25.0, Z49.0–Z49.2, Z94.0, Z99.2	2	1	1
Tumeurs solides, leucémies et lymphomes	C00.x–C26.x, C30.x–C34.x, C37.x–C41.x, C43.x, C45.x–C58.x, C60.x–C76.x, C81.x–C85.x, C88.x, C90.x–C97.x	2	2	2
Atteintes hépatiques sévères	I85.0, I85.9, I86.4, I98.2, K70.4, K71.1, K72.1, K72.9, K76.5, K76.6, K76.7	3	4	3
Tumeurs solides avec métastases	C77.x–C80.x	6	6	11
Infection VIH et SIDA	B20.x–B22.x, B24.x	6	4	1
Pondérations additionnelles pour l'âge[1]				
50 à 59 ans		1		
60 à 69 ans		2		
70 à 79 ans		3		
80 à 89 ans		4		
90 à 99 ans		5		
100 ans ou plus		6		
Prédicteurs additionnels pour l'indice prédictif des dépenses[1]				
Hypertension	Non précisé dans la publication. Codes utilisés dans chapitre 1 : I10, I11, I12, I13, I15	1		
Dépression	Non précisé dans la publication. Codes utilisés dans chapitre 1 : F32, F33, F34, F38, F39	1		
Prise d'anticoagulants (warfarine)	Non précisé dans la publication. Codes CIP7 et CIP13 de la warfarine utilisés	1		
Ulcères cutanés et cellulites	Non précisé dans la publication. Codes utilisés dans chapitre 1 : L89, L97, I830, I832, L984	2		

[1] Pour l'indice de Charlson intégrant l'âge [49] et pour l'adaptation à la prédiction des dépenses [53], les mêmes poids que pour la publication princeps [7] sont utilisés
[2] Actualisation des poids en reproduisant la méthode originale sur une population d'étude canadienne en 2004 [51]
[3] Élaboration de poids spécifiques à une population d'étude française en 2010 [52], pour comparer les performances prédictives de différentes versions de l'indice

Tableau A7. Liste des pathologies considérées par Elixhauser et pondérations correspondantes pour l'adaptation en indice proposée par van Walraven

Pathologies	Codes CIM-10	Pondérations[1]
Insuffisance cardiaque	I09.9, I11.0, I13.0, I13.2, I25.5, I42.0, I42.5–I42.9, I43.x, I50.x, P29.0	7
Troubles du rythme et de la conduction	I44.1–I44.3, I45.6, I45.9, I47.x–I49.x, R00.0, R00.1, R00.8, T82.1, Z45.0, Z95.0	5
Maladie valvulaire	A52.0, I05.x–I08.x, I09.1, I09.8, I34.x–I39.x, Q23.0–Q23.3, Z95.2–Z95.4	-1
Maladies de la circulation pulmonaire	I26.x, I27.x, I28.0, I28.8, I28.9	4
Pathologies vasculaires périphériques	I70.x, I71.x, I73.1, I73.8, I73.9, I77.1, I79.0, I79.2, K55.1, K55.8, K55.9, Z95.8, Z95.9	2
Hypertension sans complications	I10.x	0
Hypertension avec complications	I11.x–I13.x, I15.x	0
Paralysies	G04.1, G11.4, G80.1, G80.2, G81.x, G82.x, G83.0–G83.4, G83.9	7
Autres pathologies neurologiques	G10.x–G13.x, G20.x–G22.x, G25.4, G25.5, G31.2, G31.8, G31.9, G32.x, G35.x–G37.x, G40.x, G41.x, G93.1, G93.4, R47.0, R56.x	6
Pathologies respiratoires chroniques	I27.8, I27.9, J40.x–J47.x, J60.x–J67.x, J68.4, J70.1, J70.3	3
Diabète sans complications	E10.0, E10.1, E10.9, E11.0, E11.1, E11.9, E12.0, E12.1, E12.9, E13.0, E13.1, E13.9, E14.0, E14.1, E14.9	0
Diabète avec complications	E10.2–E10.8, E11.2–E11.8, E12.2–E12.8, E13.2–E13.8, E14.2–E14.8	0
Hypothyroïdie	E00.x–E03.x, E89.0	0
Insuffisance rénale	I12.0, I13.1, N18.x, N19.x, N25.0, Z49.0–Z49.2, Z94.0, Z99.2	5
Pathologie hépatique	B18.x, I85.x, I86.4, I98.2, K70.x, K71.1, K71.3–K71.5, K71.7, K72.x–K74.x, K76.0, K76.2–K76.9, Z94.4	11
Ulcère gastroduodénal sans hémorragie	K25.7, K25.9, K26.7, K26.9, K27.7, K27.9, K28.7, K28.9	0
Infection VIH et SIDA	B20.x–B22.x, B24.x	0
Lymphomes	C81.x–C85.x, C88.x, C96.x, C90.0, C90.2	9
Cancers avec métastases	C77.x–C80.x	12
Tumeurs solides sans métastase	C00.x–C26.x, C30.x–C34.x, C37.x–C41.x, C43.x, C45.x–C58.x, C60.x–C76.x, C97.x	4
Pathologies rhumatismales et systémiques	L94.0, L94.1, L94.3, M05.x, M06.x, M08.x, M12.0, M12.3, M30.x, M31.0–M31.3, M32.x–M35.x, M45.x, M46.1, M46.8, M46.9	0
Anomalies de la coagulation	D65–D68.x, D69.1, D69.3–D69.6	3
Obésité	E66.x	-4
Perte de poids	E40.x–E46.x, R63.4, R64	6
Troubles hydro-électrolytiques	E22.2, E86.x, E87.x	5
Anémies chroniques par perte de sang	D50.0	-2
Anémies nutritionnelles	D50.8, D50.9, D51.x–D53.x	-2
Troubles addictifs liés à l'alcool	F10, E52, G62.1, I42.6, K29.2, K70.0, K70.3, K70.9, T51.x, Z50.2, Z71.4, Z72.1	0
Toxicomanie	F11.x–F16.x, F18.x, F19.x, Z71.5, Z72.2	-7
Psychoses	F20.x, F22.x–F25.x, F28.x, F29.x, F30.2, F31.2, F31.5	0
Dépression	F20.4, F31.3–F31.5, F32.x, F33.x, F34.1, F41.2, F43.2	-3

[1] Adaptation des pathologies de Elixhauser en indice proposée par van Walraven [55]. Pondérations estimées pour prédire la mortalité intra-hospitalière.

Annexes du Chapitre 3

Indices de morbidité et identification de populations à risque : le risque de réhospitalisation parmi les patients insuffisants cardiaques

Tableau A8. Effectifs pour les algorithmes d'identification entrant dans la définition des deux indices de morbidité ERMI et MRMI

Pathologies pour la population 2 de l'article 3 (cartographie G5 2014)		
Libellé de l'algorithme d'identification	**Effectifs**	**%**
Maladie coronaire	23 866	33,8
Accident vasculaire cérébral	6 528	9,2
Insuffisance cardiaque	30 101	42,6
Troubles du rythme ou de la conduction cardiaque	29 865	42,3
Maladie valvulaire	10 025	14,2
Insuffisance cardiaque OU Trouble du rythme OU Maladie valvulaire	43 053	60,9
Artériopathie oblitérante du membre inférieur	8 326	11,8
Diabète	23 933	33,9
Cancers actifs	5 535	7,8
Cancers sous surveillance	8 714	12,3
Troubles psychotiques	573	0,8
Troubles maniaques et bipolaires	349	0,5
Dépression et autres troubles de l'humeur	3 230	4,6
Troubles maniaques et bipolaires OU Dépression et troubles de l'humeur	3 477	4,9
Troubles addictifs	289	0,4
Démences (dont maladie d'Alzheimer)	6 355	9,0
Maladie de Parkinson	1 948	2,8
Sclérose en plaque	53	0,1
Paraplégie	180	0,3
Sclérose en plaque OU Paraplégie	227	0,3
Epilepsie	728	1,0
Maladies respiratoires chroniques (hors mucoviscidose)	18 299	25,9
Polyarthrite rhumatoïde et maladies apparentées	1 114	1,6
Autres maladies inflammatoires chroniques	924	1,3
Polyarthrite rhumatoïde et maladies systémiques	1 940	2,7
VIH ou SIDA	60	0,1
Insuffisance rénale chronique terminale	850	1,2
Maladies du foie ou du pancréas (hors mucoviscidose)	2 266	3,2

En italique, les pathologies qui ont été combinées en une seule variable pour la définition des indices

Tableau A9. Classes définies pour les indices de morbidité et statut à la fin de la période de suivi

	Statut à la fin de la période de suivi de 1 an		
	Au moins une réhospitalisation pour IC (évènement d'intérêt)	**Décès sans réhospitalisation pour IC** (évènement compétitif)	**Aucun des deux évènements** (censures)
Effectifs (N, % en ligne)	22 475 (31,8%)	12 416 (17,6%)	35 766 (50,6%)
MRMI[1]			
0 ou 1	351 (18 ,8%)	117 (6,3%)	1 402 (75,0%)
2	890 (24,8%)	287 (8,0%)	2 411 (67,2%)
3 ou 3	5 036 (29,5%)	1 793 (10,5%)	10 271 (60,1%)
5	4 561 (32,7%)	2 142 (15,4%)	7 234 (51,9%)
6 à 12	11 637 (34,1%)	8 077 (23,6%)	14 448 (42,3%)
MRMIp[1]			
0	2 209 (22,7%)	1 287 (13,2%)	6 221 (64,0%)
1	6 171 (30,1%)	3 064 (14,9%)	11 287 (55,0%)
2 à 6	13 765 (34,8%)	7 820 (19,8%)	17 964 (45,4%)
7 ou 8	330 (38,0%)	245 (28,2%)	294 (33,8%)
ERMI[1]			
0 ou 1	228 (17,4%)	76 (5,8%)	1 007 (76,8%)
2 ou 3	738 (21,6%)	282 (8,2%)	2 405 (70,2%)
4 ou 5	1 794 (24,8%)	929 (12,9%)	4 505 (62,3%)
6 ou 7	3 085 (28,8%)	1 548 (14,5%)	6 073 (56,7%)
8 à 10	5 812 (32,3%)	3 157 (17,5%)	9 046 (50,2%)
11 à 14	6 169 (35,5%)	3 506 (20,2%)	7 721 (44,4%)
15 à 22	4 649 (37,0%)	2 918 (23,2%)	5 009 (39,8%)
ERMIp[1]			
0 ou 2	2 249 (22,3%)	1 442 (14,3%)	6 384 (63,4%)
3 ou 4	3 603 (28,3%)	1 929 (15,2%)	7 187 (56,5%)
5 à 7	5 927 (32,0%)	3 273 (17,7%)	9 341 (50,4%)
8 à 11	5 670 (35,1%)	3 009 (18,6%)	7 495 (46,3%)
12 à 18	5 026 (38,2%)	2 763 (21,0%)	5 359 (40,8%)

[1] Les versions ERMIp et MRMIp des indices sont calculées en utilisant les poids des pathologies uniquement. Parmi les patients avec une valeur de l'indice ERMIp de 12 à 18, 38,2% ont été réhospitalisés pour IC au cours du suivi, contre 31,8% pour l'ensemble de la population d'étude

Tableau A10. Caractéristiques de la population d'étude en fonction des décès observés à la fin de la période de suivi

	Ensemble de la population d'étude	Statut à la fin de la période de suivi de 1an		
		Mortalité totale	Décès sans réhospitalisation pour IC (évènement compétitif)	Décès au cours de la 1ère réhospitalisation pour IC
Effectifs	70 657	20 600	12 416	1 864
Suivi médian (en jours)	365	75	97	61
Caractéristiques individuelles				
Sexe (% femmes)	54,0	53,5	54,8	52,5
Âge moyen (% 85 ans ou plus)	81,9 (41,0%)	84,2 (29,2%)	84,4 (55,4%)	84,5 (56,4%)
Stabilité[1] de l'Insuffisance Cardiaque (IC) (%)				
1 : IC incidente	65,7	57,8	63,6	48,8
2 : IC stable	6,2	6,7	6,6	7,5
3 : IC instable	24,3	29,9	26,0	36,0
4 : IC très instable	3,8	5,7	3,9	7,7
Indice ERMIp[2] moyen	7,2	8,0	7,9	7,7
Indice MRMIp[2] moyen	2,1	2,4	2,4	2,3
Indice de Charlson[3] moyen	1,6	2,1	2,0	2,1
Caractéristiques des séjours index				
Durée de séjour moyen (en jours)	8,9	10.2	10,3	10.7
Passage en Unité de Soins Intensifs pendant le séjour index (%)	24,0	21,4	20,5	21,1
Variables contextuelles				
Quintiles de l'Indice de défavorisation sociale (%)				
1 (les moins défavorisés)	15,1	15,0	15,0	14,2
2	16,3	16,4	16,7	16,8
3	19,4	19,9	20,4	18,5
4	21,8	21,7	21,4	23,6
5 (les plus défavorisés)	24,9	24,4	23,9	25,1
valeurs manquantes	*2,5*	*2,6*	*2,5*	*1,8*
Densité moyenne de médecins généralistes (/100 000 habitants)	80	80	81	81
Densité moyenne de cardiologues (/100 000 habitants)	6,9	6,8	6,9	6,7

[1] La mesure de la stabilité est détaillée dans la section « Méthodes » du chapitre 3 à la page 97

[2] Les versions ERMIp et MRMIp des indices ERMI et MRMI sont calculées en utilisant les poids des pathologies uniquement

[3] L'indice de Charlson a été calculé en utilisant les poids actualisés en 2011 par Quan [51]

Tableau A11. Estimation des hazard ratios pour les prédicteurs de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque (IC), avec l'indice MRMIp

Prédicteurs[1]	Modèle « Subdistribution » (régression de Fine et Gray)		Modèles « Cause-spécifiques » (régressions de Cox)			
	Réhospitalisation pour IC		Réhospitalisation pour IC		Décès sans réhospitalisation pour IC	
	sd HR (IC 95%)	p value	cs HR (IC 95%)	p value	cs HR (IC 95%)	p value
Sexe (hommes vs femmes)	1,06 (1,03-1,09)	<,0001	1,08 (1,05-1,11)	<,0001	1,19 (1,14-1,23)	<,0001
Âge (70-74 vs 65-69)	1,07 (1,01-1,14)	0,0215	1,08 (1,02-1,15)	0,0109	1,10 (0,99-1,22)	0,0694
Âge (75-79 vs 65-69)	1,09 (1,03-1,15)	0,0024	1,11 (1,05-1,18)	0,0002	1,30 (1,18-1,42)	<,0001
Âge (80-84 vs 65-69)	1,16 (1,10-1,22)	<,0001	1,21 (1,14-1,27)	<,0001	1,56 (1,43-1,70)	<,0001
Âge (85-89 vs 65-69)	1,11 (1,06-1,17)	<,0001	1,21 (1,15-1,27)	<,0001	2,20 (2,02-2,39)	<,0001
Âge (90-94 vs 65-69)	1,07 (1,03-1,14)	0,0165	1,24 (1,16-1,31)	<,0001	3,22 (2,95-3,51)	<,0001
Âge (>=95 vs 65-69)	0,96 (0,87-1,06)	0,4058	1,17 (1,07-1,30)	0,0013	4,56 (4,09-5,09)	<,0001
Stabilité de l'IC[2] (2 vs 1)	1,20 (1,14-1,27)	<,0001	1,20 (1,14-1,27)	<,0001	0,97 (0,90-1,05)	0,4368
Stabilité de l'IC[2] (3 vs 1)	1,80 (1,75-1,85)	<,0001	1,83 (1,78-1,89)	<,0001	1,11 (1,07-1,16)	<,0001
Stabilité de l'IC[2] (4 vs 1)	2,73 (2,59-2,88)	<,0001	2,90 (2,75-3,06)	<,0001	1,29 (1,17-1,41)	<,0001
Indice MRMIp[3] (1 vs 0)	1,18 (1,12-1,24)	<,0001	1,19 (1,14-1,26)	<,0001	1,19 (1,12-1,27)	<.0001
Indice MRMIp[3] (2-6 vs 0)	1,25 (1,19-1,31)	<,0001	1,32 (1,26-1,39)	<,0001	1,74 (1,63-1,85)	<,0001
Indice MRMIp[3] (7-8 vs 0)	1,30 (1,15-1,46)	<,0001	1,47 (1,31-1,65)	<,0001	2,80 (2,44-3,22)	<,0001
Durée du séjour index (3-4 vs 1-2 jours)	1,17 (1,10-1,24)	<,0001	1,14 (1,07-1,21)	<,0001	0,87 (0,80-0,94)	0,0007
Durée du séjour index (5-9 vs 1-2 jours)	1,25 (1,19-1,32)	<,0001	1,24 (1,18-1,31)	<,0001	1,02 (0,95-1,09)	0,6323
Durée du séjour index (>=10 vs 1-2 jours)	1,28 (1,21-1,35)	<,0001	1,34 (1,27-1,41)	<,0001	1,49 (1,39-1,60)	<,0001
USI pendant séjour index (oui vs non)	1,04 (1,01-1,07)	0,0226	1,03 (1,00-1,06)	0,0714	0,91 (0,87-0,95)	<,0001

[1] Les modèles sont ajustés sur les variables contextuelles : quintiles de défavorisation sociale, densités départementales de médecins généralistes et de cardiologues

[2] La mesure de la stabilité est détaillée dans la section « Méthodes » du chapitre 3 à la page 97

[3] Les versions ERMIp et MRMIp des indices ERMI et MRMI sont calculées en utilisant les poids des pathologies uniquement

Tableau A12. Estimation des hazard ratios pour les prédicteurs de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque (IC), avec l'indice de Charlson

Prédicteurs[1]	Modèle « Subdistribution » (régression de Fine et Gray)		Modèles « Cause-spécifiques » (régressions de Cox)			
	Réhospitalisation pour IC		Réhospitalisation pour IC		Décès sans réhospitalisation pour IC	
	sd HR (IC 95%)	p value	cs HR (IC 95%)	p value	cs HR (IC 95%)	p value
Sexe (hommes vs femmes)	1,06 (1,03-1,09)	<,0001	1,08 (1,05-1,11)	<,0001	1,18 (1,14-1,23)	<,0001
Âge (70-74 vs 65-69)	1,08 (1,01-1,14)	0,017	1,09 (1,02-1,16)	0,008	1,11 (1,00-1,23)	0,0543
Âge (75-79 vs 65-69)	1,10 (1,04-1,16)	0,0014	1,12 (1,06-1,18)	<.0001	1,32 (1,21-1,45)	<,0001
Âge (80-84 vs 65-69)	1,16 (1,10-1,23)	<,0001	1,21 (1,15-1,28)	<,0001	1,59 (1,46-1,73)	<,0001
Âge (85-89 vs 65-69)	1,12 (1,06-1,18)	<,0001	1,21 (1,15-1,28)	<,0001	2,24 (2,06-2,44)	<,0001
Âge (90-94 vs 65-69)	1,07 (1,01-1,14)	0,0193	1,23 (1,16-1,31)	<,0001	3,24 (2,97-3,54)	<,0001
Âge (>=95 vs 65-69)	0,95 (0,87-1,05)	0,3484	1,17 (1,06-1,29)	0,002	4,55 (4,08-5,07)	<,0001
Stabilité de l'IC[2] (2 vs 1)	1,24 (1,17-1,31)	<,0001	1,25 (1,18-1,32)	<,0001	1,03 (0,96-1,11)	0,4178
Stabilité de l'IC[2] (3 vs 1)	1,71 (1,65-1,77)	<,0001	1,71 (1,66-1,77)	<,0001	0,96 (0,92-1,01)	0,0849
Stabilité de l'IC[2] (4 vs 1)	2,56 (2,42-2,71)	<,0001	2,66 (2,51-2,82)	<,0001	1,06 (0,96-1,17)	0,2459
Indice de Charlson[3] (1-2 vs 0)	1,14 (1,10-1,18)	<,0001	1,17 (1,13-1,21)	<,0001	1,25 (1,19-1,31)	<.0001
Indice de Charlson[3] (3-4 vs 0)	1,24 (1,19-1,29)	<,0001	1,30 (1,25-1,35)	<,0001	1,62 (1,54-1,71)	<,0001
Indice de Charlson[3] (5-19 vs 0)	1,18 (1,12-1,24)	<,0001	1,31 (1,24-1,37)	<,0001	2,36 (2,22-2,51)	<,0001
Durée du séjour index (3-4 vs 1-2 jours)	1,17 (1,10-1,24)	<,0001	1,14 (1,07-1,21)	<,0001	0,87 (0,80-0,94)	0,0009
Durée du séjour index (5-9 vs 1-2 jours)	1,25 (1,19-1,32)	<,0001	1,24 (1,18-1,31)	<,0001	1,02 (0,95-1,09)	0,6712
Durée du séjour index (>=10 vs 1-2 jours)	1,28 (1,21-1,35)	<,0001	1,34 (1,27-1,42)	<,0001	1,49 (1,39-1,60)	<,0001
USI pendant séjour index (oui vs non)	1,04 (1,01-1,07)	0,0213	1,03 (1,00-1,06)	0,062	0,91 (0,87-0,95)	<,0001

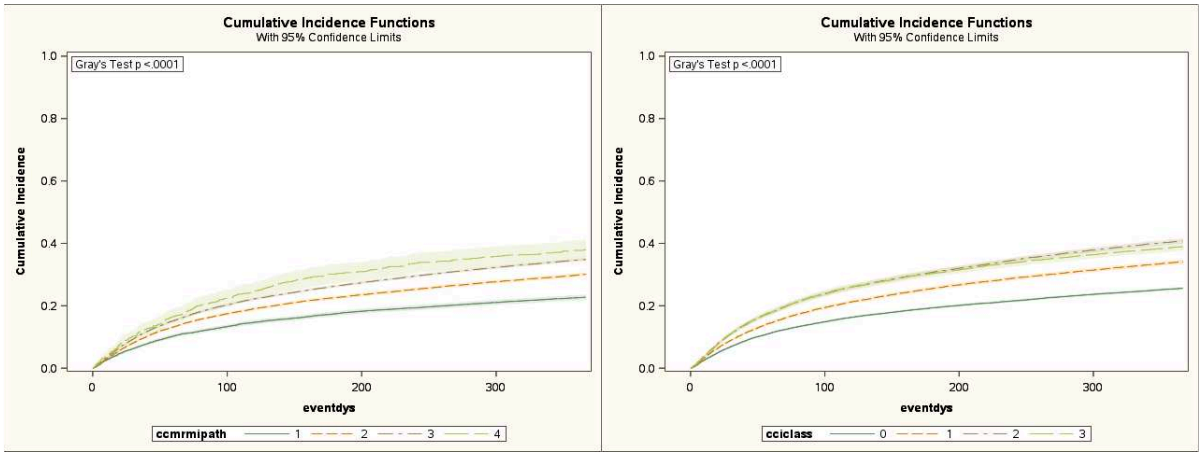
[1] Les modèles sont ajustés sur les variables contextuelles : quintiles de défavorisation sociale, densités départementales de médecins généralistes et de cardiologues

[2] La mesure de la stabilité est détaillée dans la section « Méthodes » du chapitre 3 à la page 97

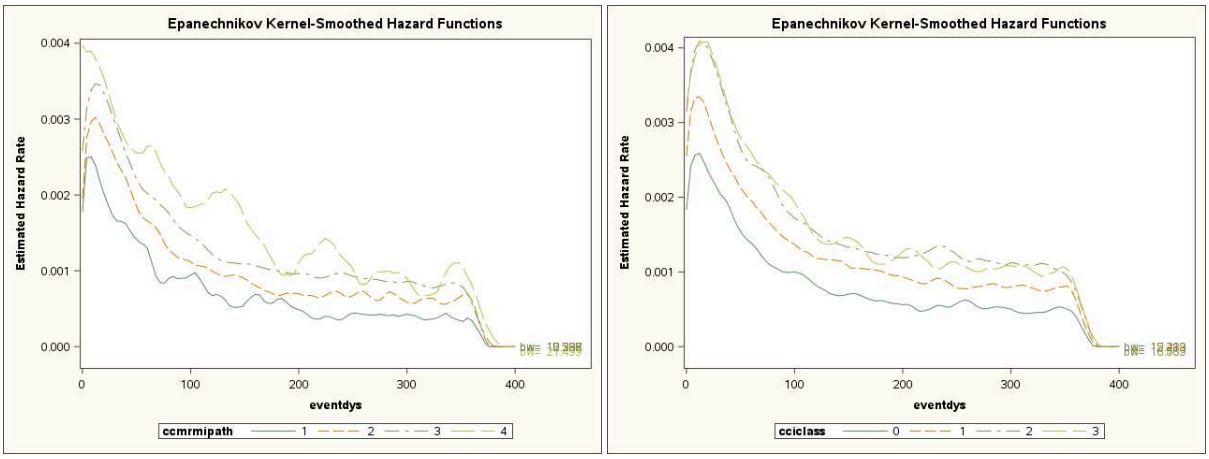
[3] L'indice de Charlson a été calculé en utilisant les poids actualisés en 2011 par Quan [51]

Figure A5. Incidences cumulées (A, B) et risque instantané (A', B') de réhospitalisation pour insuffisance cardiaque, pour des groupes de patients définis selon la sévérité de l'état de santé mesurée par l'indice MRMIp et l'indice de Charlson

A) Indice MRMIp **B) Indice de Charlson**



A') Indice MRMIp **B) Indice de Charlson**



Indice MRMIp	Réhospitalisation pour IC (% à 1 an)
1 : sévérité minimale	22,7
2	30,1
3	34,8
4 : sévérité maximale	38,0

Indice de Charlon	Réhospitalisation pour IC (% à 1 an)
1 : sévérité minimale	25,6
2	34,1
3	40,7
4 : sévérité maximale	38,9

Tableau A13. Caractéristiques de la population d'étude, en fonction des décès observés à la fin de la période de suivi

	Ensemble de la population d'étude	Statut à la fin de la période de suivi de 1an		
		Mortalité totale	Décès sans réhospitalisation pour IC (évènement compétitif)	Décès au cours de la 1ère réhospitalisation pour IC
Effectifs	70 657	20 600	12 416	1 864
Suivi médian (en jours)	365	75	97	61
Caractéristiques individuelles				
Sexe (% femmes)	54,0	53,5	54,8	52,5
Âge moyen (% 85 ans ou plus)	81,9 (41,0%)	84,2 (29,2%)	84,4 (55,4%)	84,5 (56,4%)
Stabilité[1] de l'Insuffisance Cardiaque (IC) (%)				
1 : IC incidente	65,7	57,8	63,6	48,8
2 : IC stable	6,2	6,7	6,6	7,5
3 : IC instable	24,3	29,9	26,0	36,0
4 : IC très instable	3,8	5,7	3,9	7,7
Indice ERMIp[2] moyen	7,2	8,0	7,9	7,7
Indice MRMIp[2] moyen	2,1	2,4	2,4	2,3
Indice de Charlson[3] moyen	1,6	2,1	2,0	2,1
Caractéristiques des séjours index				
Durée de séjour moyen (en jours)	8,9	10.2	10,3	10.7
Passage en Unité de Soins Intensifs pendant le séjour index (%)	24,0	21,4	20,5	21,1
Variables contextuelles				
Quintiles de l'Indice de défavorisation sociale (%)				
1 (les moins défavorisés)	15,1	15,0	15,0	14,2
2	16,3	16,4	16,7	16,8
3	19,4	19,9	20,4	18,5
4	21,8	21,7	21,4	23,6
5 (les plus défavorisés)	24,9	24,4	23,9	25,1
valeurs manquantes	*2,5*	*2,6*	*2,5*	*1,8*
Densité moyenne de médecins généralistes (/100 000 habitants)	80	80	81	81
Densité moyenne de cardiologues (/100 000 habitants)	6,9	6,8	6,9	6,7

1 La mesure de la stabilité est détaillée dans la section « Méthodes » du chapitre 3 à la page 97

[2] Les versions ERMIp et MRMIp des indices ERMI et MRMI sont calculées en utilisant les poids des pathologies uniquement

[3] L'indice de Charlson a été calculé en utilisant les poids actualisés en 2011 par Quan [51]

Tableau A14. Estimation des hazard ratios pour les prédicteurs de mortalité, avec l'indice MRMIp

Prédicteurs[1]	Mortalité totale		Mortalité au cours de la première réhospitalisation pour IC	
	HR (IC 95%)	p value	HR (IC 95%)	p value
Sexe (hommes vs femmes)	1,22 (1,19-1,26)	<,0001	1,32 (1,20-1,45)	<,0001
Âge (70-74 vs 65-69)	1,15 (1,06-1,24)	0,0006	1,06 (0,80-1,14)	0,6919
Âge (75-79 vs 65-69)	1,35 (1,26-1,45)	<,0001	1,34 (1,04-1,72)	0,0241
Âge (80-84 vs 65-69)	1,65 (1,54-1,76)	<,0001	1,94 (1,54-2,45)	<,0001
Âge (85-89 vs 65-69)	2,19 (2,05-2,34)	<,0001	2,88 (2,29-3,62)	<,0001
Âge (90-94 vs 65-69)	3,01 (2,82-3,22)	<,0001	3,25 (1,25-1,79)	<,0001
Âge (>=95 vs 65-69)	3,95 (3,62-4,31)	<,0001	3,18 (2,29-4,41)	<,0001
Stabilité de l'IC[2] (2 vs 1)	1,10 (1,04-1,17)	0,0006	1,49 (1,25-1,79)	<,0001
Stabilité de l'IC[2] (3 vs 1)	1,41 (1,37-1,46)	<,0001	2,08 (1,87-2,31)	<,0001
Stabilité de l'IC[2] (4 vs 1)	2,05 (1,93-2,18)	<,0001	3,43 (2,87-4,11)	<,0001
Indice MRMIp[3] (1 vs 0)	1,21 (1,15-1,28)	<,0001	1,19 (0,99-1,41)	0,0594
Indice MRMIp[3] (2-6 vs 0)	1,61 (1,53-1,69)	<,0001	1,30 (1,10-1,54)	0,0021
Indice MRMIp[3] (7-8 vs 0)	2,38 (2,14-2,66)	<,0001	1,60 (1,08-2,37)	0,0196
Durée du séjour index (3-4 vs 1-2 jours)	0,93 (0,87-1,00)	0,039	0,93 (0,73-1,17)	0,5261
Durée du séjour index (5-9 vs 1-2 jours)	1,11 (1,05-1,17)	0,0004	1,14 (0,94-1,39)	0,1968
Durée du séjour index (>=10 vs 1-2 jours)	1,55 (1,47-1,64)	<,0001	1,89 (1,56-2,30)	<,0001
USI pendant séjour index (oui vs non)	0,95 (0,91-0,98)	0,0011	0,93 (0,83-1,04)	0,21

[1] Les modèles sont ajustés sur les variables contextuelles : quintiles de défavorisation sociale, densités départementales de médecins généralistes et de cardiologues

[2] La mesure de la stabilité est détaillée dans la section « Méthodes » du chapitre 3 à la page 97

[3] Les versions ERMIp et MRMIp des indices ERMI et MRMI sont calculées en utilisant les poids des pathologies uniquement, sans inclure l'âge ou l'âge et le sexe respectivement

Annexes du Chapitre 4
Indices de morbidité et ajustement au risque dans l'élaboration de modèles de paiement prospectif des soins

Tableau A15. Effectifs pour les algorithmes d'identification entrant dans la définition des deux indices de morbidité ERMI et MRMI, population 1

Pathologies pour la population 1 de l'article 3 (cartographie G6 2016)		
Libellé de l'algorithme d'identification	**Effectifs**	**%**
Maladie coronaire	898 184	10,8
Accident vasculaire cérébral	366 168	4,4
Insuffisance cardiaque	386 621	4,6
Troubles du rythme ou de la conduction cardiaque	*790 418*	*9,5*
Maladie valvulaire	*206 263*	*2,5*
Insuffisance cardiaque OU Trouble du rythme OU Maladie valvulaire	1 084 158	13,0
Artériopathie oblitérante du membre inférieur	331 577	4,0
Diabète	1 509 659	18,1
Cancers actifs	495 498	5,9
Cancers sous surveillance	766 406	9,2
Troubles psychotiques	68 115	0,8
Troubles maniaques et bipolaires	45 648	0,5
Dépression et autres troubles de l'humeur	219 334	2,6
Troubles maniaques et bipolaires OU Dépression et troubles de l'humeur	253 000	3,0
Troubles addictifs	51 103	0,6
Démences (dont maladie d'Alzheimer)	396 217	4,7
Maladie de Parkinson	134 674	1,6
Sclérose en plaque	13 624	0,2
Paraplégie	17 762	0,2
Sclérose en plaque OU Paraplégie	29 279	0,4
Epilepsie	56 496	0,7
Maladies respiratoires chroniques (hors mucoviscidose)	885 608	10,6
Polyarthrite rhumatoïde et maladies apparentées	99 422	1,2
Autres maladies inflammatoires chroniques	64 688	0,8
Polyarthrite rhumatoïde et maladies systémiques	157 518	1,9
VIH ou SIDA	9 511	0,1
Insuffisance rénale chronique terminale	28 583	0,3
Maladies du foie ou du pancréas (hors mucoviscidose)	137 239	1,6

En italique, les pathologies qui ont été combinées en une seule variable pour la définition des indices

Tableau A16. Effectifs pour les algorithmes d'identification entrant dans la définition des deux indices de morbidité ERMI et MRMI, population 2

Pathologies pour la population 2 de l'article 3 (cartographie G6 2016)		
Libellé de l'algorithme d'identification	**Effectifs**	**%**
Maladie coronaire	131 402	34,0
Accident vasculaire cérébral	40 563	10,5
Insuffisance cardiaque	386 621	100
Troubles du rythme ou de la conduction cardiaque	195 508	50,6
Maladie valvulaire	323 058	83,6
Insuffisance cardiaque OU Trouble du rythme OU Maladie valvulaire	386 621	100
Artériopathie oblitérante du membre inférieur	42 974	11,1
Diabète	113 526	29,4
Cancers actifs	33 130	8,6
Cancers sous surveillance	46 923	12,1
Troubles psychotiques	4 018	1,0
Troubles maniaques et bipolaires	2 252	0,6
Dépression et autres troubles de l'humeur	19 758	5,1
Troubles maniaques et bipolaires OU Dépression et troubles de l'humeur	21 330	5,5
Troubles addictifs	6 431	1,7
Démences (dont maladie d'Alzheimer)	47 644	12,3
Maladie de Parkinson	10 508	2,7
Sclérose en plaque	344	0,1
Paraplégie	1 372	0,4
Sclérose en plaque OU Paraplégie	1 665	0,4
Epilepsie	5 131	1,3
Maladies respiratoires chroniques (hors mucoviscidose)	103 528	26,8
Polyarthrite rhumatoïde et maladies apparentées	6 689	1,7
Autres maladies inflammatoires chroniques	5 700	1,5
Polyarthrite rhumatoïde et maladies systémiques	11 677	3,0
VIH ou SIDA	371	0,1
Insuffisance rénale chronique terminale	7 614	2,0
Maladies du foie ou du pancréas (hors mucoviscidose)	15 043	3,9

En italique, les pathologies qui ont été combinées en une seule variable pour la définition des indices

Tableau A17. Effectifs et dépense moyenne pour l'année 2016 par niveau de morbidité selon les indices ERMI, ERMIp, MRMI et MRMIp, pour les deux populations d'étude

	Ensemble des 65 ans ou plus	Dépense moyenne		Insuffisants cardiaques de 65 ans ou plus	Dépense moyenne
Effectif total	8 342 339	4 534 €		386 621	15 184 €
ERMI population 1			**ERMI population2**		
0	1 497 678 (18,0)	1 120 €	0	—	—
1	899 485 (10,8)	1 334 €	1	—	—
2	754 173 (9,0)	1 720 €	2	—	—
3	769 564 (9,2)	2 233 €	3	8 342 (2,2)	5 165 €
4	773 502 (9,3)	2 666 €	4	8 328 (2,2)	5 344 €
5	627 071 (7,5)	3 455 €	5	14 030 (3,6)	6 620 €
6	533 344 (6,4)	4 255 €	6	22 284 (5,8)	7 425 €
7	524 768 (6,3)	5 757 €	7	29 957 (7,8)	7 883 €
8	397 571 (4,8)	6 645 €	8	32 708 (8,5)	9 317 €
9	329 093 (3,9)	7 704 €	9	33 817 (8,8)	10 584 €
10	275 930 (3,3)	8 985 €	10	35 853 (9,3)	11 819 €
11	216 637 (2,6)	10 088 €	11	32 046 (8,3)	13 267 €
12	171 653 (2,1)	11 494 €	12	29 660 (7,7)	14 901 €
13	134 925 (1,6)	12 721 €	13	26 163 (6,8)	16 161 €
14	104 481 (1,3)	13 824 €	14	21 729 (5,6)	17 493 €
15-16	142 044 (1,7)	15 994 €	15	18 791 (4,98)	19 206 €
17-18-19	106 582 (1,3)	19 564 €	16	15 056 (3,9)	20 100 €
20 ou plus	83 838 (1,0)	36 774 €	17	12 103 (3,1)	21 580 €
—	—	—	18	9 504 (2,5)	22 968 €
—	—	—	19	7 497 (1,9)	24 492 €
—	—	—	20	5 838 (1,5)	26 353 €
—	—	—	21	4 515 (1,2)	28 420 €
—	—	—	22-23	6 263 (1,6)	33 464 €
—	—	—	24-25	4 048 (1,1)	41 871 €
—	—	—	26 ou plus	8 089 (2,1)	67 265 €
ERMIp population 1			**ERMIp population2**		
0	3 781 090 (45,3)	1 424 €	—	—	—
1	—	—	—	—	—
2	696 320 (8,4)	3 109 €	—	—	—
3	771 493 (9,3)	3 870 €	3	73 826 (19,1)	6 363 €
4	770 738 (9,2)	3 234 €	4	—	—
5	435 173 (5,2)	6 256 €	5	48 058 (12,4)	9 909 €
6	342 658 (4,1)	6 143 €	6	32 800 (8,5)	10 910 €
7	498 755 (6,0)	8 503 €	7	33 705 (8,7)	10 068 €
8	161 696 (1,9)	9 870 €	8	32 426 (8,4)	14 455 €
9	219 691 (2,6)	9 553 €	9	26 507 (6,9)	13 639 €
10	168 951 (2,0)	12 933 €	10	31 744 (8,2)	16 226 €
11	112 169 (1,3)	12 893 €	11	13 964 (3,6)	18 091 €
12	104 824 (1,2)	15 289 €	12	24 017 (6,2)	19 153 €

13-14	113 793 (1,4)	16 709 €	13	12 447 (3,2)	21 184 €
15 ou plus	164 988 (2,0)	29 693 €	14	10 515 (2,7)	21 311 €
—	—	—	15	11 212 (2,9)	24 560 €
—	—	—	16	5 795 (1,5)	24 106 €
—	—	—	17	6 417 (1,7)	26 677 €
—	—	—	18-19	7 743 (2,0)	32 106 €
—	—	—	20-21	4 529 (1,2)	36 786 €
—	—	—	22-23-24	4 662 (1,2)	47 149 €
—	—	—	25 ou plus	6 254 (1,6)	73 723 €
MRMI population 1			**MRMI population2**		
0	991 183 (11,9)	1 245 €	0	—	—
1	1 594 647 (19,1)	1 761 €	1	4 826 (1,3)	6 342 €
2	1 461 865 (17,5)	2 609 €	2	18 115 (4,7)	7 851 €
3	1 265 776 (15,2)	3 741 €	3	32 023 (8,3)	9 720 €
4	1 045 294 (12,5)	5 146 €	4	47 658 (12,3)	11 414 €
5	776 507 (9,3)	6 955 €	5	64 292 (16,6)	12 929 €
6	522 086 (6,3)	9 299 €	6	70 442 (18,2)	14 640 €
7	327 365 (3,9)	11 707 €	7	58 277 (15,1)	16 873 €
8	187 994 (2,3)	14 078 €	8	41 004 (10,6)	19 462 €
9 ou plus	96 856 (1,2)	18 396 €	9	25 614 (6,6)	21 951 €
—	—	—	10	13 917 (3,6)	24 501 €
—	—	—	11	6 411 (1,7)	26 473 €
—	—	—	12 ou plus	4 042 (1,1)	31 083 €
MRMIp population 1			**MRMIp population2**		
0	4 391 667 (52,6)	1 608 €	0	—	—
1	2 079 362 (24,9)	4 104 €	1	115 196 (29,8)	7 639 €
2	838 947 (10,1)	7 752 €	2	109 477 (28,3)	11 926 €
3	569 864 (6,8)	11 942 €	3	68 719 (17,8)	17 073 €
4	273 441 (3,3)	16 049 €	4	45 645 (11,8)	22 298 €
5 ou plus	116 271 (1 ,4)	23 988 €	5	26 298 (6,8)	27 633 €
—	—	—	6	12 390 (3,2)	32 777 €
—	—	—	7 ou plus	8 896 (2,3)	40 579 €

Les classes des indices ont été définies spécifiquement pour chaque population et certaines valeurs n'existent que pour l'une des deux populations d'étude.

Tableau A18. Effectif et dépense moyenne pour l'année 2016 selon les classes définies pour les variables contextuelles, pour la population 1

Ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus			
Variables contextuelles	**Dépense moyenne selon le périmètre**		
	Totales	**Ambulatoires**	**Hospitalières**
Quintiles de densité de généralistes			
1 (densité faible)	4 481 €	2 134 €	2 347 €
2	4 277 €	2 143 €	2 134 €
3	4 380 €	2 263 €	2 117 €
4	4 511 €	2 320 €	2 191 €
5 (densité élevée)	5 012 €	2 848 €	2 164 €
Quintiles de densité d'infirmiers			
1 (densité faible)	4 464 €	2 117 €	2 347 €
2	4 100 €	2 026 €	2 074 €
3	4 653 €	2 361 €	2 292 €
4	4 475 €	2 384 €	2 092 €
5 (densité élevée)	4 975 €	2 830 €	2 144 €
Quintiles de densité de cardiologues			
1 (densité faible)	4 118 €	2 022 €	2 096 €
2	4 390 €	2 248 €	2 141 €
3	4 573 €	2 366 €	2 207 €
4	4 513 €	2 242 €	2 271 €
5 (densité élevée)	5 095 €	2 859 €	2 236 €
Quintiles de densité de lits MCO			
1 (densité faible)	4 343 €	2 152 €	2 191 €
2	4 367 €	2 220 €	2 148 €
3	4 578 €	2 418 €	2 160 €
4	4 573 €	2 402 €	2 170 €
5 (densité élevée)	4 811 €	2 524 €	2 286 €
Quintiles de l'indice de défavorisation sociale			
1 (les moins défavorisés)	4 456 €	2 242 €	2 214 €
2	4 424 €	2 317 €	2 108 €
3	4 560 €	2 395 €	2 165 €
4	4 490 €	2 311 €	2 179 €
5 (les plus défavorisés)	4 722 €	2 443 €	2 279 €
Typologie socio-sanitaire de l'IRDES			
1 : Périurbain avec une moindre accessibilité aux soins	4 200 €	2 123 €	2 078 €
2 : Marges rurales, peu attractives et aux populations fragiles	4 296 €	2 152 €	2 144 €
3 : Espaces de retraite et tourisme bien dotés en offre de soins	4 532 €	2 540 €	1 992 €
4 : Espaces urbains ou ruraux défavorisés aux plans socio-économiques et sanitaires	4 674 €	2 438 €	2 236 €
5 : Centres villes hétérogènes socio-économiquement et bien dotés en offre de soins	4 911 €	2 581 €	2 330 €
6 : Villes et couronnes périurbaines favorisées	4 427 €	2 210 €	2 217 €

Tableau A19. Effectif et dépense moyenne pour l'année 2016 selon les classes définies pour les variables contextuelles, pour la population 2

Insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus			
Variables contextuelles	**Dépense moyenne selon le périmètre**		
	Totales	**Ambulatoires**	**Hospitalières**
Quintiles de densité de généralistes			
1 (densité faible)	16 045 €	5 292 €	10 754 €
2	14 056 €	5 281 €	8 775 €
3	14 679 €	5 751 €	8 928 €
4	15 127 €	5 937 €	9 190 €
5 (densité élevée)	16 033 €	7 382 €	8 651 €
Quintiles de densité d'infirmiers			
1 (densité faible)	16 152 €	5 305 €	10 847 €
2	13 825 €	5 012 €	8 813 €
3	15 509 €	5 926 €	9 583 €
4	14 754 €	6 131 €	8 622 €
5 (densité élevée)	15 644 €	7 254 €	8 390 €
Quintiles de densité de cardiologues			
1 (densité faible)	13 618 €	4 933 €	8 685 €
2	14 749 €	5 696 €	9 053 €
3	15 215 €	5 990 €	9 226 €
4	15 911 €	5 687 €	10 224 €
5 (densité élevée)	16 376 €	7 325 €	9 050 €
Quintiles de densité de lits MCO			
1 (densité faible)	15 230 €	5 428 €	9 802 €
2	14 583 €	5 575 €	9 009 €
3	15 106 €	6 160 €	8 946 €
4	14 974 €	6 006 €	8 967 €
5 (densité élevée)	16 045 €	6 468 €	9 576 €
Quintiles de l'indice de défavorisation sociale			
1 (les moins défavorisés)	16 207 €	5 894 €	10 313 €
2	15 344 €	6 089 €	9 255 €
3	14 985 €	6 052 €	8 933 €
4	14 653 €	5 742 €	8 912 €
5 (les plus défavorisés)	14 965 €	5 890 €	9 076 €
Typologie socio-sanitaire de l'IRDES			
1 : Périurbain avec une moindre accessibilité aux soins	14 351 €	5 404 €	8 948 €
2 : Marges rurales, peu attractives et aux populations fragiles	13 754 €	5 193 €	8 561 €
3 : Espaces de retraite et tourisme bien dotés en offre de soins	14 901 €	6 727 €	8 174 €
4 : Espaces urbains ou ruraux défavorisés aux plans socio-économiques et sanitaires	15 059 €	6 026 €	9 033 €
5 : Centres villes hétérogènes socio-économiquement et bien dotés en offre de soins	16 083 €	6 472 €	9 610 €
6 : Villes et couronnes périurbaines favorisées	16 201 €	5 791 €	10 410 €

Tableau A20. Caractéristiques individuelles et densité de l'offre de soins, selon le département de résidence, pour la population 1

Population 1 : Ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus														
N° dpt	Nom	Nouvelles régions	N	âge moyen	Part Hommes	cmu-c/acs	ERMI moyen	ERMIp moyen	MRMI moyen	MRMIp moyen	Densité de l'offre de soins			
											MGs	Cardios	IDEs	litsMCO
Moyenne nationale				**75,2**	**41,2%**	**4,3%**	**4,85**	**3,18**	**2,99**	**0,91**	**quintiles 1 (min) à 5 (max)**			
1	Ain	Auvergne-Rhône-Alpes	70 183	74,8	43,8%	3,5%	4,65	3,07	2,89	0,87	1	1	3	1
3	Allier	Auvergne-Rhône-Alpes	56 257	75,6	39,5%	4,0%	5,01	3,26	3,06	0,92	2	3	4	5
7	Ardèche	Auvergne-Rhône-Alpes	48 914	75,2	41,9%	3,6%	4,71	3,05	2,97	0,89	2	2	4	3
15	Cantal	Auvergne-Rhône-Alpes	18 558	75,2	38,9%	3,9%	5,05	3,39	3,02	0,97	4	2	4	5
26	Drôme	Auvergne-Rhône-Alpes	72 420	75,2	41,4%	3,8%	4,75	3,09	2,96	0,89	3	3	5	2
38	Isère	Auvergne-Rhône-Alpes	160 209	75,2	44,1%	3,0%	4,96	3,29	3,06	0,94	3	2	4	1
42	Loire	Auvergne-Rhône-Alpes	121 569	75,6	40,7%	3,9%	4,91	3,16	3,07	0,91	2	3	4	4
43	Haute-Loire	Auvergne-Rhône-Alpes	30 677	75,1	40,1%	3,4%	4,96	3,32	3,00	0,95	2	1	4	2
63	Puy-de-Dôme	Auvergne-Rhône-Alpes	89 142	75,1	40,9%	3,7%	4,85	3,21	2,96	0,91	4	4	3	5
69	Rhône	Auvergne-Rhône-Alpes	230 971	75,8	41,5%	4,3%	4,99	3,22	3,11	0,93	4	4	3	5
73	Savoie	Auvergne-Rhône-Alpes	54 744	75,4	42,9%	3,1%	4,70	3,01	2,99	0,86	5	1	3	2
74	Haute-Savoie	Auvergne-Rhône-Alpes	93 974	74,8	42,6%	3,0%	4,41	2,83	2,83	0,82	4	2	1	2
21	Côte d'Or	Bourgogne-Franche-Comté	67 308	75,4	39,9%	3,5%	4,87	3,17	3,00	0,91	3	2	2	4
25	Doubs	Bourgogne-Franche-Comté	71 013	75,3	42,8%	4,0%	4,73	3,04	2,97	0,86	5	3	3	4
39	Jura	Bourgogne-Franche-Comté	38 008	75,5	40,6%	3,0%	4,70	2,99	2,97	0,85	4	1	2	4
58	Nièvre	Bourgogne-Franche-Comté	36 816	75,6	38,6%	3,2%	5,00	3,25	3,05	0,91	2	2	3	5
70	Haute-Saône	Bourgogne-Franche-Comté	34 131	74,7	42,3%	4,6%	4,88	3,32	2,93	0,95	2	1	3	2
71	Saône-et-Loire	Bourgogne-Franche-Comté	85 926	75,3	42,0%	3,5%	4,78	3,10	2,99	0,88	2	1	3	5
89	Yonne	Bourgogne-Franche-Comté	51 364	75,3	40,7%	3,6%	5,02	3,32	3,04	0,95	1	1	3	3
90	Territoire-de-Belfort	Bourgogne-Franche-Comté	21 006	75,3	42,6%	3,4%	4,84	3,15	3,01	0,90	2	1	2	2
22	Côtes d'Armor	Bretagne	84 504	74,9	38,7%	2,6%	4,59	2,98	2,87	0,88	2	1	4	2
29	Finistère	Bretagne	110 697	75,0	37,1%	2,5%	4,59	2,97	2,86	0,87	4	2	5	5
35	Ille-et-Vilaine	Bretagne	112 385	74,9	40,3%	2,9%	4,51	2,90	2,86	0,84	3	2	2	2
56	Morbihan	Bretagne	105 278	74,8	39,1%	2,2%	4,67	3,09	2,87	0,90	3	2	4	4
18	Cher	Centre-Val de Loire	48 542	75,4	40,3%	3,4%	4,77	3,07	2,97	0,86	1	2	2	3
28	Eure-et-Loir	Centre-Val de Loire	52 613	75,0	43,9%	3,6%	4,83	3,21	2,97	0,91	1	4	1	2
36	Indre	Centre-Val de Loire	36 121	75,5	39,1%	3,8%	4,94	3,22	3,01	0,90	2	1	3	5
37	Indre-et-Loire	Centre-Val de Loire	82 863	75,5	40,8%	3,7%	4,59	2,87	2,95	0,83	3	4	2	4
41	Loir-et-Cher	Centre-Val de Loire	49 024	75,5	42,1%	2,8%	4,68	2,96	2,98	0,84	2	1	2	4
45	Loiret	Centre-Val de Loire	89 088	75,3	42,4%	3,7%	4,78	3,11	2,98	0,88	1	1	2	2

201	Corse du Sud	Corse	18 818	75,0	43,0%	6,9%	5,07	3,45	3,02	0,97	4	4	5	5
202	Haute-Corse	Corse	19 295	74,9	42,8%	8,5%	4,98	3,36	2,98	0,94	3	5	5	1
8	Ardennes	Grand Est	35 675	75,1	40,6%	6,1%	5,15	3,50	3,05	1,00	3	2	4	1
10	Aube	Grand Est	43 409	75,3	39,5%	4,3%	4,62	2,94	2,93	0,86	2	1	2	1
51	Marne	Grand Est	65 836	74,9	40,0%	4,3%	4,78	3,17	2,92	0,91	3	2	2	3
52	Haute-Marne	Grand Est	25 405	75,2	40,2%	3,2%	5,00	3,34	3,00	0,94	2	1	3	3
54	Meurthe-et-Moselle	Grand Est	92 568	75,5	41,5%	4,1%	5,02	3,30	3,07	0,94	4	4	3	5
55	Meuse	Grand Est	24 725	75,1	40,7%	3,3%	4,96	3,32	3,00	0,95	2	1	3	3
57	Moselle	Grand Est	132 779	74,9	41,4%	3,3%	5,15	3,53	3,04	1,01	2	3	4	3
67	Bas-Rhin	Grand Est	148 255	75,2	42,0%	2,9%	5,34	3,67	3,15	1,06	5	5	3	2
68	Haut-Rhin	Grand Est	108 445	75,0	42,9%	2,6%	4,99	3,36	3,00	0,95	2	4	2	4
88	Vosges	Grand Est	55 784	75,3	41,3%	3,6%	4,78	3,09	2,99	0,89	3	2	2	3
2	Aisne	Hauts-de-France	70 205	75,0	40,2%	3,9%	4,99	3,37	3,00	0,97	2	1	3	4
59	Nord	Hauts-de-France	315 542	74,9	39,6%	5,2%	5,04	3,44	3,00	1,00	4	3	3	3
60	Oise	Hauts-de-France	98 386	74,5	43,3%	2,9%	4,85	3,32	2,91	0,95	1	1	1	2
62	Pas-de-Calais	Hauts-de-France	164 651	74,1	39,3%	5,1%	4,88	3,43	2,83	0,98	3	2	4	2
80	Somme	Hauts-de-France	72 184	74,8	40,2%	4,2%	4,93	3,35	2,96	0,97	3	3	3	4
75	Paris	Ile-de-France	272 296	75,6	41,4%	5,8%	4,78	3,05	3,02	0,87	3	5	1	5
77	Seine-et-Marne	Ile-de-France	149 468	74,6	42,8%	3,4%	4,85	3,30	2,92	0,94	1	2	2	1
78	Yvelines	Ile-de-France	180 325	75,2	44,1%	2,7%	4,68	3,02	2,97	0,87	1	4	1	1
91	Essonne	Ile-de-France	141 394	75,2	43,2%	3,4%	4,85	3,19	3,01	0,92	1	4	1	1
92	Hauts-de-Seine	Ile-de-France	187 957	75,8	41,9%	4,3%	4,86	3,06	3,10	0,89	1	4	1	2
93	Seine-St-Denis	Ile-de-France	156 000	74,8	44,6%	9,4%	5,12	3,54	3,02	0,99	1	4	1	1
94	Val-de-Marne	Ile-de-France	152 303	75,5	41,8%	5,7%	5,06	3,34	3,10	0,96	1	3	1	4
95	Val-d'Oise	Ile-de-France	131 646	74,8	43,4%	5,0%	4,85	3,25	2,96	0,93	1	2	1	1
14	Calvados	Normandie	95 628	75,1	39,9%	3,5%	4,77	3,12	2,94	0,89	4	4	2	3
27	Eure	Normandie	79 106	74,6	42,6%	2,6%	4,76	3,22	2,89	0,92	1	1	2	1
50	Manche	Normandie	63 669	75,1	38,9%	3,1%	4,74	3,10	2,91	0,89	2	1	3	3
61	Orne	Normandie	42 132	75,3	40,4%	3,3%	4,83	3,16	2,98	0,90	2	1	3	4
76	Seine-Maritime	Normandie	175 678	75,2	40,7%	3,7%	4,92	3,26	3,00	0,94	2	3	2	3
16	Charente	Nouvelle Aquitaine	48 904	75,3	39,7%	4,4%	4,49	2,80	2,88	0,80	2	1	3	2
17	Charente Maritime	Nouvelle Aquitaine	102 444	75,1	40,1%	3,5%	4,53	2,88	2,88	0,83	4	4	4	1
19	Corrèze	Nouvelle Aquitaine	34 206	75,5	39,0%	3,5%	4,80	3,07	3,01	0,89	2	4	5	5
23	Creuse	Nouvelle Aquitaine	16 155	75,3	39,8%	5,2%	5,11	3,43	3,07	0,99	4	1	5	5
24	Dordogne	Nouvelle Aquitaine	59 044	75,4	40,4%	4,6%	4,75	3,04	2,99	0,87	2	1	4	4
33	Gironde	Nouvelle Aquitaine	178 970	75,5	40,9%	4,4%	4,96	3,24	3,06	0,93	5	5	4	3

40	Landes	Nouvelle Aquitaine	59 555	75,0	40,8%	3,8%	4,75	3,13	2,93	0,89	4	2	4	2
47	Lot-et-Garonne	Nouvelle Aquitaine	45 008	75,5	41,4%	5,4%	4,79	3,07	3,03	0,89	2	2	4	2
64	Pyrénées-Atlantiques	Nouvelle Aquitaine	96 929	75,7	40,0%	4,4%	4,82	3,07	3,04	0,89	5	5	5	5
79	Deux-Sèvres	Nouvelle Aquitaine	47 239	75,0	40,9%	3,6%	4,56	2,93	2,87	0,83	2	1	2	1
86	Vienne	Nouvelle Aquitaine	49 915	75,4	40,6%	4,7%	4,65	2,95	2,96	0,85	4	3	2	4
87	Haute-Vienne	Nouvelle Aquitaine	49 486	75,6	40,4%	4,6%	4,94	3,20	3,07	0,92	5	1	4	5
9	Ariège	Occitanie	22 477	75,7	41,1%	5,9%	4,79	3,03	3,05	0,88	4	1	5	1
11	Aude	Occitanie	50 104	74,9	40,5%	6,7%	4,80	3,19	2,92	0,90	4	2	5	2
12	Aveyron	Occitanie	36 932	75,4	41,0%	3,7%	4,67	2,96	2,96	0,84	3	2	5	4
30	Gard	Occitanie	98 164	74,9	41,9%	7,3%	4,74	3,13	2,92	0,90	3	3	5	2
31	Haute-Garonne	Occitanie	141 196	75,3	40,7%	6,0%	4,76	3,07	2,98	0,89	5	4	4	3
32	Gers	Occitanie	23 858	74,9	40,7%	6,6%	4,53	2,92	2,86	0,84	4	1	4	3
34	Hérault	Occitanie	149 582	75,1	40,8%	6,8%	4,81	3,17	2,97	0,92	5	5	5	4
46	Lot	Occitanie	25 146	75,3	41,0%	4,5%	4,65	2,97	2,95	0,86	3	3	5	2
48	Lozère	Occitanie	8 622	74,8	41,2%	6,3%	4,73	3,14	2,90	0,90	2	2	4	5
65	Hautes-Pyrénées	Occitanie	34 423	75,7	39,3%	6,3%	4,81	3,05	3,03	0,87	5	3	5	5
66	Pyrénées-Orientales	Occitanie	70 088	75,3	40,2%	7,3%	4,82	3,13	2,97	0,88	5	4	5	5
81	Tarn	Occitanie	56 506	75,7	40,6%	4,6%	4,94	3,18	3,07	0,90	3	2	5	3
82	Tarn-et-Garonne	Occitanie	29 270	75,2	40,2%	7,1%	4,76	3,10	2,96	0,90	3	5	5	1
44	Loire-Atlantique	Pays de la Loire	171 119	75,1	39,7%	2,7%	4,54	2,89	2,88	0,83	3	3	1	1
49	Maine-et-Loire	Pays de la Loire	99 976	75,3	39,3%	3,2%	4,53	2,84	2,92	0,84	4	1	2	2
53	Mayenne	Pays-de-la-Loire	34 618	74,9	40,6%	2,7%	4,38	2,78	2,81	0,80	1	1	2	2
72	Sarthe	Pays-de-la-Loire	79 523	75,3	41,1%	2,8%	4,70	3,02	2,95	0,86	1	1	1	3
85	Vendée	Pays-de-la-Loire	99 612	74,7	41,6%	2,8%	4,45	2,88	2,81	0,82	2	1	2	1
4	Alpes de Haute-Provence	Provence-Alpes-Côte d'Azur	25 431	75,4	42,4%	4,8%	4,99	3,29	3,07	0,95	5	3	5	4
5	Hautes-Alpes	Provence-Alpes-Côte d'Azur	18 859	75,3	41,2%	3,3%	4,91	3,23	3,02	0,93	5	4	5	5
6	Alpes-Maritimes	Provence-Alpes-Côte d'Azur	190 191	76,1	40,1%	5,3%	4,92	3,08	3,14	0,90	5	5	5	4
13	Bouches du Rhône	Provence-Alpes-Côte d'Azur	294 822	75,5	41,5%	6,7%	5,25	3,53	3,15	1,01	5	5	5	5
83	Var	Provence-Alpes-Côte d'Azur	175 765	75,5	40,7%	5,0%	4,92	3,20	3,04	0,92	5	5	5	4
84	Vaucluse	Provence-Alpes-Côte d'Azur	74 331	75,1	41,8%	6,2%	4,91	3,25	2,99	0,92	4	5	4	3

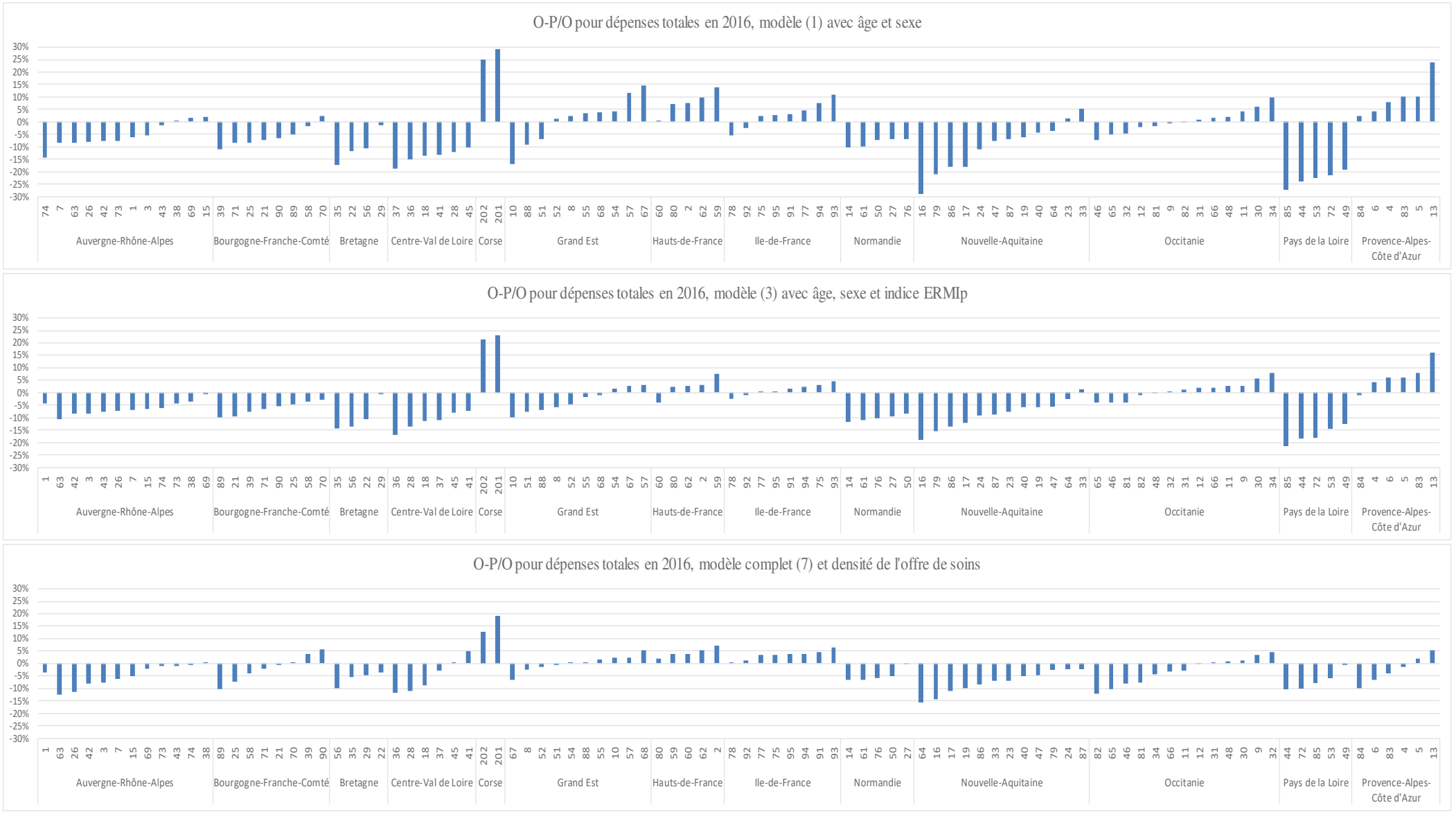
Tableau A21. Dépenses observées selon le département de résidence, pour la population 1

Population 1 : Ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus								
N° dpt	Nom	Nouvelles régions	N	Dépenses totales	Dépenses ambulatoires		Dépenses hospitalières	
Moyenne nationale			**8 342 339**	**4 534**	**2 343**	**51,7%**	**2 191**	**48,3%**
69	Rhône	Auvergne-Rhône-Alpes	230 971	4 696	2 288	48,7%	2 409	51,3%
15	Cantal	Auvergne-Rhône-Alpes	18 558	4 610	2 303	50,0%	2 307	50,0%
38	Isère	Auvergne-Rhône-Alpes	160 209	4 572	2 322	50,8%	2 251	49,2%
43	Haute-Loire	Auvergne-Rhône-Alpes	30 677	4 449	2 120	47,7%	2 328	52,3%
3	Allier	Auvergne-Rhône-Alpes	56 257	4 349	2 151	49,5%	2 198	50,5%
42	Loire	Auvergne-Rhône-Alpes	121 569	4 273	2 101	49,2%	2 172	50,8%
73	Savoie	Auvergne-Rhône-Alpes	54 744	4 256	2 016	47,4%	2 240	52,6%
1	Ain	Auvergne-Rhône-Alpes	70 183	4 226	2 035	48,2%	2 190	51,8%
26	Drôme	Auvergne-Rhône-Alpes	72 420	4 192	2 279	54,4%	1 913	45,6%
7	Ardèche	Auvergne-Rhône-Alpes	48 914	4 183	2 067	49,4%	2 117	50,6%
63	Puy-de-Dôme	Auvergne-Rhône-Alpes	89 142	4 173	2 130	51,0%	2 043	49,0%
74	Haute-Savoie	Auvergne-Rhône-Alpes	93 974	3 922	1 901	48,5%	2 021	51,5%
70	Haute-Saône	Bourgogne-Franche-Comté	34 131	4 569	2 253	49,3%	2 317	50,7%
58	Nièvre	Bourgogne-Franche-Comté	36 816	4 506	2 169	48,1%	2 338	51,9%
89	Yonne	Bourgogne-Franche-Comté	51 364	4 335	2 203	50,8%	2 132	49,2%
90	Territoire-de-Belfort	Bourgogne-Franche-Comté	21 006	4 284	2 159	50,4%	2 125	49,6%
21	Côte d'Or	Bourgogne-Franche-Comté	67 308	4 237	2 089	49,3%	2 148	50,7%
25	Doubs	Bourgogne-Franche-Comté	71 013	4 217	2 146	50,9%	2 071	49,1%
71	Saône-et-Loire	Bourgogne-Franche-Comté	85 926	4 202	2 031	48,3%	2 172	51,7%
39	Jura	Bourgogne-Franche-Comté	38 008	4 110	1 940	47,2%	2 170	52,8%
29	Finistère	Bretagne	110 697	4 407	2 265	51,4%	2 141	48,6%
56	Morbihan	Bretagne	105 278	4 020	2 117	52,7%	1 903	47,3%
22	Côtes d'Armor	Bretagne	84 504	4 003	2 022	50,5%	1 980	49,5%
35	Ille-et-Vilaine	Bretagne	112 385	3 824	1 979	51,7%	1 845	48,3%
45	Loiret	Centre-Val de Loire	89 088	4 125	2 004	48,6%	2 121	51,4%
41	Loir-et-Cher	Centre-Val de Loire	49 024	4 048	1 982	49,0%	2 066	51,0%
28	Eure-et-Loir	Centre-Val de Loire	52 613	4 024	1 893	47,0%	2 131	53,0%
18	Cher	Centre-Val de Loire	48 542	4 019	1 997	49,7%	2 023	50,3%
36	Indre	Centre-Val de Loire	36 121	3 965	2 007	50,6%	1 957	49,4%
37	Indre-et-Loire	Centre-Val de Loire	82 863	3 843	1 963	51,1%	1 880	48,9%

201	Corse du Sud	Corse	18 818	6 375	3 808	59,7%	2 568	40,3%
202	Haute-Corse	Corse	19 295	6 018	3 788	62,9%	2 230	37,1%
67	Bas-Rhin	Grand Est	148 255	5 327	2 822	53,0%	2 505	47,0%
57	Moselle	Grand Est	132 779	5 094	2 725	53,5%	2 369	46,5%
54	Meurthe-et-Moselle	Grand Est	92 568	4 791	2 466	51,5%	2 325	48,5%
68	Haut-Rhin	Grand Est	108 445	4 704	2 191	46,6%	2 513	53,4%
55	Meuse	Grand Est	24 725	4 676	2 303	49,2%	2 373	50,8%
8	Ardennes	Grand Est	35 675	4 637	2 406	51,9%	2 231	48,1%
52	Haute-Marne	Grand Est	25 405	4 576	2 215	48,4%	2 361	51,6%
51	Marne	Grand Est	65 836	4 186	2 169	51,8%	2 017	48,2%
88	Vosges	Grand Est	55 784	4 178	1 995	47,7%	2 183	52,3%
10	Aube	Grand Est	43 409	3 878	2 020	52,1%	1 858	47,9%
59	Nord	Hauts-de-France	315 542	5 198	2 777	53,4%	2 422	46,6%
2	Aisne	Hauts-de-France	70 205	4 869	2 424	49,8%	2 445	50,2%
62	Pas-de-Calais	Hauts-de-France	164 651	4 831	2 724	56,4%	2 108	43,6%
80	Somme	Hauts-de-France	72 184	4 811	2 490	51,8%	2 320	48,2%
60	Oise	Hauts-de-France	98 386	4 478	2 116	47,2%	2 362	52,8%
93	Seine-St-Denis	Ile-de-France	156 000	5 045	2 505	49,6%	2 540	50,4%
94	Val-de-Marne	Ile-de-France	152 303	4 955	2 316	46,7%	2 639	53,3%
75	Paris	Ile-de-France	272 296	4 707	2 208	46,9%	2 498	53,1%
91	Essonne	Ile-de-France	141 394	4 687	2 174	46,4%	2 513	53,6%
77	Seine-et-Marne	Ile-de-France	149 468	4 667	2 260	48,4%	2 407	51,6%
95	Val-d'Oise	Ile-de-France	131 646	4 616	2 319	50,2%	2 298	49,8%
92	Hauts-de-Seine	Ile-de-France	187 957	4 531	2 052	45,3%	2 479	54,7%
78	Yvelines	Ile-de-France	180 325	4 325	1 978	45,7%	2 347	54,3%
76	Seine-Maritime	Normandie	175 678	4 229	2 198	52,0%	2 031	48,0%
50	Manche	Normandie	63 669	4 189	2 076	49,6%	2 113	50,4%
27	Eure	Normandie	79 106	4 156	1 996	48,0%	2 159	52,0%
61	Orne	Normandie	42 132	4 136	1 931	46,7%	2 205	53,3%
14	Calvados	Normandie	95 628	4 085	2 032	49,7%	2 053	50,3%
33	Gironde	Nouvelle Aquitaine	178 970	4 825	2 775	57,5%	2 050	42,5%
23	Creuse	Nouvelle Aquitaine	16 155	4 598	2 274	49,5%	2 323	50,5%
64	Pyrénées-Atlantiques	Nouvelle Aquitaine	96 929	4 444	2 438	54,9%	2 006	45,1%
40	Landes	Nouvelle Aquitaine	59 555	4 319	2 251	52,1%	2 068	47,9%
19	Corrèze	Nouvelle Aquitaine	34 206	4 309	2 343	54,4%	1 966	45,6%

87	Haute-Vienne	Nouvelle Aquitaine	49 486	4 287	2 293	53,5%	1 994	46,5%
47	Lot-et-Garonne	Nouvelle Aquitaine	45 008	4 266	2 217	52,0%	2 049	48,0%
24	Dordogne	Nouvelle Aquitaine	59 044	4 110	2 093	50,9%	2 017	49,1%
86	Vienne	Nouvelle Aquitaine	49 915	3 858	1 862	48,3%	1 996	51,7%
17	Charente Maritime	Nouvelle Aquitaine	102 444	3 820	2 072	54,2%	1 749	45,8%
79	Deux-Sèvres	Nouvelle Aquitaine	47 239	3 730	1 813	48,6%	1 917	51,4%
16	Charente	Nouvelle Aquitaine	48 904	3 529	1 824	51,7%	1 705	48,3%
34	Hérault	Occitanie	149 582	4 998	2 970	59,4%	2 028	40,6%
30	Gard	Occitanie	98 164	4 781	2 759	57,7%	2 022	42,3%
11	Aude	Occitanie	50 104	4 681	2 504	53,5%	2 177	46,5%
66	Pyrénées-Orientales	Occitanie	70 088	4 621	2 702	58,5%	1 919	41,5%
9	Ariège	Occitanie	22 477	4 590	2 443	53,2%	2 147	46,8%
31	Haute-Garonne	Occitanie	141 196	4 590	2 576	56,1%	2 014	43,9%
48	Lozère	Occitanie	8 622	4 561	2 231	48,9%	2 330	51,1%
81	Tarn	Occitanie	56 506	4 528	2 388	52,7%	2 140	47,3%
82	Tarn-et-Garonne	Occitanie	29 270	4 518	2 438	54,0%	2 080	46,0%
12	Aveyron	Occitanie	36 932	4 486	2 312	51,5%	2 173	48,5%
65	Hautes-Pyrénées	Occitanie	34 423	4 381	2 317	52,9%	2 064	47,1%
32	Gers	Occitanie	23 858	4 295	2 183	50,8%	2 112	49,2%
46	Lot	Occitanie	25 146	4 243	2 109	49,7%	2 134	50,3%
49	Maine-et-Loire	Pays de la Loire	99 976	3 810	1 817	47,7%	1 993	52,3%
44	Loire-Atlantique	Pays de la Loire	171 119	3 641	1 813	49,8%	1 828	50,2%
72	Sarthe	Pays-de-la-Loire	79 523	3 742	1 753	46,8%	1 989	53,2%
53	Mayenne	Pays-de-la-Loire	34 618	3 657	1 725	47,2%	1 932	52,8%
85	Vendée	Pays-de-la-Loire	99 612	3 499	1 755	50,2%	1 744	49,8%
13	Bouches du Rhône	Provence-Alpes-Côte d'Azur	294 822	6 031	3 594	59,6%	2 438	40,4%
83	Var	Provence-Alpes-Côte d'Azur	175 765	5 081	2 931	57,7%	2 150	42,3%
5	Hautes-Alpes	Provence-Alpes-Côte d'Azur	18 859	5 060	2 378	47,0%	2 682	53,0%
4	Alpes de Haute-Provence	Provence-Alpes-Côte d'Azur	25 431	4 977	2 640	53,0%	2 337	47,0%
6	Alpes-Maritimes	Provence-Alpes-Côte d'Azur	190 191	4 873	2 892	59,3%	1 981	40,7%
84	Vaucluse	Provence-Alpes-Côte d'Azur	74 331	4 633	2 609	56,3%	2 024	43,7%

Figure A6. Ecarts entre les dépenses totales prédites et observées à l'échelle des départements (différence [Observée – Prédite], exprimée en pourcentage de la dépense observée), classés par région, selon les caractéristiques prises en compte, pour l'ensemble des individus âgés de 65 ans ou plus.



Lecture : Pour le département N°13 à droite des figures, la dépense observée est 25% supérieure à la dépense prédite par le modèle (1) ; 15% supérieure à la dépense prédite par le modèle (3) et 5% supérieure à la dépense prédite après prise en compte de l'offre de soins (les modèles sous-estiment la dépense). Pour le département N°44, la dépense est 24% inférieure à la dépense prédite par le modèle (1), 19% inférieure à la dépense prédite par le modèle (3) et 10% inférieure à la dépense prédite après prise en compte de l'offre de soins (les modèles surestiment la dépense).

Tableau A22. Caractéristiques individuelles et densité de l'offre de soins, selon le département de résidence, pour la population 2

Population 2 : Insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus														
N° dpt	Nom	Nouvelles régions	N	âge moyen	Part Hommes	cmu-c/acs	ERMI moyen	ERMIp moyen	MRMI moyen	MRMIp moyen	Densité de l'offre de soins			
											MGs	Cardios	IDEs	litsMCO
Moyenne nationale				**81,6**	**44,7%**	**5,1%**	**11,59**	**8,67**	**5,95**	**2,58**	**quintiles 1 (min) à 5 (max)**			
1	Ain	Auvergne-Rhône-Alpes	2 940	81,1	48,3%	4,1%	11,39	8,56	5,84	2,52	1	1	3	1
3	Allier	Auvergne-Rhône-Alpes	2 797	81,7	46,5%	4,3%	11,58	8,63	5,93	2,51	2	3	4	5
7	Ardèche	Auvergne-Rhône-Alpes	2 481	81,7	45,8%	5,1%	11,17	8,24	5,85	2,46	2	2	4	3
15	Cantal	Auvergne-Rhône-Alpes	778	81,4	40,9%	4,2%	12,00	9,12	6,01	2,73	4	2	4	5
26	Drôme	Auvergne-Rhône-Alpes	3 273	81,2	45,3%	4,7%	11,22	8,36	5,79	2,47	3	3	5	2
38	Isère	Auvergne-Rhône-Alpes	8 866	81,8	46,0%	3,8%	11,76	8,78	6,05	2,61	3	2	4	1
42	Loire	Auvergne-Rhône-Alpes	6 557	81,5	44,7%	5,2%	11,39	8,49	5,88	2,53	2	3	4	4
43	Haute-Loire	Auvergne-Rhône-Alpes	1 710	81,3	44,5%	3,9%	11,45	8,58	5,86	2,55	2	1	4	2
63	Puy-de-Dôme	Auvergne-Rhône-Alpes	4 170	81,2	44,8%	5,2%	11,40	8,54	5,85	2,54	4	4	3	5
69	Rhône	Auvergne-Rhône-Alpes	10 621	82,0	45,5%	5,3%	12,01	9,00	6,12	2,65	4	4	3	5
73	Savoie	Auvergne-Rhône-Alpes	2 548	82,0	47,5%	3,6%	11,36	8,36	5,96	2,48	5	1	3	2
74	Haute-Savoie	Auvergne-Rhône-Alpes	3 567	81,2	47,7%	3,8%	10,81	7,97	5,72	2,40	4	2	1	1
21	Côte d'Or	Bourgogne-Franche-Comté	3 329	81,8	42,6%	4,7%	11,55	8,58	5,96	2,56	3	2	2	4
25	Doubs	Bourgogne-Franche-Comté	3 164	81,1	45,4%	4,8%	11,28	8,46	5,76	2,48	4	3	2	4
39	Jura	Bourgogne-Franche-Comté	1 702	82,0	45,0%	3,1%	11,41	8,40	5,95	2,48	4	1	2	4
58	Nièvre	Bourgogne-Franche-Comté	1 843	81,3	42,3%	3,7%	11,58	8,70	5,83	2,52	2	2	3	5
70	Haute-Saône	Bourgogne-Franche-Comté	1 709	80,9	42,8%	7,5%	11,44	8,65	5,77	2,56	2	1	3	2
71	Saône-et-Loire	Bourgogne-Franche-Comté	3 821	81,8	45,9%	4,0%	11,54	8,57	5,95	2,53	2	1	3	5
89	Yonne	Bourgogne-Franche-Comté	2 623	81,6	43,6%	3,9%	11,47	8,55	5,89	2,54	1	1	3	3
90	Territoire-de-Belfort	Bourgogne-Franche-Comté	792	81,3	44,2%	2,7%	11,34	8,47	5,82	2,51	2	1	2	2
22	Côtes d'Armor	Bretagne	3 774	81,6	43,9%	3,7%	11,50	8,58	5,94	2,58	2	1	4	2
29	Finistère	Bretagne	4 464	82,0	39,9%	2,7%	11,47	8,47	5,93	2,53	4	2	5	5
35	Ille-et-Vilaine	Bretagne	4 614	82,2	43,4%	3,8%	11,52	8,47	6,03	2,54	3	2	2	2
56	Morbihan	Bretagne	4 339	81,5	43,2%	2,8%	11,49	8,59	5,91	2,58	3	2	4	4
18	Cher	Centre-Val de Loire	2 959	81,4	44,5%	4,1%	11,29	8,39	5,81	2,47	1	2	2	3
28	Eure-et-Loir	Centre-Val de Loire	2 880	81,2	48,2%	4,7%	11,39	8,54	5,83	2,50	1	4	1	2
36	Indre	Centre-Val de Loire	1 839	81,3	45,4%	5,1%	11,37	8,50	5,75	2,43	2	1	3	4
37	Indre-et-Loire	Centre-Val de Loire	3 738	82,3	46,7%	4,5%	11,30	8,24	5,96	2,44	3	4	2	4
41	Loir-et-Cher	Centre-Val de Loire	2 234	81,7	47,4%	4,1%	11,53	8,58	5,91	2,49	2	1	2	4
45	Loiret	Centre-Val de Loire	4 083	81,2	48,6%	4,5%	11,30	8,45	5,81	2,47	1	1	2	2

201	Corse du Sud	Corse	1 097	80,9	43,1%	8,4%	11,42	8,63	5,77	2,55	4	4	5	5
202	Haute-Corse	Corse	1 018	80,6	40,9%	9,2%	11,00	8,27	5,53	2,39	3	5	5	1
8	Ardennes	Grand Est	1 736	80,9	41,3%	5,8%	11,80	9,00	5,87	2,65	3	2	3	1
10	Aube	Grand Est	2 047	81,5	44,5%	4,3%	10,98	8,07	5,78	2,43	2	1	2	1
51	Marne	Grand Est	2 862	81,1	43,3%	4,8%	11,54	8,71	5,87	2,61	3	2	2	3
52	Haute-Marne	Grand Est	1 250	81,1	43,4%	3,0%	11,68	8,85	5,86	2,59	2	1	3	3
54	Meurthe-et-Moselle	Grand Est	4 374	81,2	44,4%	5,1%	11,81	8,97	5,88	2,60	4	4	3	5
55	Meuse	Grand Est	1 157	81,2	43,6%	4,7%	11,77	8,92	5,90	2,62	2	1	3	3
57	Moselle	Grand Est	6 166	80,7	45,5%	2,9%	12,21	9,46	6,01	2,80	2	3	4	3
67	Bas-Rhin	Grand Est	8 459	81,3	42,9%	3,1%	12,10	9,23	6,09	2,80	5	5	3	2
68	Haut-Rhin	Grand Est	5 600	81,1	42,9%	3,1%	11,77	8,94	5,87	2,61	2	4	2	4
88	Vosges	Grand Est	2 711	81,4	44,3%	4,6%	11,28	8,40	5,79	2,47	3	2	2	3
2	Aisne	Hauts-de-France	3 422	80,9	42,2%	4,4%	11,49	8,69	5,80	2,58	2	1	3	4
59	Nord	Hauts-de-France	16 690	80,6	42,2%	5,7%	11,58	8,85	5,79	2,64	4	3	3	3
60	Oise	Hauts-de-France	4 805	80,8	46,7%	3,6%	11,70	8,93	5,89	2,65	1	1	1	2
62	Pas-de-Calais	Hauts-de-France	7 659	79,7	43,1%	5,6%	11,23	8,67	5,57	2,58	3	2	4	2
80	Somme	Hauts-de-France	3 299	80,6	43,4%	4,5%	11,35	8,62	5,75	2,59	3	3	3	4
75	Paris	Ile-de-France	11 432	82,2	46,0%	6,2%	11,98	8,93	6,20	2,69	3	5	1	5
77	Seine-et-Marne	Ile-de-France	6 781	81,0	45,5%	4,2%	11,88	9,08	5,95	2,69	1	2	2	1
78	Yvelines	Ile-de-France	7 609	81,5	49,6%	3,5%	11,74	8,83	6,00	2,60	1	4	1	1
91	Essonne	Ile-de-France	5 811	81,9	45,3%	3,9%	11,98	9,00	6,14	2,70	1	4	1	1
92	Hauts-de-Seine	Ile-de-France	8 042	82,5	44,3%	4,7%	11,94	8,85	6,22	2,68	1	4	1	2
93	Seine-St-Denis	Ile-de-France	7 427	80,3	45,6%	9,1%	11,80	9,13	5,80	2,68	1	4	1	1
94	Val-de-Marne	Ile-de-France	6 756	81,7	45,6%	6,1%	12,37	9,43	6,21	2,81	1	3	1	4
95	Val-d'Oise	Ile-de-France	5 718	81,1	47,7%	5,2%	11,78	8,96	5,97	2,67	1	2	1	1
14	Calvados	Normandie	4 710	81,8	43,2%	4,2%	11,59	8,62	5,93	2,53	4	4	2	2
27	Eure	Normandie	3 907	80,6	47,6%	3,1%	11,36	8,65	5,79	2,60	1	1	1	1
50	Manche	Normandie	3 007	81,5	44,4%	3,9%	11,32	8,41	5,84	2,48	2	1	3	3
61	Orne	Normandie	2 481	81,7	44,7%	4,0%	11,50	8,56	5,87	2,49	2	1	3	4
76	Seine-Maritime	Normandie	8 609	81,3	44,3%	4,7%	11,55	8,67	5,88	2,56	2	3	2	3
16	Charente	Nouvelle Aquitaine	1 900	82,1	46,0%	5,4%	11,38	8,35	5,98	2,49	2	1	2	2
17	Charente Maritime	Nouvelle Aquitaine	3 616	82,1	44,5%	4,7%	11,40	8,38	5,94	2,48	4	4	4	1
19	Corrèze	Nouvelle Aquitaine	1 644	82,3	45,0%	5,0%	11,36	8,29	6,00	2,48	2	4	5	5
23	Creuse	Nouvelle Aquitaine	894	81,4	47,0%	5,1%	11,81	8,92	6,06	2,69	4	1	5	5
24	Dordogne	Nouvelle Aquitaine	2 863	82,1	44,0%	5,8%	11,39	8,36	6,02	2,55	2	1	4	4

33	Gironde	Nouvelle Aquitaine	8 193	82,7	43,2%	5,6%	11,89	8,75	6,18	2,60	5	5	4	3
40	Landes	Nouvelle Aquitaine	2 691	82,3	45,0%	5,2%	11,68	8,62	6,05	2,54	4	2	4	2
47	Lot-et-Garonne	Nouvelle Aquitaine	1 991	82,8	43,6%	5,8%	11,47	8,30	6,05	2,45	2	2	4	2
64	Pyrénées-Atlantiques	Nouvelle Aquitaine	4 296	82,7	43,8%	5,4%	11,61	8,47	6,11	2,53	5	5	5	5
79	Deux-Sèvres	Nouvelle Aquitaine	2 232	81,9	46,7%	5,1%	11,26	8,28	5,91	2,46	2	1	2	1
86	Vienne	Nouvelle Aquitaine	2 250	82,3	46,0%	6,5%	11,47	8,40	6,04	2,51	4	3	2	4
87	Haute-Vienne	Nouvelle Aquitaine	2 108	82,1	47,3%	6,9%	11,69	8,66	6,12	2,62	5	1	4	5
9	Ariège	Occitanie	1 050	82,0	43,9%	8,0%	11,04	8,03	5,85	2,40	4	1	5	1
11	Aude	Occitanie	1 975	81,4	46,5%	8,2%	11,74	8,86	5,96	2,61	4	2	5	2
12	Aveyron	Occitanie	1 637	82,1	47,0%	4,9%	11,26	8,23	5,93	2,43	3	2	5	4
30	Gard	Occitanie	4 426	80,8	46,6%	8,2%	11,33	8,56	5,80	2,56	3	3	5	2
31	Haute-Garonne	Occitanie	5 999	82,4	43,9%	7,9%	11,92	8,82	6,17	2,64	5	4	4	3
32	Gers	Occitanie	1 045	81,7	45,2%	8,2%	11,33	8,41	5,90	2,52	4	1	4	3
34	Hérault	Occitanie	6 136	81,8	44,0%	7,3%	11,64	8,68	6,03	2,63	5	5	5	4
46	Lot	Occitanie	1 061	82,2	45,6%	5,5%	11,41	8,37	5,95	2,46	3	3	5	2
48	Lozère	Occitanie	443	81,9	40,0%	8,4%	11,55	8,58	5,93	2,56	2	2	4	5
65	Hautes-Pyrénées	Occitanie	1 571	82,4	44,5%	8,1%	11,55	8,45	6,01	2,47	5	3	5	5
66	Pyrénées-Orientales	Occitanie	2 697	81,0	46,1%	7,9%	11,03	8,21	5,67	2,39	5	4	5	5
81	Tarn	Occitanie	3 018	82,5	44,9%	5,3%	11,31	8,21	5,97	2,42	3	2	5	3
82	Tarn-et-Garonne	Occitanie	1 400	82,1	42,4%	8,4%	11,67	8,63	6,04	2,58	3	5	5	1
44	Loire-Atlantique	Pays de la Loire	6 911	82,0	43,6%	3,4%	11,16	8,15	5,89	2,44	3	3	1	1
49	Maine-et-Loire	Pays de la Loire	4 107	82,7	43,3%	3,8%	11,43	8,30	6,09	2,53	4	1	2	2
53	Mayenne	Pays-de-la-Loire	1 362	82,1	44,5%	3,5%	11,16	8,14	5,90	2,43	1	1	2	2
72	Sarthe	Pays-de-la-Loire	3 459	82,1	44,5%	3,5%	11,55	8,52	5,99	2,51	1	1	1	3
85	Vendée	Pays-de-la-Loire	4 033	81,5	48,1%	3,6%	11,36	8,45	5,86	2,47	2	1	2	1
4	Alpes de Haute-Provence	Provence-Alpes-Côte d'Azur	1 196	81,7	46,2%	5,5%	11,54	8,59	5,96	2,56	5	3	5	4
5	Hautes-Alpes	Provence-Alpes-Côte d'Azur	939	81,5	44,2%	3,7%	11,37	8,44	5,89	2,51	5	4	5	5
6	Alpes-Maritimes	Provence-Alpes-Côte d'Azur	8 233	82,6	42,2%	6,4%	11,27	8,15	6,01	2,47	5	5	5	4
13	Bouches du Rhône	Provence-Alpes-Côte d'Azur	16 885	81,7	42,5%	7,7%	11,64	8,69	5,95	2,57	5	5	5	5
83	Var	Provence-Alpes-Côte d'Azur	7 826	81,9	44,7%	5,8%	11,55	8,57	5,96	2,53	5	5	5	4
84	Vaucluse	Provence-Alpes-Côte d'Azur	3 677	81,1	44,8%	7,3%	11,45	8,62	5,81	2,53	4	5	4	3

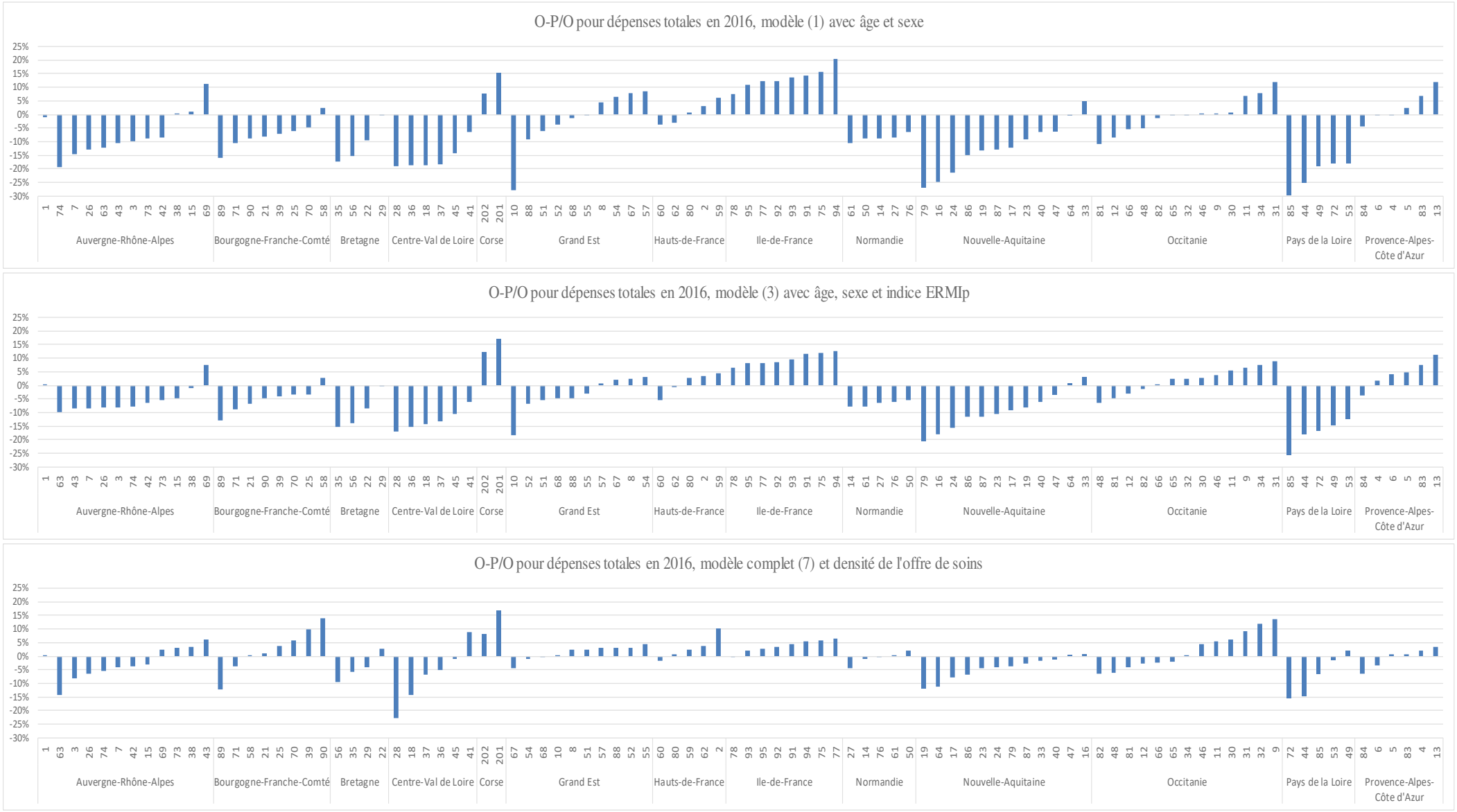
Tableau A23. Dépenses observées selon le département de résidence, pour la population 2

Population 2 : Insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus								
N° dpt	Nom	Nouvelles régions	N	Dépenses totales	Dépenses ambulatoires		Dépenses hospitalières	
Moyenne nationale			**386 621**	**15 184**	**5 926**	**39,0%**	**9 258**	**61,0%**
69	Rhône	Auvergne-Rhône-Alpes	10 621	17 070	5 972	35,0%	11 097	65,0%
15	Cantal	Auvergne-Rhône-Alpes	778	15 364	5 846	38,1%	9 518	61,9%
38	Isère	Auvergne-Rhône-Alpes	8 866	15 204	6 071	39,9%	9 133	60,1%
1	Ain	Auvergne-Rhône-Alpes	2 940	15 107	5 349	35,4%	9 758	64,6%
42	Loire	Auvergne-Rhône-Alpes	6 557	14 008	5 165	36,9%	8 843	63,1%
73	Savoie	Auvergne-Rhône-Alpes	2 548	13 922	5 076	36,5%	8 846	63,5%
3	Allier	Auvergne-Rhône-Alpes	2 797	13 825	5 126	37,1%	8 699	62,9%
43	Haute-Loire	Auvergne-Rhône-Alpes	1 710	13 760	4 935	35,9%	8 825	64,1%
63	Puy-de-Dôme	Auvergne-Rhône-Alpes	4 170	13 573	5 281	38,9%	8 292	61,1%
26	Drôme	Auvergne-Rhône-Alpes	3 273	13 495	5 785	42,9%	7 710	57,1%
7	Ardèche	Auvergne-Rhône-Alpes	2 481	13 241	4 950	37,4%	8 291	62,6%
74	Haute-Savoie	Auvergne-Rhône-Alpes	3 567	12 791	4 630	36,2%	8 161	63,8%
58	Nièvre	Bourgogne-Franche-Comté	1 843	15 552	5 086	32,7%	10 466	67,3%
70	Haute-Saône	Bourgogne-Franche-Comté	1 709	14 603	5 537	37,9%	9 067	62,1%
25	Doubs	Bourgogne-Franche-Comté	3 164	14 373	5 685	39,6%	8 688	60,4%
39	Jura	Bourgogne-Franche-Comté	1 702	14 112	4 697	33,3%	9 414	66,7%
90	Territoire-de-Belfort	Bourgogne-Franche-Comté	792	14 031	5 706	40,7%	8 325	59,3%
21	Côte d'Or	Bourgogne-Franche-Comté	3 329	13 976	4 995	35,7%	8 981	64,3%
71	Saône-et-Loire	Bourgogne-Franche-Comté	3 821	13 727	4 702	34,3%	9 024	65,7%
89	Yonne	Bourgogne-Franche-Comté	2 623	13 087	4 955	37,9%	8 133	62,1%
29	Finistère	Bretagne	4 464	15 033	6 187	41,2%	8 845	58,8%
22	Côtes d'Armor	Bretagne	3 774	13 839	5 277	38,1%	8 562	61,9%
56	Morbihan	Bretagne	4 339	13 167	5 510	41,8%	7 657	58,2%
35	Ille-et-Vilaine	Bretagne	4 614	12 873	5 137	39,9%	7 737	60,1%
41	Loir-et-Cher	Centre-Val de Loire	2 234	14 287	4 907	34,3%	9 380	65,7%
45	Loiret	Centre-Val de Loire	4 083	13 335	4 600	34,5%	8 735	65,5%
28	Eure-et-Loir	Centre-Val de Loire	2 880	12 821	4 217	32,9%	8 604	67,1%
36	Indre	Centre-Val de Loire	1 839	12 819	4 627	36,1%	8 192	63,9%
18	Cher	Centre-Val de Loire	2 959	12 803	4 561	35,6%	8 243	64,4%
37	Indre-et-Loire	Centre-Val de Loire	3 738	12 717	4 619	36,3%	8 098	63,7%

201	Corse du Sud	Corse	1 097	18 091	9 390	51,9%	8 701	48,1%
202	Haute-Corse	Corse	1 018	16 543	8 913	53,9%	7 630	46,1%
57	Moselle	Grand Est	6 166	16 774	7 033	41,9%	9 742	58,1%
67	Bas-Rhin	Grand Est	8 459	16 514	6 690	40,5%	9 825	59,5%
54	Meurthe-et-Moselle	Grand Est	4 374	16 315	6 338	38,9%	9 977	61,2%
8	Ardennes	Grand Est	1 736	15 973	5 896	36,9%	10 077	63,1%
55	Meuse	Grand Est	1 157	15 236	5 477	35,9%	9 759	64,1%
68	Haut-Rhin	Grand Est	5 600	15 087	5 252	34,8%	9 835	65,2%
52	Haute-Marne	Grand Est	1 250	14 733	5 484	37,2%	9 248	62,8%
51	Marne	Grand Est	2 862	14 362	5 453	38,0%	8 909	62,0%
88	Vosges	Grand Est	2 711	13 967	4 818	34,5%	9 150	65,5%
10	Aube	Grand Est	2 047	11 900	4 726	39,7%	7 174	60,3%
59	Nord	Hauts-de-France	16 690	16 310	6 845	42,0%	9 465	58,0%
2	Aisne	Hauts-de-France	3 422	15 724	5 937	37,8%	9 788	62,2%
80	Somme	Hauts-de-France	3 299	15 405	6 009	39,0%	9 396	61,0%
62	Pas-de-Calais	Hauts-de-France	7 659	14 996	6 805	45,4%	8 191	54,6%
60	Oise	Hauts-de-France	4 805	14 731	4 951	33,6%	9 780	66,4%
94	Val-de-Marne	Ile-de-France	6 756	19 031	6 090	32,0%	12 941	68,0%
75	Paris	Ile-de-France	11 432	17 875	5 766	32,3%	12 109	67,7%
93	Seine-St-Denis	Ile-de-France	7 427	17 818	6 106	34,3%	11 711	65,7%
91	Essonne	Ile-de-France	5 811	17 673	5 619	31,8%	12 054	68,2%
77	Seine-et-Marne	Ile-de-France	6 781	17 373	5 801	33,4%	11 572	66,6%
92	Hauts-de-Seine	Ile-de-France	8 042	17 124	5 159	30,1%	11 966	69,9%
95	Val-d'Oise	Ile-de-France	5 718	17 102	6 158	36,0%	10 944	64,0%
78	Yvelines	Ile-de-France	7 609	16 492	4 947	30,0%	11 545	70,0%
76	Seine-Maritime	Normandie	8 609	14 285	5 477	38,3%	8 807	61,7%
27	Eure	Normandie	3 907	14 158	4 746	33,5%	9 412	66,5%
50	Manche	Normandie	3 007	13 962	5 334	38,2%	8 629	61,8%
14	Calvados	Normandie	4 710	13 934	5 115	36,7%	8 818	63,3%
61	Orne	Normandie	2 481	13 756	4 677	34,0%	9 079	66,0%
33	Gironde	Nouvelle Aquitaine	8 193	15 738	7 382	46,9%	8 357	53,1%
64	Pyrénées-Atlantiques	Nouvelle Aquitaine	4 296	14 956	6 350	42,5%	8 607	57,5%
40	Landes	Nouvelle Aquitaine	2 691	14 158	5 801	41,0%	8 357	59,0%
47	Lot-et-Garonne	Nouvelle Aquitaine	1 991	14 131	5 568	39,4%	8 563	60,6%
23	Creuse	Nouvelle Aquitaine	894	13 948	5 452	39,1%	8 496	60,9%

17	Charente Maritime	Nouvelle Aquitaine	3 616	13 430	5 436	40,5%	7 994	59,5%
87	Haute-Vienne	Nouvelle Aquitaine	2 108	13 412	5 693	42,4%	7 720	57,6%
19	Corrèze	Nouvelle Aquitaine	1 644	13 336	6 034	45,2%	7 302	54,8%
86	Vienne	Nouvelle Aquitaine	2 250	13 117	4 678	35,7%	8 439	64,3%
24	Dordogne	Nouvelle Aquitaine	2 863	12 429	5 082	40,9%	7 347	59,1%
16	Charente	Nouvelle Aquitaine	1 900	12 120	4 623	38,1%	7 498	61,9%
79	Deux-Sèvres	Nouvelle Aquitaine	2 232	11 907	4 217	35,4%	7 690	64,6%
31	Haute-Garonne	Occitanie	5 999	17 055	7 345	43,1%	9 710	56,9%
34	Hérault	Occitanie	6 136	16 435	8 230	50,1%	8 205	49,9%
11	Aude	Occitanie	1 975	16 360	6 371	38,9%	9 988	61,1%
30	Gard	Occitanie	4 426	15 384	7 397	48,1%	7 987	51,9%
32	Gers	Occitanie	1 045	15 168	5 609	37,0%	9 559	63,0%
9	Ariège	Occitanie	1 050	15 139	6 191	40,9%	8 948	59,1%
46	Lot	Occitanie	1 061	15 124	5 815	38,5%	9 309	61,5%
65	Hautes-Pyrénées	Occitanie	1 571	15 036	5 815	38,7%	9 221	61,3%
82	Tarn-et-Garonne	Occitanie	1 400	14 827	6 141	41,4%	8 686	58,6%
66	Pyrénées-Orientales	Occitanie	2 697	14 498	6 659	45,9%	7 839	54,1%
48	Lozère	Occitanie	443	14 384	5 469	38,0%	8 915	62,0%
12	Aveyron	Occitanie	1 637	13 953	5 759	41,3%	8 194	58,7%
81	Tarn	Occitanie	3 018	13 562	5 618	41,4%	7 944	58,6%
49	Maine-et-Loire	Pays de la Loire	4 107	12 615	4 508	35,7%	8 107	64,3%
44	Loire-Atlantique	Pays de la Loire	6 911	12 058	4 446	36,9%	7 612	63,1%
53	Mayenne	Pays-de-la-Loire	1 362	12 780	4 129	32,3%	8 650	67,7%
72	Sarthe	Pays-de-la-Loire	3 459	12 776	4 164	32,6%	8 612	67,4%
85	Vendée	Pays-de-la-Loire	4 033	11 740	4 334	36,9%	7 405	63,1%
13	Bouches du Rhône	Provence-Alpes-Côte d'Azur	16 885	17 205	8 590	49,9%	8 616	50,1%
83	Var	Provence-Alpes-Côte d'Azur	7 826	16 235	7 726	47,6%	8 510	52,4%
5	Hautes-Alpes	Provence-Alpes-Côte d'Azur	939	15 543	5 737	36,9%	9 806	63,1%
4	Alpes de Haute-Provence	Provence-Alpes-Côte d'Azur	1 196	15 213	6 217	40,9%	8 996	59,1%
6	Alpes-Maritimes	Provence-Alpes-Côte d'Azur	8 233	14 946	7 260	48,6%	7 687	51,4%
84	Vaucluse	Provence-Alpes-Côte d'Azur	3 677	14 607	6 638	45,4%	7 969	54,6%

Figure A7. Ecarts entre les dépenses totales prédites et observées à l'échelle des départements (différence [Observée – Prédite], exprimée en pourcentage de la dépense observée), classés par région, selon les caractéristiques prises en compte, pour les insuffisants cardiaques âgés de 65 ans ou plus.



Lecture : Pour le département N°13 à droite des figures, la dépense observée est 12% supérieure à la dépense prédite par le modèle (1) ; 11% supérieure à la dépense prédite par le modèle (3) et 4% supérieure à la dépense prédite après prise en compte de l'offre de soins (les modèles sous-estiment la dépense). Pour le département N°44, la dépense est 25% inférieure à la dépense prédite par le modèle (1), 18% inférieure à la dépense prédite par le modèle (3) et 15% inférieure à la dépense prédite après prise en compte de l'offre de soins (les modèles surestiment la dépense).

Bibliographie

1 Moons KGM, Royston P, Vergouwe Y, *et al.* Prognosis and prognostic research: what, why, and how? *BMJ* 2009;**338**:b375. doi:10.1136/bmj.b375

2 Mahmood SS, Levy D, Vasan RS, *et al.* The Framingham Heart Study and the epidemiology of cardiovascular disease: a historical perspective. *Lancet* 2014;**383**:999–1008. doi:10.1016/S0140-6736(13)61752-3

3 Sullivan LM, Massaro JM, D'Agostino RB. Presentation of multivariate data for clinical use: The Framingham Study risk score functions. *Stat Med* 2004;**23**:1631–60. doi:10.1002/sim.1742

4 Vuik SI, Mayer E, Darzi A. Enhancing risk stratification for use in integrated care: a cluster analysis of high-risk patients in a retrospective cohort study. *BMJ Open* 2016;**6**:e012903. doi:10.1136/bmjopen-2016-012903

5 Kansagara D, Englander H, Salanitro A, *et al.* Risk prediction models for hospital readmission: a systematic review. *JAMA* 2011;**306**:1688–98. doi:10.1001/jama.2011.1515

6 Feinstein AR. THE PRE-THERAPEUTIC CLASSIFICATION OF CO-MORBIDITY IN CHRONIC DISEASE. *J Chronic Dis* 1970;**23**:455–68. doi:10.1016/0021-9681(70)90054-8

7 Charlson ME, Pompei P, Ales KL, *et al.* A new method of classifying prognostic comorbidity in longitudinal studies: development and validation. *J Chronic Dis* 1987;**40**:373–83.

8 Concato J, Horwitz RI, Feinstein AR, *et al.* Problems of comorbidity in mortality after prostatectomy. *JAMA* 1992;**267**:1077–82.

9 Schneeweiss S, Maclure M. Use of comorbidity scores for control of confounding in studies using administrative databases. *Int J Epidemiol* 2000;**29**:891–8.

10 Akker M van den, Buntinx F, Knottnerus JA. Comorbidity or multimorbidity. *European Journal of General Practice* 1996;**2**:65–70. doi:10.3109/13814789609162146

11 Fortin M, Soubhi H, Hudon C, *et al.* Multimorbidity's many challenges. *BMJ* 2007;**334**:1016–7. doi:10.1136/bmj.39201.463819.2C

12 Iezzoni LI. *Risk Adjustment for Measuring Health Care Outcomes*. AUPHA 2013.

13 Iezzoni LI. The risks of risk adjustment. *JAMA* 1997;**278**:1600–7.

14 Shahian DM, Wolf RE, Iezzoni LI, *et al.* Variability in the measurement of hospital-wide mortality rates. *N Engl J Med* 2010;**363**:2530–9. doi:10.1056/NEJMsa1006396

15 Starfield B, Weiner J, Mumford L, *et al.* Ambulatory care groups: a categorization of diagnoses for research and management. *Health Serv Res* 1991;**26**:53–74.

16 Pope GC, Kautter J, Ellis RP, *et al.* Risk adjustment of Medicare capitation payments using the CMS-HCC model. *Health Care Financ Rev* 2004;**25**:119–41.

17 Ellis RP. Risk adjustment in health care markets: concepts and applications. In: *in Lu, Mingshan, and Jonnson, Egon, Paying for Health Care: New Ideas for a Changing Society*. 2008.

18 Wennberg J, Gittelsohn null. Small area variations in health care delivery. *Science* 1973;**182**:1102–8. doi:10.1126/science.182.4117.1102

19 Lucyk K, Lu M, Sajobi T, *et al.* Administrative health data in Canada: lessons from history. *BMC Med Inform Decis Mak* 2015;**15**:69. doi:10.1186/s12911-015-0196-9

20 Blumenthal D, Davis K, Guterman S. Medicare at 50--origins and evolution. *N Engl J Med* 2015;**372**:479–86. doi:10.1056/NEJMhpr1411701

21 Kreis K, Neubauer S, Klora M, *et al.* Status and perspectives of claims data analyses in Germany-A systematic review. *Health Policy* 2016;**120**:213–26. doi:10.1016/j.healthpol.2016.01.007

22 Cour des Comptes. Les données personnelles de santé gérées par l'assurance maladie. Cour des Comptes 2016. https://www.ccomptes.fr/fr/publications/les-donnees-personnelles-de-sante-gerees-par-lassurance-maladie (accessed 20 Oct 2019).

23 HCSP. Pour une meilleure utilisation des bases de données administratives et médico-administratives nationales pour la santé publique et la recherche. Paris: : Haut Conseil de la Santé Publique 2012. https://www.hcsp.fr/Explore.cgi/avisrapportsdomaine?clefr=258 (accessed 27 Oct 2019).

24 Czernichow P, Fardeau M, Escat J, *et al.* Système d'information de l'assurance maladie : une révolution de velours ? *Revue Médicale de l'Assurance Maladie* 2006.

25 Milleau C. Le Système national inter régimes. *Revue Médicale de l'Assurance Maladie* 1993.

26 Fender P, Weill A. Epidémiologie, santé publique et bases de données. *Revue Médicale de l'Assurance Maladie* 2005.

27 Martin-Latry K, Bégaud B. Pharmacoepidemiological research using French reimbursement databases: yes we can! *Pharmacoepidemiol Drug Saf* 2010;**19**:256–65. doi:10.1002/pds.1912

28 Tuppin P, Rudant J, Constantinou P, *et al.* Value of a national administrative database to guide public decisions: From the système national d'information interrégimes de l'Assurance Maladie (SNIIRAM) to the système national des données de santé (SNDS) in France. *Rev Epidemiol Sante Publique* 2017;**65 Suppl 4**:S149–67. doi:10.1016/j.respe.2017.05.004

29 Roos LL, Nicol JP, Cageorge SM. Using administrative data for longitudinal research: comparisons with primary data collection. *J Chronic Dis* 1987;**40**:41–9. doi:10.1016/0021-9681(87)90095-6

30 Virnig BA, McBean M. Administrative data for public health surveillance and planning. *Annu Rev Public Health* 2001;**22**:213–30. doi:10.1146/annurev.publhealth.22.1.213

31 Goldberg M, Quantin C, Guégen A, *et al.* Bases de données médico-administratives et épidémiologie : intérêts et limites. *Courrier des statistiques* Published Online First: May 2008.http://www.epsilon.insee.fr:80/jspui/handle/1/8600 (accessed 20 Oct 2019).

32 Riley GF. Administrative and claims records as sources of health care cost data. *Med Care* 2009;**47**:S51-55. doi:10.1097/MLR.0b013e31819c95aa

33 Moulis G, Lapeyre-Mestre M, Palmaro A, *et al.* French health insurance databases: What interest for medical research? *Rev Med Interne* 2015;**36**:411–7. doi:10.1016/j.revmed.2014.11.009

34 Schneeweiss S, Avorn J. A review of uses of health care utilization databases for epidemiologic research on therapeutics. *J Clin Epidemiol* 2005;**58**:323–37. doi:10.1016/j.jclinepi.2004.10.012

35 Sorensen HT, Sabroe S, Olsen J. A framework for evaluation of secondary data sources for epidemiological research. *Int J Epidemiol* 1996;**25**:435–42. doi:10.1093/ije/25.2.435

36 Gavrielov-Yusim N, Friger M. Use of administrative medical databases in population-based research. *J Epidemiol Community Health* 2014;**68**:283–7. doi:10.1136/jech-2013-202744

37 Hsia DC, Ahern CA, Ritchie BP, *et al.* Medicare reimbursement accuracy under the prospective payment system, 1985 to 1988. *JAMA* 1992;**268**:896–9.

38 Or Z. Implementation of DRG Payment in France: issues and recent developments. *Health Policy* 2014;**117**:146–50. doi:10.1016/j.healthpol.2014.05.006

39 Malenka DJ, McLerran D, Roos N, *et al.* Using administrative data to describe casemix: a comparison with the medical record. *J Clin Epidemiol* 1994;**47**:1027–32. doi:10.1016/0895-4356(94)90118-x

40 Wilchesky M, Tamblyn RM, Huang A. Validation of diagnostic codes within medical services claims. *J Clin Epidemiol* 2004;**57**:131–41. doi:10.1016/S0895-4356(03)00246-4

41 Chubak J, Pocobelli G, Weiss NS. Tradeoffs between accuracy measures for electronic health care data algorithms. *J Clin Epidemiol* 2012;**65**:343-349.e2. doi:10.1016/j.jclinepi.2011.09.002

42 Tonelli M, Wiebe N, Fortin M, *et al.* Methods for identifying 30 chronic conditions: application to administrative data. *BMC Med Inform Decis Mak* 2015;**15**:31. doi:10.1186/s12911-015-0155-5

43 Preen DB, Holman CDJ, Spilsbury K, *et al.* Length of comorbidity lookback period affected regression model performance of administrative health data. *J Clin Epidemiol* 2006;**59**:940–6. doi:10.1016/j.jclinepi.2005.12.013

44 Des Comptes de la santé par pathologie – Un prototype sur l'année 1998. *DREES_Etudes et Résultats* 2002;:8.

45 Diederichs C, Berger K, Bartels DB. The measurement of multiple chronic diseases--a systematic review on existing multimorbidity indices. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 2011;**66**:301–11. doi:10.1093/gerona/glq208

46 Alonso-Morán E, Nuño-Solinis R, Onder G, *et al.* Multimorbidity in risk stratification tools to predict negative outcomes in adult population. *Eur J Intern Med* 2015;**26**:182–9. doi:10.1016/j.ejim.2015.02.010

47 Huntley AL, Johnson R, Purdy S, *et al.* Measures of multimorbidity and morbidity burden for use in primary care and community settings: a systematic review and guide. *Ann Fam Med* 2012;**10**:134–41. doi:10.1370/afm.1363

48 Yurkovich M, Avina-Zubieta JA, Thomas J, *et al.* A systematic review identifies valid comorbidity indices derived from administrative health data. *J Clin Epidemiol* 2015;**68**:3–14. doi:10.1016/j.jclinepi.2014.09.010

49 Charlson M, Szatrowski TP, Peterson J, *et al.* Validation of a combined comorbidity index. *J Clin Epidemiol* 1994;**47**:1245–51.

50 Quan H, Sundararajan V, Halfon P, *et al.* Coding algorithms for defining comorbidities in ICD-9-CM and ICD-10 administrative data. *Med Care* 2005;**43**:1130–9.

51 Quan H, Li B, Couris CM, *et al.* Updating and validating the Charlson comorbidity index and score for risk adjustment in hospital discharge abstracts using data from 6 countries. *Am J Epidemiol* 2011;**173**:676–82. doi:10.1093/aje/kwq433

52 Bannay A, Chaignot C, Blotière P-O, *et al.* The Best Use of the Charlson Comorbidity Index With Electronic Health Care Database to Predict Mortality. *Med Care* 2016;**54**:188–94. doi:10.1097/MLR.0000000000000471

53 Charlson ME, Charlson RE, Peterson JC, *et al.* The Charlson comorbidity index is adapted to predict costs of chronic disease in primary care patients. *J Clin Epidemiol* 2008;**61**:1234–40. doi:10.1016/j.jclinepi.2008.01.006

54 Elixhauser A, Steiner C, Harris DR, *et al.* Comorbidity measures for use with administrative data. *Med Care* 1998;**36**:8–27.

55 van Walraven C, Austin PC, Jennings A, *et al.* A modification of the Elixhauser comorbidity measures into a point system for hospital death using administrative data. *Med Care* 2009;**47**:626–33. doi:10.1097/MLR.0b013e31819432e5

56 Moore BJ, White S, Washington R, *et al.* Identifying Increased Risk of Readmission and In-hospital Mortality Using Hospital Administrative Data: The AHRQ Elixhauser Comorbidity Index. *Med Care* 2017;**55**:698–705. doi:10.1097/MLR.0000000000000735

57 Huber CA, Schneeweiss S, Signorell A, *et al.* Improved prediction of medical expenditures and health care utilization using an updated chronic disease score and claims data. *J Clin Epidemiol* 2013;**66**:1118–27. doi:10.1016/j.jclinepi.2013.04.011

58 Von Korff M, Wagner EH, Saunders K. A chronic disease score from automated pharmacy data. *J Clin Epidemiol* 1992;**45**:197–203. doi:10.1016/0895-4356(92)90016-g

59 Schneeweiss S, Seeger JD, Maclure M, *et al.* Performance of comorbidity scores to control for confounding in epidemiologic studies using claims data. *Am J Epidemiol* 2001;**154**:854–64.

60 Klabunde CN, Potosky AL, Legler JM, *et al.* Development of a comorbidity index using physician claims data. *J Clin Epidemiol* 2000;**53**:1258–67.

61 Kaplan MH, Feinstein AR. The importance of classifying initial co-morbidity in evaluating the outcome of diabetes mellitus. *J Chronic Dis* 1974;**27**:387–404.

62 Valderas JM, Starfield B, Sibbald B, *et al.* Defining comorbidity: implications for understanding health and health services. *Ann Fam Med* 2009;**7**:357–63. doi:10.1370/afm.983

63 Almirall J, Fortin M. The coexistence of terms to describe the presence of multiple concurrent diseases. *J Comorb* 2013;**3**:4–9.

64 Barnett K, Mercer SW, Norbury M, *et al.* Epidemiology of multimorbidity and implications for health care, research, and medical education: a cross-sectional study. *Lancet* 2012;**380**:37–43. doi:10.1016/S0140-6736(12)60240-2

65 van Oostrom SH, Picavet HSJ, van Gelder BM, *et al.* Multimorbidity and comorbidity in the Dutch population - data from general practices. *BMC Public Health* 2012;**12**:715. doi:10.1186/1471-2458-12-715

66 Fortin M, Stewart M, Poitras M-E, *et al.* A systematic review of prevalence studies on multimorbidity: toward a more uniform methodology. *Ann Fam Med* 2012;**10**:142–51. doi:10.1370/afm.1337

67 Gijsen R, Hoeymans N, Schellevis FG, *et al.* Causes and consequences of comorbidity: a review. *J Clin Epidemiol* 2001;**54**:661–74.

68 Menotti A, Mulder I, Nissinen A, *et al.* Prevalence of morbidity and multimorbidity in elderly male populations and their impact on 10-year all-cause mortality: The FINE study (Finland, Italy, Netherlands, Elderly). *J Clin Epidemiol* 2001;**54**:680–6.

69 Muggah E, Graves E, Bennett C, *et al.* The impact of multiple chronic diseases on ambulatory care use; a population based study in Ontario, Canada. *BMC Health Serv Res* 2012;**12**:452. doi:10.1186/1472-6963-12-452

70 Wolff JL, Starfield B, Anderson G. Prevalence, expenditures, and complications of multiple chronic conditions in the elderly. *Arch Intern Med* 2002;**162**:2269–76.

71 Lehnert T, Heider D, Leicht H, *et al.* Review: health care utilization and costs of elderly persons with multiple chronic conditions. *Med Care Res Rev* 2011;**68**:387–420. doi:10.1177/1077558711399580

72 Schneider KM, O'Donnell BE, Dean D. Prevalence of multiple chronic conditions in the United States' Medicare population. *Health Qual Life Outcomes* 2009;**7**:82. doi:10.1186/1477-7525-7-82

73 Justice AC, Covinsky KE, Berlin JA. Assessing the generalizability of prognostic information. *Ann Intern Med* 1999;**130**:515–24.

74 Vaughan-Sarrazin MS, Lu X, Cram P. The impact of paradoxical comorbidities on risk-adjusted mortality of Medicare beneficiaries with cardiovascular disease. *Medicare Medicaid Res Rev* 2011;**1**:E1-17. doi:10.5600/mmrr.001.03.a02

75 Coste J, Fermanian J, Venot A. Methodological and statistical problems in the construction of composite measurement scales: a survey of six medical and epidemiological journals. *Stat Med* 1995;**14**:331–45. doi:10.1002/sim.4780140402

76 Austin PC, Steyerberg EW. Events per variable (EPV) and the relative performance of different strategies for estimating the out-of-sample validity of logistic regression models. *Stat Methods Med Res* 2017;**26**:796–808. doi:10.1177/0962280214558972

77 Mehta HB, Mehta V, Girman CJ, *et al.* Regression coefficient-based scoring system should be used to assign weights to the risk index. *J Clin Epidemiol* 2016;**79**:22–8. doi:10.1016/j.jclinepi.2016.03.031

78 Harrell F. Regression coefficients and scoring rules. *J Clin Epidemiol* 1996;**49**:819. doi:10.1016/0895-4356(95)00068-2

79 Cook NR. Use and misuse of the receiver operating characteristic curve in risk prediction. *Circulation* 2007;**115**:928–35. doi:10.1161/CIRCULATIONAHA.106.672402

80 Steyerberg EW, Vickers AJ, Cook NR, *et al.* Assessing the performance of prediction models: a framework for traditional and novel measures. *Epidemiology* 2010;**21**:128–38. doi:10.1097/EDE.0b013e3181c30fb2

81 Steyerberg EW, Harrell FE, Borsboom GJ, *et al.* Internal validation of predictive models: efficiency of some procedures for logistic regression analysis. *J Clin Epidemiol* 2001;**54**:774–81.

82 Paul P, Pennell ML, Lemeshow S. Standardizing the power of the Hosmer-Lemeshow goodness of fit test in large data sets. *Stat Med* 2013;**32**:67–80. doi:10.1002/sim.5525

83 Gagne JJ, Glynn RJ, Avorn J, *et al.* A combined comorbidity score predicted mortality in elderly patients better than existing scores. *J Clin Epidemiol* 2011;**64**:749–59. doi:10.1016/j.jclinepi.2010.10.004

84 Sharabiani MTA, Aylin P, Bottle A. Systematic review of comorbidity indices for administrative data. *Med Care* 2012;**50**:1109–18. doi:10.1097/MLR.0b013e31825f64d0

85 Stanley J, Sarfati D. The new measuring multimorbidity index predicted mortality better than Charlson and Elixhauser indices among the general population. *J Clin Epidemiol* Published Online First: 24 August 2017. doi:10.1016/j.jclinepi.2017.08.005

86 Farley JF, Harley CR, Devine JW. A comparison of comorbidity measurements to predict healthcare expenditures. *Am J Manag Care* 2006;**12**:110–9.

87 Schneeweiss S, Wang PS, Avorn J, *et al.* Improved comorbidity adjustment for predicting mortality in Medicare populations. *Health Serv Res* 2003;**38**:1103–20.

88 Goodman RA, Ling SM, Briss PA, *et al.* Multimorbidity Patterns in the United States: Implications for Research and Clinical Practice. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 2016;**71**:215–20. doi:10.1093/gerona/glv199

89 Eckardt M, Brettschneider C, van den Bussche H, *et al.* Analysis of Health Care Costs in Elderly Patients with Multiple Chronic Conditions Using a Finite Mixture of Generalized Linear Models. *Health Econ* 2017;**26**:582–99. doi:10.1002/hec.3334

90 Clerc P. Etude Polychrome, Rapport final Inserm. 2009;:130.

91 Goodman RA, Posner SF, Huang ES, *et al.* Defining and measuring chronic conditions: imperatives for research, policy, program, and practice. *Prev Chronic Dis* 2013;**10**:E66. doi:10.5888/pcd10.120239

92 Prados-Torres A, Calderón-Larrañaga A, Hancco-Saavedra J, *et al.* Multimorbidity patterns: a systematic review. *J Clin Epidemiol* 2014;**67**:254–66. doi:10.1016/j.jclinepi.2013.09.021

93 Anderson GF, Steinberg EP. Hospital readmissions in the Medicare population. *N Engl J Med* 1984;**311**:1349–53. doi:10.1056/NEJM198411223112105

94 Jencks SF, Williams MV, Coleman EA. Rehospitalizations among patients in the Medicare fee-for-service program. *N Engl J Med* 2009;**360**:1418–28. doi:10.1056/NEJMsa0803563

95 Ashton CM, Del Junco DJ, Souchek J, *et al.* The association between the quality of inpatient care and early readmission: a meta-analysis of the evidence. *Med Care* 1997;**35**:1044–59.

96 Curtis LH, Greiner MA, Hammill BG, *et al.* Early and long-term outcomes of heart failure in elderly persons, 2001-2005. *Arch Intern Med* 2008;**168**:2481–8. doi:10.1001/archinte.168.22.2481

97 Krumholz HM, Parent EM, Tu N, *et al.* Readmission after hospitalization for congestive heart failure among Medicare beneficiaries. *Arch Intern Med* 1997;**157**:99–104.

98 Tuppin P, Cuerq A, de Peretti C, *et al.* Two-year outcome of patients after a first hospitalization for heart failure: A national observational study. *Arch Cardiovasc Dis* 2014;**107**:158–68. doi:10.1016/j.acvd.2014.01.012

99 Gabet A, Juillière Y, Lamarche-Vadel A, *et al.* National trends in rate of patients hospitalized for heart failure and heart failure mortality in France, 2000-2012. *Eur J Heart Fail* 2015;**17**:583–90. doi:10.1002/ejhf.284

100 Ezekowitz JA, O'Meara E, McDonald MA, *et al.* 2017 Comprehensive Update of the Canadian Cardiovascular Society Guidelines for the Management of Heart Failure. *Can J Cardiol* 2017;**33**:1342–433. doi:10.1016/j.cjca.2017.08.022

101 Bui AL, Horwich TB, Fonarow GC. Epidemiology and risk profile of heart failure. *Nat Rev Cardiol* 2011;**8**:30–41. doi:10.1038/nrcardio.2010.165

102 Khera R, Pandey A, Ayers CR, *et al.* Contemporary Epidemiology of Heart Failure in Fee-For-Service Medicare Beneficiaries Across Healthcare Settings. *Circ Heart Fail* 2017;**10**. doi:10.1161/CIRCHEARTFAILURE.117.004402

103 Ross JS, Mulvey GK, Stauffer B, *et al.* Statistical models and patient predictors of readmission for heart failure: a systematic review. *Arch Intern Med* 2008;**168**:1371–86. doi:10.1001/archinte.168.13.1371

104 Keenan PS, Normand S-LT, Lin Z, *et al.* An administrative claims measure suitable for profiling hospital performance on the basis of 30-day all-cause readmission rates among patients with heart failure. *Circ Cardiovasc Qual Outcomes* 2008;**1**:29–37. doi:10.1161/CIRCOUTCOMES.108.802686

105 Philbin EF, DiSalvo TG. Prediction of hospital readmission for heart failure: development of a simple risk score based on administrative data. *J Am Coll Cardiol* 1999;**33**:1560–6.

106 Kristensen SR, Bech M, Quentin W. A roadmap for comparing readmission policies with application to Denmark, England, Germany and the United States. *Health Policy* 2015;**119**:264–73. doi:10.1016/j.healthpol.2014.12.009

107 Luthi JC, Burnand B, McClellan WM, *et al.* Is readmission to hospital an indicator of poor process of care for patients with heart failure? *Qual Saf Health Care* 2004;**13**:46–51.

108 Pandey A, Golwala H, Xu H, *et al.* Association of 30-Day Readmission Metric for Heart Failure Under the Hospital Readmissions Reduction Program With Quality of Care and Outcomes. *JACC Heart Fail* 2016;**4**:935–46. doi:10.1016/j.jchf.2016.07.003

109 Epstein AM, Jha AK, Orav EJ. The relationship between hospital admission rates and rehospitalizations. *N Engl J Med* 2011;**365**:2287–95. doi:10.1056/NEJMsa1101942

110 Kangovi S, Grande D. Hospital readmissions--not just a measure of quality. *JAMA* 2011;**306**:1796–7. doi:10.1001/jama.2011.1562

111 Axon RN, Williams MV. Hospital readmission as an accountability measure. *JAMA* 2011;**305**:504–5. doi:10.1001/jama.2011.72

112 Wadhera RK, Joynt Maddox KE, Wasfy JH, *et al.* Association of the Hospital Readmissions Reduction Program With Mortality Among Medicare Beneficiaries Hospitalized for Heart Failure, Acute Myocardial Infarction, and Pneumonia. *JAMA* 2018;**320**:2542–52. doi:10.1001/jama.2018.19232

113 Rich MW, Beckham V, Wittenberg C, *et al.* A multidisciplinary intervention to prevent the readmission of elderly patients with congestive heart failure. *N Engl J Med* 1995;**333**:1190–5. doi:10.1056/NEJM199511023331806

114 Phillips CO, Wright SM, Kern DE, *et al.* Comprehensive discharge planning with postdischarge support for older patients with congestive heart failure: a meta-analysis. *JAMA* 2004;**291**:1358–67. doi:10.1001/jama.291.11.1358

115 Feltner C, Jones CD, Cené CW, *et al.* Transitional care interventions to prevent readmissions for persons with heart failure: a systematic review and meta-analysis. *Ann Intern Med* 2014;**160**:774–84. doi:10.7326/M14-0083

116 Bricard D, Or Z. Impact of early primary care follow-up after discharge on hospital readmissions. *Eur J Health Econ* Published Online First: 2 January 2019. doi:10.1007/s10198-018-1022-y

117 Murtaugh CM, Deb P, Zhu C, *et al.* Reducing Readmissions among Heart Failure Patients Discharged to Home Health Care: Effectiveness of Early and Intensive Nursing Services and Early Physician Follow-Up. *Health Serv Res* 2017;**52**:1445–72. doi:10.1111/1475-6773.12537

118 Au AG, McAlister FA, Bakal JA, *et al.* Predicting the risk of unplanned readmission or death within 30 days of discharge after a heart failure hospitalization. *Am Heart J* 2012;**164**:365–72. doi:10.1016/j.ahj.2012.06.010

119 Felker GM, Leimberger JD, Califf RM, *et al.* Risk stratification after hospitalization for decompensated heart failure. *J Card Fail* 2004;**10**:460–6.

120 Krumholz HM, Chen YT, Wang Y, *et al.* Predictors of readmission among elderly survivors of admission with heart failure. *Am Heart J* 2000;**139**:72–7.

121 Desai AS, Stevenson LW. Rehospitalization for heart failure: predict or prevent? *Circulation* 2012;**126**:501–6. doi:10.1161/CIRCULATIONAHA.112.125435

122 Ashton CM, Wray NP. A conceptual framework for the study of early readmission as an indicator of quality of care. *Soc Sci Med* 1996;**43**:1533–41.

123 Austin PC, Lee DS, Fine JP. Introduction to the Analysis of Survival Data in the Presence of Competing Risks. *Circulation* 2016;**133**:601–9. doi:10.1161/CIRCULATIONAHA.115.017719

124 Wolbers M, Koller MT, Stel VS, *et al.* Competing risks analyses: objectives and approaches. *Eur Heart J* 2014;**35**:2936–41. doi:10.1093/eurheartj/ehu131

125 Saczynski JS, Andrade SE, Harrold LR, *et al.* A systematic review of validated methods for identifying heart failure using administrative data. *Pharmacoepidemiol Drug Saf* 2012;**21 Suppl 1**:129–40. doi:10.1002/pds.2313

126 Bosco-Lévy P, Duret S, Picard F, *et al.* Diagnostic accuracy of the International Classification of Diseases, Tenth Revision, codes of heart failure in an administrative database. *Pharmacoepidemiol Drug Saf* 2019;**28**:194–200. doi:10.1002/pds.4690

127 Rey G, Jougla E, Fouillet A, *et al.* Ecological association between a deprivation index and mortality in France over the period 1997 - 2001: variations with spatial scale, degree of urbanicity, age, gender and cause of death. *BMC Public Health* 2009;**9**:33. doi:10.1186/1471-2458-9-33

128 Duflos CM, Solecki K, Papinaud L, *et al.* The Intensity of Primary Care for Heart Failure Patients: A Determinant of Readmissions? The CarPaths Study: A French Region-Wide Analysis. *PLoS ONE* 2016;**11**:e0163268. doi:10.1371/journal.pone.0163268

129 Hofstede SN, van Bodegom-Vos L, Kringos DS, *et al.* Mortality, readmission and length of stay have different relationships using hospital-level versus patient-level data: an example of the ecological fallacy affecting hospital performance indicators. *BMJ Qual Saf* 2018;**27**:474–83. doi:10.1136/bmjqs-2017-006776

130 Lau B, Cole SR, Gange SJ. Competing risk regression models for epidemiologic data. *Am J Epidemiol* 2009;**170**:244–56. doi:10.1093/aje/kwp107

131 Latouche A, Allignol A, Beyersmann J, *et al.* A competing risks analysis should report results on all cause-specific hazards and cumulative incidence functions. *J Clin Epidemiol* 2013;**66**:648–53. doi:10.1016/j.jclinepi.2012.09.017

132 Donzé J, Aujesky D, Williams D, *et al.* Potentially avoidable 30-day hospital readmissions in medical patients: derivation and validation of a prediction model. *JAMA Intern Med* 2013;**173**:632–8. doi:10.1001/jamainternmed.2013.3023

133 Krumholz HM, Wang Y, Mattera JA, *et al.* An administrative claims model suitable for profiling hospital performance based on 30-day mortality rates among patients with heart failure. *Circulation* 2006;**113**:1693–701. doi:10.1161/CIRCULATIONAHA.105.611194

134 van Walraven C, Dhalla IA, Bell C, *et al.* Derivation and validation of an index to predict early death or unplanned readmission after discharge from hospital to the community. *CMAJ* 2010;**182**:551–7. doi:10.1503/cmaj.091117

135 Gheorghiade M, Vaduganathan M, Fonarow GC, *et al.* Rehospitalization for heart failure: problems and perspectives. *J Am Coll Cardiol* 2013;**61**:391–403. doi:10.1016/j.jacc.2012.09.038

136 Dharmarajan K, Hsieh AF, Kulkarni VT, *et al.* Trajectories of risk after hospitalization for heart failure, acute myocardial infarction, or pneumonia: retrospective cohort study. *BMJ* 2015;**350**:h411. doi:10.1136/bmj.h411

137 Setoguchi S, Stevenson LW, Schneeweiss S. Repeated hospitalizations predict mortality in the community population with heart failure. *Am Heart J* 2007;**154**:260–6. doi:10.1016/j.ahj.2007.01.041

138 Ather S, Chan W, Bozkurt B, *et al.* Impact of noncardiac comorbidities on morbidity and mortality in a predominantly male population with heart failure and preserved versus reduced ejection fraction. *J Am Coll Cardiol* 2012;**59**:998–1005. doi:10.1016/j.jacc.2011.11.040

139 Scott A. Chapter 22 Economics of general practice. In: *Handbook of Health Economics*. Elsevier 2000. 1175–200. doi:10.1016/S1574-0064(00)80035-9

140 Robinson JC. Theory and practice in the design of physician payment incentives. *Milbank Q* 2001;**79**:149–77, III.

141 Rochaix L. Les modes de rémunération des médecins. *Revue d'économie financière* 2004;**76**:223–39. doi:10.3406/ecofi.2004.4923

142 Struckmann V, Quentin W, Busse R, *et al. How to strengthen financing mechanisms to promote care for people with multimorbidity in Europe?* Copenhagen (Denmark): : European Observatory on Health Systems and Policies 2017. http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK464560/ (accessed 24 Aug 2019).

143 Annexe 1 du Projet de loi de financement de la Sécurité sociale. Programme de qualité et d'efficience 'Maladie'. 2018.

144 Steudler F. Médecine libérale et conventionnement. *Sociologie du travail* 1977;**19**:176–98. doi:10.3406/sotra.1977.1539

145 Krasnik A, Groenewegen PP, Pedersen PA, *et al.* Changing remuneration systems: effects on activity in general practice. *BMJ* 1990;**300**:1698–701. doi:10.1136/bmj.300.6741.1698

146 Dormont B, Milcent C. Comment évaluer la productivité et l'efficacité des hôpitaux publics et privés ? Les enjeux de la convergence tarifaire. *Economie et Statistique* 2012;**455**:143–73. doi:10.3406/estat.2012.10021

147 Shleifer A. A Theory of Yardstick Competition. *The RAND Journal of Economics* 1985;**16**:319–27. doi:10.2307/2555560

148 Rice N, Smith P. Approaches to Capitation and Risk Adjustment in Health Care: An International Survey. 1999.

149 Dixon J, Smith P, Gravelle H, *et al.* A person based formula for allocating commissioning funds to general practices in England: development of a statistical model. *BMJ* 2011;**343**:d6608. doi:10.1136/bmj.d6608

150 Hennig-Schmidt H, Selten R, Wiesen D. How payment systems affect physicians' provision behaviour--an experimental investigation. *J Health Econ* 2011;**30**:637–46. doi:10.1016/j.jhealeco.2011.05.001

151 Franc C, Lesur R. Systèmes de rémunération des médecins et incitations à la prévention. *Revue economique* 2004;**Vol. 55**:901–22.

152 Brown J, Duggan M, Kuziemko I, *et al.* How Does Risk Selection Respond to Risk Adjustment? New Evidence from the Medicare Advantage Program. *American Economic Review* 2014;**104**:3335–64. doi:10.1257/aer.104.10.3335

153 van de Ven WPMM, Beck K, Van de Voorde C, *et al.* Risk adjustment and risk selection in Europe: 6 years later. *Health Policy* 2007;**83**:162–79. doi:10.1016/j.healthpol.2006.12.004

154 Kassirer JP, Angell M. Risk adjustment or risk avoidance? *N Engl J Med* 1998;**339**:1925–6. doi:10.1056/NEJM199812243392609

155 Schokkaert E, Van de Voorde C. Risk selection and the specification of the conventional risk adjustment formula. *J Health Econ* 2004;**23**:1237–59. doi:10.1016/S0167-6296(03)00040-7

156 Ellis RP, Pope GC, Iezzoni L, *et al.* Diagnosis-based risk adjustment for Medicare capitation payments. *Health Care Financ Rev* 1996;**17**:101–28.

157 Brilleman SL, Gravelle H, Hollinghurst S, *et al.* Keep it simple? Predicting primary health care costs with clinical morbidity measures. *J Health Econ* 2014;**35**:109–22. doi:10.1016/j.jhealeco.2014.02.005

158 G. Manning W, Norton E, Wilk A. Explaining Geographic Variation in Health Care Spending, Use, and Quality, and Associated Methodological Challenges. 2012.

159 Göpffarth D, Kopetsch T, Schmitz H. Determinants of Regional Variation in Health Expenditures in Germany. *Health Econ* 2016;**25**:801–15. doi:10.1002/hec.3183

160 Culyer AJ, Wagstaff A. Equity and equality in health and health care. *J Health Econ* 1993;**12**:431–57.

161 Rochaix L, Tubeuf S. Mesures de l'équité en santé. *Revue economique* 2009;**Vol. 60**:325–44.

162 Penno E, Gauld R, Audas R. How are population-based funding formulae for healthcare composed? A comparative analysis of seven models. *BMC Health Serv Res* 2013;**13**:470. doi:10.1186/1472-6963-13-470

163 CHEVILLARD G., MOUSQUES J. *Accessibilité aux soins et attractivité territoriale : proposition d'une typologie des territoires de vie français.* Paris : Irdes 2019. http://www.irdes.fr/recherche/documents-de-travail/076-accessibilite-aux-soins-et-attractivite-territoriale.pdf

164 Dudley RA, Medlin CA, Hammann LB, *et al.* The best of both worlds? Potential of hybrid prospective/concurrent risk adjustment. *Med Care* 2003;**41**:56–69. doi:10.1097/01.MLR.0000039828.11417.ED

165 Rapport d'activité du Fonds de financement de la protection complémentaire de la couverture universelle du risque maladie. 2018.http://www.cmu.fr/fichier-utilisateur/fichiers/Rapport_activite_2018.pdf

166 Buntin MB, Zaslavsky AM. Too much ado about two-part models and transformation? Comparing methods of modeling Medicare expenditures. *J Health Econ* 2004;**23**:525–42. doi:10.1016/j.jhealeco.2003.10.005

167 Lavergne MR, Barer M, Law MR, *et al.* Examining regional variation in health care spending in British Columbia, Canada. *Health Policy* 2016;**120**:739–48. doi:10.1016/j.healthpol.2016.04.007

168 Zuckerman S, Waidmann T, Berenson R, *et al.* Clarifying sources of geographic differences in Medicare spending. *N Engl J Med* 2010;**363**:54–62. doi:10.1056/NEJMsa0909253

169 de Vries EF, Heijink R, Struijs JN, *et al.* Unraveling the drivers of regional variation in healthcare spending by analyzing prevalent chronic diseases. *BMC Health Serv Res* 2018;**18**:323. doi:10.1186/s12913-018-3128-4

170 Givord P, Guillerm M. Les modèles multiniveaux, INSEE, Méthodologie statistique. 2016.

171 Newhouse JP, Manning WG, Keeler EB, *et al.* Adjusting capitation rates using objective health measures and prior utilization. *Health Care Financ Rev* 1989;**10**:41–54.

172 Geruso M, McGuire TG. Tradeoffs in the design of health plan payment systems: Fit, power and balance. *J Health Econ* 2016;**47**:1–19. doi:10.1016/j.jhealeco.2016.01.007

173 Wennberg JE, Staiger DO, Sharp SM, *et al.* Observational intensity bias associated with illness adjustment: cross sectional analysis of insurance claims. *BMJ* 2013;**346**:f549. doi:10.1136/bmj.f549

174 Fleurbaey M, Luchini S, Schokkaert E, *et al.* Évaluation des politiques de santé : pour une prise en compte équitable des intérêts des populations. *Economie et Statistique* 2012;:11–36.

175 Soljak MA, Majeed A. Understanding variation in utilisation: start with health needs. *BMJ* 2013;**346**:f1800. doi:10.1136/bmj.f1800

176 Nacul LC, Soljak M, Meade T. Model for estimating the population prevalence of chronic obstructive pulmonary disease: cross sectional data from the Health Survey for England. *Popul Health Metr* 2007;**5**:8. doi:10.1186/1478-7954-5-8

177 Welch HG, Sharp SM, Gottlieb DJ, *et al.* Geographic variation in diagnosis frequency and risk of death among Medicare beneficiaries. *JAMA* 2011;**305**:1113–8. doi:10.1001/jama.2011.307

178 Steventon A. Making the best use of administrative data : the difficulty of teasing out demand and supply. *BMJ* 2013;**346**:f1284. doi:10.1136/bmj.f1284

179 Grossman M. Chapter 7 - The Human Capital Model* *I am indebted to Robert Kaestner, Sara Markowitz, Tomas Philipson, andWalter Ried for helpful comments. In: Culyer AJ, Newhouse JP, eds. *Handbook of Health Economics*. Elsevier 2000. 347–408. doi:10.1016/S1574-0064(00)80166-3

180 Manning WG, Mullahy J. Estimating log models: to transform or not to transform? *J Health Econ* 2001;**20**:461–94.

181 Mullahy J. Econometric modeling of health care costs and expenditures: a survey of analytical issues and related policy considerations. *Med Care* 2009;**47**:S104-108. doi:10.1097/MLR.0b013e31819c9593

182 Duan N. Smearing Estimate: A Nonparametric Retransformation Method. *Journal of the American Statistical Association* 1983;**78**:605–10. doi:10.2307/2288126

183 Basu A, Manning WG. Issues for the next generation of health care cost analyses. *Med Care* 2009;**47**:S109-114. doi:10.1097/MLR.0b013e31819c94a1

184 Jones AM, Lomas J, Rice N. Healthcare Cost Regressions: Going Beyond the Mean to Estimate the Full Distribution. *Health Econ* 2015;**24**:1192–212. doi:10.1002/hec.3178

185 Manning WG, Basu A, Mullahy J. Generalized modeling approaches to risk adjustment of skewed outcomes data. *J Health Econ* 2005;**24**:465–88. doi:10.1016/j.jhealeco.2004.09.011

Liste des abréviations

ACG	Ambulatory Care Groups renommé en Adjusted Clinical Groups depuis 2001
ACS	Aide à la Complémentaire Santé
ALD	Affection Longue Durée
CDS	Chronic Disease Score
CIF	Cumulative Incidence Function
CMU-C	Couverture Maladie Universelle Complémentaire
DP	Diagnostic Principal
DR	Diagnostic Relié
DRGs	Diagnosis-Related Groups
EHPAD	Etablissement d'Hébergement pour Personnes Agées Dépendantes
ERMI	Expenditure-Related Morbidity Index
ERMIp	indice ERMI calculé en utilisant exclusivement les pondérations des pathologies
FDep	French Deprivation index
GHMs	Groupes Homogènes de Malades
GLM	Generalized Linear Model
HCC	Hierarchical Conditions Categories
HRRP	Hospital Readmission Reduction Program
csHRs	cause-specific Hazard Ratios
sdHRs	subdistribution Hazard Ratios
IC	Insuffisance Cardiaque
ICC	Intra Class Correlation
ICFEP	Insuffisance Cardiaque à Fraction d'Ejection Préservée
ICS	Insuffisance Cardiaque Systolique
IDE	Infirmier Diplômé d'Etat
MCO	Médecin Chirurgie Obstétrique
MG	Médecins Généralistes
MRMI	Mortality-Related Morbidity Index
MRMIp	indice MRMI calculé en utilisant exclusivement les pondérations des pathologies
MSA	Mutualité Sociale Agricole
PMSI	Programme de Médicalisation des Systèmes d'Information
QOF	Quality and Outcomes Framework
RG	Régime Général
RSI	Régime Social des Indépendants
SLM	Section Locale Mutualiste
SNDS	Système Nationale des Données de Santé
SNIIRAM	Système National Inter-Régimes de l'Assurance Maladie
SSR	Soins de Suite et de Réadaptation
USI	Unité de Soins Intensifs

On regrette le reste.

université PARIS-SACLAY

ECOLE DOCTORALE N°570
Santé Publique (EDSP)

Titre : Élaboration de deux indices de morbidité dans le Système National des Données de Santé (SNDS) – Application à l'identification de populations à risque et à la définition de modèles de paiement prospectif des soins

Mots clés : indices de morbidité, bases de données médico-administratives, modélisation prédictive, ajustement au risque, polypathologie

Résumé : La mesure pronostique de l'état de santé constitue un enjeu important dans de nombreux domaines liés aux soins, à la recherche ou à la décision publique en santé. Une approche commune à ces différents domaines est de synthétiser l'information disponible sur la morbidité d'une population sous la forme d'indices, appelés parfois scores, en faisant appel à des méthodes de modélisation prédictive. La disponibilité croissante de données médico-administratives et l'essor de leur utilisation à des fins de recherche ou d'aide à la décision ont souligné l'importance de ce type de mesures pronostiques. En France, les données du SNDS et en particulier la « cartographie des pathologies et des dépenses » développée par l'Assurance Maladie, permettent la mesure de la morbidité, un suivi individuel longitudinal sur plusieurs années et l'étude de différents résultats de santé. Nous proposons deux indices de morbidité élaborés en appliquant des méthodes de modélisation prédictive aux données médico-administratives françaises et nous illustrons leur apport par deux études d'application.

Les deux indices proposés sont élaborés et validés en appliquant un cadre méthodologique commun à une population nationale de personnes âgées de 65 ans ou plus. L'indice MRMI (Mortality-Related Morbidity Index) est prédictif de la mortalité à deux ans et l'indice ERMI (Expenditure-Related Morbidity Index) est prédictif des dépenses de soins remboursées sur deux ans et reflète l'intensité du recours au système de santé. Leur performance prédictive est supérieure aux indices comparables les plus communément utilisés, indices de Charlson et mesures d'Elixhauser.

Dans une première étude d'application, nous étudions le risque de réhospitalisation pour les patients atteints d'insuffisance cardiaque (IC), en utilisant des méthodes adaptées à la prise en compte du risque compétitif de décès. Nous distinguons la stabilité de l'IC de la sévérité globale de l'état de santé, mesurée à travers les deux indices proposés. Ces deux informations, disponibles à l'admission d'un séjour pour IC, permettent de segmenter la population en groupes de risque avec un écart de 40% d'incidence cumulée de réhospitalisation pour IC au bout d'un an de suivi.

Pour la deuxième étude d'application, nous comparons différents modèles prédictifs afin de quantifier l'apport des indices de morbidité dans la prédiction des dépenses individuelles. Nous étudions trois périmètres de dépenses : totales, hospitalières et ambulatoires, parmi deux populations différentes : l'ensemble des personnes âgées de 65 ans ou plus et les personnes âgées de 65 ans ou plus et atteintes d'IC. Nous illustrons les enjeux de la définition de paiements populationnels prospectifs de type capitation, en comparant les dépenses observées aux dépenses prédites par ces modèles à l'échelle des départements métropolitains. La sévérité de l'état de santé, mesurée à travers les deux indices proposés, est le déterminant le plus important de la performance prédictive des dépenses, aussi bien au niveau individuel que départemental.

Les indices MRMI et ERMI sont des outils performants pour prendre en compte la sévérité de l'état de santé dans les travaux basés sur des données du SNDS et de manière adaptée au résultat étudié. Ils peuvent servir de variables de stratification ou d'ajustement, ou être inclus parmi d'autres variables dans des modèles prédictifs.

Title: Development of two morbidity indices in the French national health data system (SNDS) - Application to case-identification and to prospective payment models

Keywords: summary morbidity measures, administrative healthcare databases, predictive modeling, risk adjustment, multimorbidity

Abstract: The accurate characterization of health-state severity has been a central concern in most health-related research or policy fields. A common approach to take into account health-state severity is the use of summary measures, usually referred to as indices or scores, based on predictive modeling methods. With the increasing availability of routinely collected standardized data in medico-administrative databases, such summary measures are more widely used for research purposes or to inform policy making. The French national health data system (SNDS) is particularly adapted to predictive modeling as it allows morbidity measurement, longitudinal follow-up and the study of health-related outcomes. We propose two morbidity indices developed using SNDS data and illustrate their utilization in two application studies.

We developed and validated two outcome-specific morbidity indices in a nationwide population of people aged 65 years or older: the Mortality-Related Morbidity Index (MRMI) predictive of 2-year mortality and the Expenditure-Related Morbidity Index (ERMI) predictive of healthcare expenditure over 2 years and reflecting the intensity of healthcare utilization. The MRMI and ERMI indices have better overall performance and better calibration than comparable Charlson indices.

As an application of the morbidity indices to case-identification, we studied the risk of readmission in heart failure (HF) patients. To analyze readmission predictors, we distinguished HF severity from overall morbidity measured through the MRMI and ERMI indices and took into account the competing mortality risk. Risk-groups defined upon HF severity and overall morbidity, available at admission, have a 40% separation in HF readmission incidence and specific patterns of risk over the 1-year follow-up period.

As an application to payment models, we compared the performance of the MRMI and ERMI indices, among other predictors, for expenditure prediction. Models were applied to prediction of overall, inpatient and outpatient individual expenditure, for people aged 65 or older and for HF patients aged 65 or older. To illustrate the use of predictive models for prospective resource allocation, we compared predicted with observed mean individual expenditure at the area of residence level. Health-state severity measured through the MRMI and ERMI was the most important predictor, both at the individual and area of residence level.

The MRMI and ERMI indices are performant tools for outcome-specific severity adjustment in studies using SNDS data.
They can be used as stratification or adjustment variables, or among other predictors in predictive models.

Université Paris-Saclay
Espace Technologique / Immeuble Discovery
Route de l'Orme aux Merisiers RD 128 / 91190 Saint-Aubin, France