



HAL
open science

Les dynamiques de localisation des médecins généralistes en France

Iñaki Blanco-Cazeaux

► **To cite this version:**

Iñaki Blanco-Cazeaux. Les dynamiques de localisation des médecins généralistes en France. 2023. ⟨hal-04074939⟩

HAL Id: hal-04074939

<https://hal.science/hal-04074939v1>

Preprint submitted on 19 Apr 2023

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.



Distributed under a Creative Commons CC BY-NC-ND 4.0 - Attribution - Non-commercial use - No Derivative Works - International License

Ce document est la traduction française fournie par l'auteur d'une publication scientifique au sein de la revue *Social Science and Medicine – Population Health* sous la référence suivante : **BLANCO-CAZEAUX I.**, 2022, « Location dynamics of general practitioners in France », *SSM - Population Health*, 19, p. 101240. doi:10.1016/j.ssmph.2022.101240

Veillez ne pas citer cette version mais celle publiée sous la référence qui vient d'être indiquée.

Les dynamiques de localisation des médecins généralistes en France

Résumé

Depuis plusieurs années, le contexte socio-politique français a creusé la fracture territoriale entre la France métropolitaine et la France périphérique. L'accès aux soins fait partie de cette fracture, qui touche aussi bien les villes petites et moyennes que les marges rurales. Cet article s'intéresse à ces dynamiques géographiques dans l'accès aux soins, avec un focus sur les médecins généralistes libéraux, maillons essentiels du parcours de soins en tant que médecins référents. Cet article utilise les données de la statistique publique française de 2007 à 2017 pour construire des panels spatiaux et mettre en évidence les facteurs territoriaux qui expliquent les dynamiques de localisation des généralistes. Sur la période étudiée, la densité de généralistes a diminué et les inégalités territoriales ont augmenté. Il n'y a pas de tendance à l'aggravation de cet isolement ni pour la périphérie ni pour les cantons défavorisés en ce qui concerne la densité de généralistes dans ces zones. En revanche, on note une nette tendance au regroupement des différents types de soins au sein des cantons, entraînant une tendance à la polarisation de l'offre de soins dans les territoires de la France métropolitaine, ce qui implique un autre type de difficulté géographique. L'augmentation des disparités territoriales en matière d'accessibilité aux généralistes ne semble donc pas vraiment correspondre aux fractures classiques en France, mais pose plutôt la question des disparités intra-métropoles et intra-périphéries.

Mots-clés : Démographie médicale, accès aux soins, inégalités territoriales, facteurs de localisation, France.

Location dynamics of general practitioners in France

Abstract

For several years now, the socio-political context in France has widened the territorial divide between metropolitan France and peripheral France. Access to healthcare is part of this divide, which harms small and medium-sized towns as well as rural fringes. This article focuses on these geographic dynamics in access to healthcare, with a focus on self-employed general practitioners (GPs), who are essential links in the care pathway as referring physicians. This paper uses data from French public statistics from 2007 to 2017 to build spatial panels and to highlight the territorial factors that explain the dynamics of the locations of GPs. Over the period under review, the density of GPs has decreased and territorial disparity has increased. There is no trend towards a worsening of this isolation of either the periphery or deprived cantons with regard to the density of GPs in these areas. However, we note a clear trend towards the grouping together of different types of care within cantons, leading to a tendency towards the polarization of the healthcare supply in the territories of mainland France, which implies another type of geographical difficulty. The increase in territorial disparities in accessibility to GPs does not really seem to correspond to the classical divides in France, but rather raises the issue of intra-metropolis and intra-periphery disparities.

Keywords: Medical demography, access to healthcare, territorial inequalities, location factors, France.

1. Introduction

L'accès aux soins est un droit légalement garanti en France. En effet, l'article L. 1110-1 de la loi n°2002-303 du 4 mars 2002 relatif aux droits des malades et à la qualité du système de santé (2002) stipule que l'Etat doit « *garantir et assurer la continuité des soins.* » Malgré cela, les inégalités d'accès aux soins persistent. Les facteurs peuvent être financiers (Bras et Tabuteau, 2012 ; Castry *et al.*, 2019 ; Dourgnon *et al.*, 2012), organisationnels (Ellouze *et al.*, 2018 ; Mauffrey *et al.*, 2016 ; Twomey *et al.*, 2020), discriminatoires (Carde, 2007 ; Harris *et al.*, 2019 ; Pfister, 2014) ou territoriaux (Alfano *et al.*, 2018 ; Goyder *et al.*, 2006 ; Nemet et Bailey, 2000). Ce dernier facteur a tenu une place importante dans les débats publics en France ces dernières années, notamment au travers du mouvement des Gilets Jaunes (Boyer *et al.*, 2020), qui a symbolisé le sentiment de déclassement au sein des territoires éloignés des grandes métropoles (Davezies *et al.*, 2013). En considérant donc l'ensemble des éléments qui viennent d'être avancés, lorsque sur un territoire en France l'offre de soins est déficitaire au regard de la demande, un tel cas est envisagé comme une rupture de l'égalité pourtant légalement garantie.

En outre, le système de santé français est notamment caractérisé par une dichotomie entre un réseau hospitalier principalement public et une médecine libérale ambulatoire (Cash, 2021). Dans ce contexte, les patients sont confrontés à des inégalités financières d'accès aux médecins libéraux (dont les généralistes) selon leur convention et leur secteur¹. Ces inégalités financières peuvent être couplées à celles provoquées par la répartition territoriale. Par ailleurs, la médecine générale est définie en France comme la spécialité qui assure le bon suivi des soins primaires (Gay, 2013). En effet, la loi Hôpital-Patient-Santé-Territoires (HPST) de 2009 définit que les médecins généralistes ont pour mission d'orienter les patients, de coordonner les soins, de contribuer à la prévention, au dépistage, au diagnostic, au traitement et au suivi des patients (Article L4130-1 du code de la santé publique, 2009). Les médecins généralistes sont donc des acteurs essentiels des soins primaires, dont l'Organisation Mondiale de la Santé a souligné le caractère indispensable (Déclaration de la Conférence internationale d'Alma-Ata sur les soins de santé primaires, Alma-Ata, URSS, 6-12 septembre 1978, 2004). Il convient donc d'étudier la manière dont l'offre de soins de ville (et notamment celle des médecins généralistes) est organisée et régulée au sein des territoires français.

¹ Les médecins libéraux sont rémunérés à l'acte, selon des tarifs qui peuvent être fixés par l'Assurance Maladie pour les médecins conventionnés (Article L162-5 du code de la sécurité sociale, 2011). Deux secteurs de conventionnement coexistent : les médecins du secteur 1 appliquent les tarifs de base tandis que ceux du secteur 2 appliquent les dépassements d'honoraires. Dans le secteur non conventionné, les honoraires sont libres et les remboursements sont plus faibles (Article L162-5 du code de la sécurité sociale, 2011).

Jusqu'à récemment, cette régulation était conduite par le mécanisme du *numerus clausus*. Créé en 1971, ce système de sélection, mis en place à l'issue de la Première Année Commune des Études de Santé (PACES), avait pour objectif de réguler la population des professionnels de santé (généralistes et spécialistes) afin d'éviter une sous-densité médicale – qui nuirait à l'accès aux soins – et une sur-densité médicale – qui induirait une augmentation des dépenses sans amélioration significative de la santé de la population (Huguier et Romestaing, 2014). Ce dispositif permettait donc de réguler la démographie médicale mais ne contenait pas de mécanisme visant à réguler le temps de travail ou la zone géographique d'exercice des professionnels de santé (Samson, 2011). Par conséquent, l'augmentation du *numerus clausus* ne serait, en tant que telle, pas une solution aux disparités de la répartition territoriale des praticiens (Huguier et Romestaing, 2014). Dans ce système, la répartition régionale, définie par les Agences Régionales de Santé (ARS), a lieu à la fin de la sixième année d'études (Décret n° 2013-756 du 19 août 2013 portant mesures réglementaires des livres VI et VII du code de l'éducation, 2013). Cependant, le décret n° 2019-1125 du 4 novembre 2019 relatif à l'accès aux formations de médecine, de pharmacie, d'odontologie et de sage-femme (2019) indique qu'à partir de la rentrée 2020, un nouveau système, le *numerus apertus*, est appliqué, permettant aux universités de définir les places disponibles en fonction des besoins territoriaux au niveau régional. Par ailleurs, depuis les années 2000, un certain nombre d'incitations financières ont été mises en place pour encourager les médecins à exercer en milieu rural (Bontron, 2012 ; Chevillard *et al.*, 2018). Cependant, leur efficacité a été évaluée comme limitée (Cardoux et Daudigny, 2017 ; Munck *et al.*, 2015).

À cela s'ajoute le fait que le *numerus clausus* était trop faible dans les années 1990, atteignant son niveau le plus bas (3 500 places) en 1993 (Dormont et Samson, 2008 ; Langlois, 2004), faisant craindre une diminution du nombre de praticiens dans les années 2000 et 2010 (Barlet *et al.*, 2009 ; Bessière *et al.*, 2004 ; Darriné, 2002 ; Niel, 2002). Dans le même temps, la population française vieillissait et avait donc des besoins de soins croissants (Attal-Toubert et Vanderschelden, 2009 ; Breton *et al.*, 2020). De plus, de nombreux médecins issus de la génération du *baby-boom*² étaient sur le point de partir à la retraite (Macé, 2014). Néanmoins, avec le recours à l'immigration (Hounsou, 2014 ; Séchet et Vasilcu, 2012) et le développement du système de cumul emploi-retraite, le Conseil National de l'Ordre des Médecins a constaté une relative stagnation du nombre de médecins en exercice sur la période 2007-2017. Toutefois, ce constat est à relativiser dans la mesure où la densité des généralistes a diminué alors que

² Comme les autres pays occidentaux, la France a connu une forte hausse des naissances après la Seconde Guerre mondiale et jusqu'au milieu des années 1970 (ined.fr, consulté le 03/08/2021).

celle des spécialistes a augmenté. De plus, ces derniers travaillent en moyenne moins qu'auparavant, ce qui s'explique notamment par le fait que les femmes médecins travaillent en moyenne moins que leurs homologues masculins et que la profession se féminise (Bouet et Mourgues, 2017). Ainsi, on constate des difficultés croissantes d'accès aux médecins généralistes en France. Dans ce contexte, il apparaît que les facteurs de choix de localisation des médecins généralistes sont fondamentaux pour déterminer dans quelle mesure ces tensions peuvent s'aggraver en fonction de l'attractivité des territoires.

Ces facteurs ont été largement étudiés. Tout d'abord, l'arrivée de médecins sur un territoire est influencée par l'offre de soins antérieure, la demande et la présence éventuelle d'incitations financières (Barlet et Collin, 2009 ; Couffinhal *et al.*, 2002 ; Dumontet *et al.*, 2016 ; Goddard *et al.*, 2010). Samson (2011) observe une association négative *ceteris paribus* entre la densité de médecins généralistes et leur revenu. Le choix de la localisation des praticiens dépend plus généralement de l'attractivité économique du territoire, notamment des opportunités d'emploi pour les personnes conjointes (Rosenthal *et al.*, 1992) et des besoins en soins de la population. À cet égard, l'offre répond à la demande en raison de la structure sociodémographique de la population et de sa couverture santé (Vogt, 2016). Le revenu attendu, non seulement celui du médecin mais plus généralement du ménage, apparaît ainsi comme un facteur clé du choix de localisation, même s'il n'en est pas le seul déterminant.

En effet, différents facteurs relatifs à la qualité de vie jouent également un rôle dans les décisions de localisation (Carpenter et Neun, 1999 ; Mathews *et al.*, 2012). L'utilisation de l'expression « qualité de vie » ne renvoie pas ici à son sens médical (Schalock, 1993), mais à celui d'un épanouissement par rapport à son environnement naturel et social (Bley et Vernazza-Licht, 1997 ; Mercier et Schraub, 2005). Ainsi, il est possible de lier l'insatisfaction vis-à-vis de son cadre de vie et la mobilité résidentielle (Lee *et al.*, 1994). Un territoire est attractif lorsqu'il gagne plus d'individus et d'activités qu'il n'en perd. L'attractivité résidentielle repose alors sur des facteurs tels que l'accès aux transports, à l'éducation, à l'emploi et aux loisirs (Poirot et Gérardin, 2010). Il en va de même pour les médecins, pour lesquels ces facteurs de qualité de vie ont également été étudiés (Dionne *et al.*, 1987 ; Foster et Gorr, 1992 ; Hingstman et Boon, 1989 ; Isabel et Paula, 2010 ; Scholz *et al.*, 2015). Cette question de la qualité de vie apparaît donc comme un élément de fragilisation de l'engagement des jeunes médecins dans les zones rurales, perçues comme conférant une qualité de vie plus faible en raison d'un accès plus difficile aux services publics et d'une moindre possibilité de nouer des relations sociales (Langlois, 2004).

L'état de l'art amène à s'interroger sur les facteurs explicatifs de la territorialisation des médecins généralistes et donc des inégalités territoriales d'accessibilité à ce type de soins. Quelles sont les caractéristiques explicatives de ces évolutions territoriales ? Plus précisément, quelles sont les caractéristiques territoriales qui ont attiré davantage de médecins généralistes ? À l'inverse, quel est le profil type des territoires où cette densité médicale s'affaiblit ? Sur la base de la littérature, nous pouvons faire l'hypothèse que ces derniers territoires peuvent être ruraux et/ou pauvres. Cela se vérifie-t-il ? Les territoires situés en dehors des grandes villes repoussent-ils les médecins généralistes ? Ce que nous observons en statique se retrouvera-t-il en dynamique ? Il est nécessaire d'explorer plus précisément la manière dont la densité de médecins généralistes interagit avec les caractéristiques du territoire, mais aussi de déterminer, à l'aide de modèles spatiaux, si les territoires environnants ont également un impact. Ainsi, nous pourrions comprendre comment la localisation des médecins généralistes évolue par rapport à la qualité de vie et aux autres offres de soins sur le territoire. Y a-t-il donc concurrence ou complémentarité dans les interactions qui aboutissent à la localisation des médecins généralistes ? En outre, l'utilisation de modèles spatiaux est importante d'un point de vue méthodologique, car l'absence de modélisation de l'autocorrélation spatiale, si elle est présente, constitue un biais de variable omise et induit des coefficients biaisés. À notre connaissance, aucun article ne traite de ces questions en utilisant les méthodes que nous proposons.

En outre, aux études portant sur des positions individuelles, il est intéressant d'ajouter un point de vue démographique. Ainsi, nous pourrions décrire les caractéristiques territoriales qui ont un impact sur l'évolution de la répartition de l'offre de médecins généralistes et donc mettre en lumière la territorialisation des médecins généralistes. Pour ce faire, il sera nécessaire de comprendre comment les dynamiques de localisation se dessinent en fonction de l'état du marché de la santé et des interactions territoriales qui peuvent émerger. Afin de répondre à l'ensemble de ces questions, la partie suivante présentera les données ainsi que les méthodes quantitatives utilisées. La troisième partie se concentrera sur les résultats et la dernière section les discutera et conclura.

2. Méthodologie

2.1. Données

Ce travail nécessite l'utilisation de trois grands types de variables : celles sur l'offre médicale, celles sur le revenu attendu des ménages et celles sur la qualité de vie. Ces deux

derniers types de variables sont utilisés pour comprendre les caractéristiques territoriales qui ont un impact sur l'attractivité de l'installation sur un territoire donné.

Nous avons déjà montré que le revenu attendu des ménages dépend de la demande locale de soins de santé et des possibilités pour les personnes conjointes de trouver un emploi. La littérature sur la qualité de vie indique que la perception des conditions de vie, qu'elles soient considérées comme bonnes ou non, repose sur des facteurs tels que l'accès aux services publics et privés, le fait de vivre dans des zones métropolitaines ou non, et d'autres facteurs liés aux conditions de vie.

Pour comprendre ces facteurs, les premières données utilisées proviennent des recensements français de 2007, 2012 et 2017³. Elles nous fournissent les informations nécessaires à la compréhension des structures démographiques et sociales des territoires. Pour les indications de richesse territoriale, le Fichier Localisé Social et Fiscal des mêmes années sera également utilisé, ainsi que le Zonage en Aires Urbaines (ZAU), pour distinguer les métropoles des périphéries et des marges rurales⁴. Enfin, afin de mesurer l'offre de soins ainsi que la présence de services publics et privés, ce travail s'appuie également sur les données de la Base Permanente des Équipements (BPE), recensant l'ensemble des équipements disponibles à l'échelle de la ville.

2.2. Variables

Pour retranscrire le Processus Générateur des Données (PGD) de l'offre de généralistes dans un territoire donné, la première tâche est de définir quelle échelle territoriale doit être considérée. Il s'agit donc de trouver des ensembles territoriaux présentant une certaine homogénéité en termes de caractéristiques pour pouvoir localiser les phénomènes d'intérêt, mais sans avoir des populations trop faibles. À cet égard, en raison de la ruralité, l'échelle de la commune est trop petite. L'échelle de la communauté de communes est plus grande, regroupant des communes (parfois plusieurs dizaines) aux caractéristiques très diverses, mais elle est probablement trop diverse pour décrire correctement les spécificités locales. Les disparités de

³ Les analyses nécessitent une période d'au moins 10 ans et la Base Permanente des Équipements n'est disponible qu'à partir de 2007. Les mouvements étudiés étant très lents et les modèles utilisés étant très complexes à calculer, le panel se limite à des variations quinquennales.

⁴ Les pôles du ZAU correspondent à un ensemble de villes dont au moins 40% de la population active travaille au sein d'un même pôle. On distingue ensuite les grandes aires urbaines (plus de 10 000 emplois), les aires moyennes (5 000 à 10 000 emplois), les petites aires (1 500 à 5 000 emplois), les villes multipolarisées ou hors aires d'influence (insee.fr, consulté le 07/05/2021). Par la suite, nous distinguerons les grandes aires et les villes multipolarisées qui leur sont associées comme étant la France métropolitaine, tandis que les villes des autres catégories seront appréhendées comme étant la France périphérique.

caractéristiques au sein de ces communautés de communes impliquent que l'utilisation de cette échelle n'est pas pertinente ici. On pourrait alors utiliser l'échelle du bassin de vie, correspondant aux « *plus petit[s] territoire[s] sur [lesquels] les habitants ont accès aux équipements et services les plus courants* »⁵. Cependant, le PGD que nous souhaitons retrouver introduira l'accès à ces services de proximité comme une variable explicative essentielle. Ainsi, l'utilisation d'un tel découpage géographique limiterait cet effet, qui est pourtant l'un des principaux à analyser, aux évolutions au sein des bassins de vie au cours de la période d'étude. D'un point de vue diachronique, cela n'est donc pas satisfaisant. L'échelle intermédiaire des pseudo-cantons⁶ a donc été choisie pour atteindre l'équilibre requis.

Ensuite, la variable expliquée doit représenter l'offre cantonale de médecins généralistes. À cette fin, la densité des médecins généralistes a été utilisée. Elle correspond au nombre de médecins généralistes libéraux⁷ travaillant dans un canton pour 1000 habitants. De plus, afin de normaliser la distribution du terme d'erreur, la variable expliquée a été transformée en forme logarithmique et les cantons avec des valeurs nulles ont été retirés (représentant 118 cantons sur 3490⁸, soit 3,38%). L'élimination de ces cantons peut impliquer un biais de sélection⁹. Cependant, la méthode d'estimation par panel spatial requiert que la distribution de la variable dépendante soit gaussienne (Lee et Yu, 2010). Par conséquent, il est nécessaire de supprimer ces cantons¹⁰.

Parmi les variables explicatives, en plus des variables de structure démographique, des variables de qualité de vie ont été introduites. En particulier, la densité des services (publics et

⁵ Source : Définition disponible sur [insee.fr/fr/metadonnees/definition/c2060](https://www.insee.fr/fr/metadonnees/definition/c2060), consulté le 21/01/2022. On en compte 1 641 en France métropolitaine (Source : Base des bassins de vie, <https://www.insee.fr/fr/information/2115016>, consultée le 21/01/2022).

⁶ Les pseudo-cantons sont créés par l'Institut national de la statistique et des études économiques (Insee) sur le modèle des cantons électoraux utilisés pour les élections départementales en France. Les grandes villes sont incluses comme un seul canton. Les communes plus petites sont regroupées dans des ensembles suffisamment grands, ce qui permet d'éviter la présence d'individus statistiques sans aucun équipement ([insee.fr](https://www.insee.fr), consulté le 16/06/2021). Les cantons utilisés sont ceux antérieurs à la réforme NOTRe (réforme des collectivités territoriales mise en œuvre à partir de 2015), au nombre de 3665 en France métropolitaine.

⁷ En 2014, 58,2% des médecins généralistes étaient indépendants (Le Breton-Lerouvillois, 2014). Cette analyse exclut donc près de 40% des médecins généralistes, qui sont essentiellement salariés. Leur localisation n'est pas totalement libre, puisqu'ils doivent travailler là où il y a de l'emploi, notamment dans les cliniques et les hôpitaux. Cela implique probablement des mécanismes de localisation légèrement différents pour eux que pour les libéraux. Si la question du revenu est peut-être moins prononcée, celle de la qualité de vie peut entrer en jeu de manière similaire. Toutefois, cela ne peut être vérifié ici. Dans la BPE, il n'y a effectivement aucune information sur les médecins généralistes hospitaliers.

⁸ En raison de données manquantes, le nombre de cantons dans la base de données a été réduit précédemment de 3665 à 3490.

⁹ Un tableau de comparaison des moyennes des caractéristiques entre les cantons retenus et les cantons supprimés est disponible dans l'Annexe 3.A.

¹⁰ La fonction de densité de la variable expliquée est présentée dans l'Annexe 3.B.

privés)¹¹ sera utilisée pour refléter l'accès aux loisirs, aux transports, à l'éducation, etc. Elle correspond au nombre de ces services pour 1 000 habitants dans un canton. Le degré d'intégration aux métropoles sera déduit du ZAU par le pourcentage de la population vivant en France périphérique. Tel que les données sont structurées, ce choix implique d'inclure dans un même canton des villes qui n'appartiennent pas nécessairement à la même aire urbaine. Mais de cette manière, la question de l'hétérogénéité des zones périurbaines est abordée. En effet, cette approche inclut des villes ayant des liens faibles ou marginaux avec les grandes métropoles. Par ailleurs, la déprivation économique sera mesurée à l'aide de l'indice *ad hoc* suivant :

$$D = \frac{1}{RUC \times (100 - \%Ch\hat{o}mage)} \quad (3.1)$$

avec *RUC* le revenu médian par unité de consommation et *%Chômage* le pourcentage de chômeurs. De cette manière, plus l'indice est élevé, plus le canton est défavorisé. Pour que l'indice soit compris entre 0 et 1, on utilise ses valeurs maximale (D_{max}) et minimale (D_{min}). Par conséquent, l'indice de déprivation utilisé dans les modèles est D^* :

$$D^* = \frac{D - D_{min}}{D_{max} - D_{min}} \quad (3.2)$$

Enfin, l'offre de soins doit être considérée afin de déterminer si d'autres types de soins peuvent avoir un impact sur la territorialisation du marché des médecins généralistes. L'objectif est donc de comprendre comment les localisations des différents types de soins sont associées *ceteris paribus*, et si elles sont territorialement complémentaires ou concurrentes. Pour ce faire, les densités des hôpitaux et établissements médicaux divers ainsi que des soins spécialisés (densité et diversité) seront introduites. La densité de spécialistes est le nombre de médecins spécialistes pour 1 000 habitants du canton. La diversité des spécialités est le nombre de spécialités représentées dans le canton divisé par le nombre total de spécialités considérées dans la BPE (afin d'avoir un indice de 0 à 1).

Toutes les variables présentées ci-dessus sont résumées dans le Tableau 3.1.

¹¹ Tous les regroupements d'équipements présents au sein de la BPE indiqués dans cette partie sont détaillés en Annexe 3.C.

Tableau 3.1 : Variables

Variable dépendante	
Log de la densité de médecins généralistes	Nombre de généralistes libéraux pour 1000 habitants travaillant dans un canton.
Variables indépendantes (Partie 1) : Demande et offre de soins	
Moins de 25 ans (%)	Pourcentage de la population cantonale âgée de 0 à 24 ans. Cette variable fait partie de la structure démographique influençant la demande de soins.
75 ans et plus (%)	Pourcentage de la population cantonale âgée de 75 ans et plus. Cette variable fait partie de la structure démographique influençant la demande de soins.
Densité de spécialistes	Nombre de médecins spécialistes pour 1000 habitants travaillant dans un canton.
Diversité de spécialité	Nombre de spécialités représentées au sein d'un canton divisé par le nombre total de spécialités.
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	Nombre d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers pour 1000 habitants dans un canton.
Variables indépendantes (Partie 2) : Qualité de vie	
Densité de services	Nombre de services (publics & privés) pour 1000 habitants dans un canton.
Population périphérique (%)	Pourcentage de la population cantonale vivant dans la France périphérique.
Déprivation	Indice (entre 0 et 1) basé sur le chômage et le revenu par unité de consommation médian des ménages d'un canton.

2.3. Stratégie empirique

Après avoir présenté les statistiques descriptives et exécuté un modèle à effets fixes individuels pour contrôler les facteurs de confusion invariants dans le temps, nous montrerons si les cantons environnants ont un impact sur la densité des médecins généralistes et, si oui, quelles formes cela peut prendre. Pour ce faire, nous avons utilisé des tests permettant de déterminer s'il existe une autocorrélation spatiale et des modèles de panels spatiaux sous leurs différentes formes¹². En effet, la modélisation spatiale est basée sur des données spatialement référencées, ce qui signifie qu'une des difficultés est de traiter une corrélation spatiale entre des observations partageant des caractéristiques locales, corrélation qui peut se trouver dans le terme d'erreur si elle n'est pas modélisée autrement¹³. On parle alors d'autocorrélation spatiale, puisque l'objectif est d'étudier les liens entre les observations et leur voisinage au sein du terme

¹² Les relations spatiales sont modélisées par une matrice normalisée de distances inverses.

¹³ Pour davantage d'explications sur l'économétrie spatiale, le lecteur peut se référer à l'Annexe 3.D.

d'erreur ou au sein d'une même variable¹⁴. Un modèle spatial vise donc à décrire les relations d'influence, de diffusion, de débordement, de dépendance ou d'externalité qui existent entre les points d'un voisinage spatial (Anselin et Bera, 1998 ; Geary, 1954). Pour reprendre les termes de Manski (1993), cela permet de distinguer si les facteurs affectant le voisinage sont endogènes ou exogènes. Dans le cas d'un effet endogène, la densité de médecins généralistes dans un canton aurait un impact sur la densité de médecins généralistes dans les cantons voisins, conduisant à un facteur endogène négatif si l'on suppose que l'offre est concentrée dans certains cantons et entraîne une concurrence territoriale, ou à un facteur positif si, au contraire, les médecins généralistes ont tendance à se localiser dans des grappes de cantons. Pour l'effet exogène, les caractéristiques d'un canton, observées ou non, auraient un impact sur la densité des médecins généralistes dans les cantons voisins. Cette méthode de retranscription du PGD permet donc de s'affranchir simultanément du biais de variable omise lié à la structure spatiale et des facteurs de confusion invariants dans le temps. Elle permet également de tester différents modèles. Pour des raisons de lisibilité et suivant la procédure expliquée dans l'Annexe 3.D, un modèle a été sélectionné, le modèle d'erreur spatiale de Durbin (SDEM) avec des effets fixes individuels (*i.e.* des cantons) :

$$y_{it} = \alpha_i + \beta x_{it} + \theta \sum_{i \neq j} w_{ij} x_{jt} + u_{it} \text{ avec } u_{it} = \lambda \sum_{i \neq j} w_{ij} u_{jt} + \varepsilon_{it} \quad (3.3)$$

avec y_{it} la valeur du logarithme de la densité de généralistes pour le canton i à la période t (avec $t = 2007 ; 2012 ; 2017$) ;

α_i l'effet fixe canton ;

x_{it} la valeur d'une des variables explicatives (récapitulées dans le Tableau 4.1) pour le canton i à la période t ;

w_{ij} la matrice des relations spatiales entre les cantons i et j ;

x_{jt} la valeur d'une des variables explicatives pour le canton j à la période t ;

u_{it} le terme d'erreur pour le canton i à la période t , qui est fonction du terme d'erreur associé aux cantons j à la même période ;

ε_i le résidu non-spatialisé pour le canton i à la période t .

Ce modèle permet de capturer les effets exogènes expliqués et inexpliqués, alors que dans le panel non spatialisé, $\theta = \lambda = 0$. Cependant, les trois types d'effets (endogène, exogène, erreur) conduisent à des interprétations différentes des modèles standards (LeSage et Pace, 2009). Dès lors qu'un effet exogène est ajouté, cela implique que $\frac{\partial y_i}{\partial x_j} = \theta w_{ij}$. Ainsi, x_i et x_j ont conjointement un effet total sur y_i qui peut être décomposé comme le résultat d'un effet direct

¹⁴ À cet égard, les statistiques qui tentent de la mesurer restent proches d'un coefficient de corrélation (Legendre, 1993).

$\frac{\partial y_i}{\partial x_i}$ et d'un effet indirect $\frac{\partial y_i}{\partial x_{kj}}$. Ces effets directs et indirects (dont la somme est l'effet total)

sont présentés à la suite des résultats des régressions.

3. Résultats

Les statistiques du Tableau 3.2 montrent les évolutions des variables. Tout d'abord, elles indiquent que sur la période 2007-2017, la densité des généralistes a sensiblement diminué, tandis que les disparités dans leur répartition territoriale ont augmenté. Ces éléments confirment et complètent des résultats déjà connus. Pour prolonger ces résultats, la Figure 3.1 cartographie l'évolution de la densité de généralistes et montre à la fois le caractère infra-départemental de ces disparités et la croissance des zones de faible accès aux soins généralistes, notamment dans la moitié nord de la France métropolitaine. Par ailleurs, des inégalités territoriales ont émergé dans la mesure où il semble que les cantons les mieux dotés sont spatialement associés, comme les moins bien dotés, en termes de densité médicale. Ceci est confirmé par les tests spatiaux (Annexe 3.E) associés aux statistiques de Moran (1948, 1950) et de Geary (1954), qui indiquent tous deux des autocorrélations spatiales positives au sein des résidus du modèle de panel non spatial.

Tableau 3.2 : Statistiques descriptives - évolution des moyennes et des erreurs standard¹⁵

Variabes	Panel	2007	2012	2017
Log de la densité de médecins généralistes	-0.184 [0.0043]	-0.134 [0.0069]	-0.179 [0.0074]	-0.238 [0.0078]
Densité de médecins généralistes (Gini)	0.229	0.216	0.228	0.240
Moins de 25 ans (%)	28.209 [0.0419]	28.941 [0.0713]	28.282 [0.0708]	27.403 [0.0734]
75 ans et plus (%)	10.323 [0.0333]	9.711 [0.0564]	10.471 [0.0579]	10.789 [0.0572]
Densité de spécialistes	0.300 [0.0053]	0.296 [0.0091]	0.297 [0.0090]	0.308 [0.0096]
Diversité de spécialités	0.226 [0.0033]	0.229 [0.0059]	0.226 [0.0057]	0.223 [0.0056]
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	4.490 [0.0186]	4.129 [0.0293]	4.437 [0.0316]	4.905 [0.0341]
Densité de services	21.808 [0.0931]	20.186 [0.1629]	21.917 [0.1542]	23.321 [0.1622]
Population périphérique (%)	26.489 [0.3631]	26.672 [0.6325]	26.449 [0.6283]	26.345 [0.6262]
Déprivation (D*)	0.401 [0.0009]	0.431 [0.0018]	0.399 [0.0014]	0.372 [0.0013]

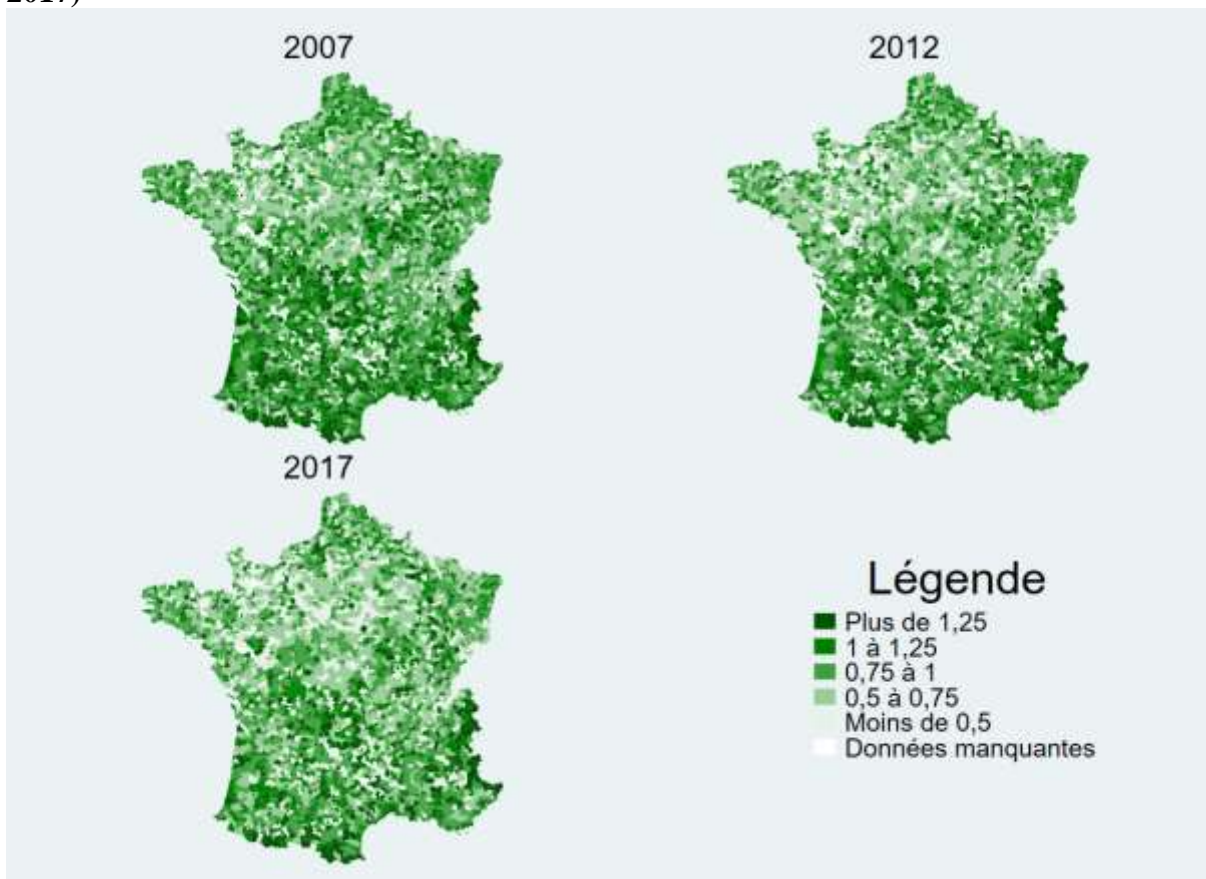
Sources : BPE, Filosofi, recensements (2007, 2012 et 2017) et ZAU.

Traitement : Auteur.

¹⁵ Les statistiques descriptives sont détaillées dans l'Annexe 3.F.

Dans le même temps, les statistiques descriptives confirment que la population française a vieilli (avec moins de jeunes et plus de personnes âgées proportionnellement dans la population), ce qui implique à nouveau plus de besoins en soins. La densité de médecins généralistes n'ayant pas évolué dans le même sens que la demande, les tensions autour des besoins sont de plus en plus fortes.

Figure 3.1 : Cartes de l'évolution de la densité des médecins généralistes en France (2007-2017)



Sources : BPE et recensements (2007, 2012 et 2017).

Traitement : Auteur.

Quant aux changements au sein des territoires, globalement, davantage de services sont disponibles pour la population (de 20 services pour 1 000 personnes à plus de 23), la déprivation a été réduite et la population vivant en dehors des zones d'influence des grandes métropoles a légèrement diminué.

Une partie des panels modélisés, et plus particulièrement des panels spatiaux, est présentée dans le Tableau 3.3¹⁶. Le Tableau 3.4 présente les impacts directs (X_i sur Y_i), indirects (X_i sur Y_j et X_j sur Y_i) et totaux des différentes variables explicatives.

Sur la sensibilité de la variable expliquée à l'offre d'autres soins, on observe des effets directs toujours significatifs et positifs. À cet égard, une augmentation de la densité de spécialistes et de la diversité des spécialités¹⁷, ou encore de la densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers au sein d'un canton, a un impact significativement positif sur la densité de médecins généralistes au sein de ce même canton. En revanche, aucun impact indirect n'est observé entre ces mêmes variables. En d'autres termes, les changements dans la densité de spécialistes dans les cantons environnants n'ont pas d'impact sur la densité de médecins généralistes dans un canton. Il en va de même pour les hôpitaux et les établissements médicaux divers. Par ailleurs, en termes spatiaux, il n'y a pas d'effet endogène¹⁸. Ici, l'augmentation de la densité de médecins généralistes dans les cantons voisins ne semble pas non plus avoir d'impact sur cette même densité dans un canton. En termes de phénomènes géographiques, il ne semble pas y avoir d'effet *push* ou *pull* dans la localisation des médecins généralistes au niveau du canton. En ce qui concerne la structure démographique, nous observons tout d'abord que les changements dans la structure d'âge n'ont un impact sur la densité de médecins généralistes que pour les personnes âgées lorsque le biais d'autocorrélation spatiale a été supprimé. Si le pourcentage de personnes âgées de 75 ans et plus augmente d'un point dans un canton, la densité de généralistes dans ce même canton augmente de 1,1%. Pour une même variation dans les cantons environnants, la densité de médecins généralistes dans un canton augmente de 10%.

En ce qui concerne la qualité de vie, la dynamique de la périphérisation a un impact positif (qu'il soit direct ou indirect) sur la densité des médecins généralistes¹⁹. Ensuite, les changements dans la privation n'ont pas d'impact dans le contexte des modèles spatiaux, ce qui implique qu'une augmentation de la pauvreté ne fait pas fuir les généralistes²⁰. En revanche,

¹⁶ Afin de simplifier la présentation des résultats, les Tableaux 3.3 et 3.4 ne présentent que le modèle sélectionné par la procédure expliquée dans l'Annexe 3.D et dont les résultats sont présentés dans l'Annexe 3.E. Pour consulter l'ensemble des résultats, le lecteur peut se référer aux Annexes 3.G et 3.H.

¹⁷ Les résultats relatifs à l'impact des variations de la diversité des spécialités dans le temps doivent être considérés avec la plus grande prudence, car ils excluent près des trois quarts des cantons. Le lecteur peut se référer à l'Annexe 3.I pour plus de détails.

¹⁸ À l'exception du modèle SAR, voir l'Annexe 3.G.

¹⁹ Ce résultat doit toutefois être considéré avec prudence, car les variations de la part de la population des cantons vivant dans les territoires périphériques ne concernent qu'environ un tiers des cantons.

²⁰ Cela pourrait être attribué à la longueur du panel et au fait que sur plusieurs décennies, le résultat pourrait être différent.

dans le modèle non spatialisé, la dynamique de la densité des généralistes est positive dans les zones déprivées économiquement. À tout cela s'ajoute la densité des services, dont les impacts directs sont positifs et les impacts indirects négatifs. Ainsi, une augmentation d'un service pour 1000 habitants dans un canton est associée, toutes choses égales par ailleurs, à une augmentation de la densité des médecins généralistes de 0,4%. Lorsque la même augmentation de la densité de services se produit dans les cantons voisins, cela diminue la densité de médecins généralistes dans un canton de 5,4%. Ces services, qui contribuent grandement à la vie quotidienne, ont donc un fort pouvoir d'attraction, allant jusqu'à vider les cantons voisins qui en sont dépourvus.

Tableau 3.3 : Modèles – Déterminants spatialisés et non spatialisés des dynamiques de densité des médecins généralistes

	PANEL	SDEM
Coefficients non-spatialisés		
Moins de 25 ans (%)	0.009**	-0.002
75 ans et plus (%)	0.002	0.011*
Densité de spécialistes	0.034*	0.034*
Diversité de spécialités	0.243***	0.216***
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	0.023***	0.034***
Densité de services	-0.006***	0.004***
Population périphérique (%)	0.008**	0.005*
Déprivation (D*)	1.020***	0.069
Coefficients spatialisés		
wU		0.326
wMoins de 25 ans (%)		0.010
w75 ans et plus (%)		0.100*
wDensité de spécialistes		0.307
wDiversité de spécialités		-0.075
wDensité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers		-0.039
wDensité de services		-0.054***
wPopulation périphérique (%)		0.267**
wDéprivation (D*)		-0.702
Information et tests		
N	10,314	10,314
Pseudo R ²	0.065	0.040
AIC	-9,264.3	-3,618.5
BIC	-9,199.1	-3,488.1

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2007, 2012 et 2017) et ZAU.

Traitement : Auteur.

Note : * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tableau 3.4 : Impacts directs, indirects et totaux des caractéristiques territoriales sur les dynamiques de densité des médecins généralistes

	SDEM
Impacts directs	
Moins de 25 ans (%)	-0.002
75 ans et plus (%)	0.011*
Densité de spécialistes	0.034*
Diversité de spécialités	0.216***
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	0.034***
Densité de services	0.004**
Population périphérique (%)	0.005*
Déprivation (D*)	0.069
Impacts indirects	
Moins de 25 ans (%)	0.010
75 ans et plus (%)	0.100*
Densité de spécialistes	0.307
Diversité de spécialités	-0.075
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	-0.039
Densité de services	-0.054***
Population périphérique (%)	0.267**
Déprivation (D*)	-0.702
Impacts totaux	
Moins de 25 ans (%)	0.007
75 ans et plus (%)	0.111*
Densité de spécialistes	0.340
Diversité de spécialités	0.141
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	-0.005
Densité de services	-0.049***
Population périphérique (%)	0.273**
Déprivation (D*)	-0.632

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2007, 2012 et 2017) et ZAU.

Traitement : Auteur.

Note : * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

4. Discussion

Finalement, quelles sont les caractéristiques territoriales qui ont un impact sur les dynamiques de localisation des généralistes ? Pour l'analyser, il faut d'abord garder à l'esprit que la densité des médecins généralistes a diminué entre 2007 et 2017 et que les disparités territoriales se sont accrues. Une hypothèse issue de la littérature pourrait être que les cantons pauvres et isolés des métropoles soient les premières victimes de ces inégalités. Nos résultats indiquent que ce n'est pas le cas. *Ceteris paribus*, les dynamiques de déprivation d'un canton et de ses voisins n'ont pas d'impact sur la densité des médecins généralistes. En ce qui concerne le pourcentage de la population périphérique, l'effet est en fait l'inverse de ce que l'on aurait pu attendre, puisque là où le phénomène de périphérisation se produit, la densité augmente. Par

conséquent, ce travail ne conclut pas que l'isolement des zones périphériques et pauvres en termes d'accès aux médecins généralistes s'aggrave en tant que tel. Cela ne signifie pas que cet isolement n'existe pas²¹. Cependant, nous ne constatons pas qu'il est aggravé parce que les territoires sont exclus des grandes métropoles, ni qu'ils sont appauvris. Les résultats n'indiquent donc pas les dynamiques socio-territoriales attendues. Il ne s'agit pas d'une simple opposition entre la France métropolitaine et la France périphérique. La cartographie des dynamiques territoriales d'implantation des médecins généralistes indique des disparités intra-territoriales, intra-métropoles et intra-périphéries. Définir des politiques à l'échelle régionale ne semble donc pas très pertinent pour traiter ces questions.

À quoi peut-on alors attribuer ces évolutions territoriales ? Les cantons qui ont connu une augmentation de l'offre de services attirent les médecins généralistes, entraînant un effet centripète qui se caractérise par des effets indirects négatifs. Ceci souligne à nouveau l'importance de l'utilisation de modèles spatiaux, car dans le panel classique, l'effet des services est inverse. Ainsi, ne pas exclure les biais spatiaux du PGD conduirait à une mauvaise compréhension de ces dynamiques. De plus, l'utilisation de pseudo-cantons plutôt que de bassins de vie souligne l'importance de la densité des services parmi les facteurs de qualité de vie. La proximité des commerces, des loisirs, des transports, des services publics, etc. apparaît ainsi comme un facteur important dans la localisation des médecins généralistes libéraux.

En outre, cette offre de soins semble augmenter là où d'autres offres de soins (ambulatoires ou hospitalières) ont elles-mêmes augmenté. Cela signifie qu'il existe des dynamiques de regroupement au sein des cantons. On observe donc une complémentarité territoriale plutôt qu'une concurrence. Cependant, la portée de cette attraction ne semble pas s'étendre au-delà du canton lui-même puisque ces mêmes variables n'ont pas d'effets indirects. L'effet d'attraction des spécialistes, hôpitaux et autres institutions médicales est donc très localisé. Néanmoins, les données ne montrent pas d'effets de concurrence dans les choix de localisation, mais plutôt une complémentarité entre les différents services de santé, même si cela serait peut-être différent avec un nombre de médecins beaucoup plus important. Il en résulte une tendance à la polarisation des soins disponibles entre les cantons, certains bénéficiant de plus en plus de soins et d'autres de moins en moins. Il est possible que ce phénomène soit en partie attribué à la croissance des Maisons de Santé Pluriprofessionnelles (MSP) ou des pratiques professionnelles regroupées (Chaput *et al.*, 2019). En effet, outre la diminution de la disponibilité des médecins généralistes au cours des années 2000 et 2010 en

²¹ Nous ne contestons en conséquence pas les précédents travaux sur ce point.

France, un autre phénomène a été leur tendance à se regrouper²², notamment pour les jeunes praticiens au sein des MSP. Ces centres sont passés de 20 en 2008 à 1 300 en 2020 et sont répartis sur l'ensemble du territoire français mais principalement dans les zones périurbaines et les marges rurales, compensant ainsi la baisse des soins de ville, notamment en médecine générale²³ (Chevillard *et al.*, 2013 ; Chevillard et Mousquès, 2020). Outre la fourniture de soins dans des territoires auparavant déficitaires, les MSP permettent aux médecins de travailler moins longtemps en moyenne (Aulagnier *et al.*, 2007 ; Bourgueil *et al.*, 2009). Elles constituent donc un outil de lutte contre la pénurie de médecins. Cependant, cette forme de soins conduit à une polarisation de l'offre de soins, ce qui peut entraîner des difficultés en termes d'accès géographique.

On peut donc mettre en évidence une nette tendance au regroupement dans les cantons des médecins selon les spécialités, dans des zones permettant un accès facile à toute une série de services, et sans désavantage apparent pour les zones rurales par rapport aux grandes villes ou pour les zones en voie de paupérisation. Comme la littérature l'a avancé, le fait que cet isolement ne soit pas aggravé est probablement aussi en partie dû aux MSP, mais cet article n'en apporte pas la preuve empirique.

Cependant, certaines de ces interprétations restent discutables, car plusieurs variations se basent sur une proportion relativement faible de cantons (notamment pour la diversité des spécialités et pour la périphérisation) ou sur une période de temps qui peut être trop courte pour avoir un impact significatif (notamment pour la déprivation). Par conséquent, une réplication de cette étude sur une période plus longue serait intéressante afin de confirmer ou d'infirmer certains résultats. Cependant, la BPE n'étant disponible que depuis 2007, il est actuellement impossible de mener ce type de travail en France. Par ailleurs, le nombre de médecins généralistes, utilisé ici pour établir la variable expliquée, ne reflète pas parfaitement l'offre de soins. Pour cela, des données plus spécifiques seraient nécessaires, notamment le nombre d'heures travaillées. Ce problème de disponibilité des données implique également qu'à ce stade, il n'est pas possible de décaler temporellement certaines des variables explicatives (notamment l'offre médicale) sans se retrouver avec un panel beaucoup trop court. En effet, nos modèles en panels traduisent des dynamiques de localisation, sans pouvoir définir des liens de

²² En 2019, la proportion de médecins généralistes libéraux exerçant en groupe s'élève à 61 % (Chaput *et al.*, 2019) contre 54 % en 2009 (Baudier *et al.*, 2010).

²³ Si la densité médicale diminue dans les couronnes périurbaines et les marges rurales, ce n'est pas pour les mêmes raisons. Dans le périurbain, c'est parce que la population augmente, alors que dans les marges rurales (où la population n'augmente pas et vieillit), c'est parce qu'il y a de moins en moins de médecins (Chevillard et Mousquès, 2020).

causalité parfaitement clairs. Pour ce faire, il serait intéressant de reproduire des modèles similaires, mais en utilisant des variables explicatives de la période précédente. On pourrait ainsi déterminer si l'offre de soins préexistante joue un rôle d'aimant pour la localisation des médecins généralistes. Enfin, la contrainte d'éliminer de la variable dépendante les cantons dont les valeurs sont nulles nous a empêché de produire le même type de modèle avec l'offre ajustée de spécialistes comme variable explicative. L'élaboration d'un modèle spatial nécessite à la fois une continuité territoriale et une normalité de la variable dépendante. Ces conditions n'étant pas réunies pour les spécialistes, nous espérons que de futurs travaux de recherche pourront aborder cette question et apporter des réponses que nous n'avons pas pu donner.

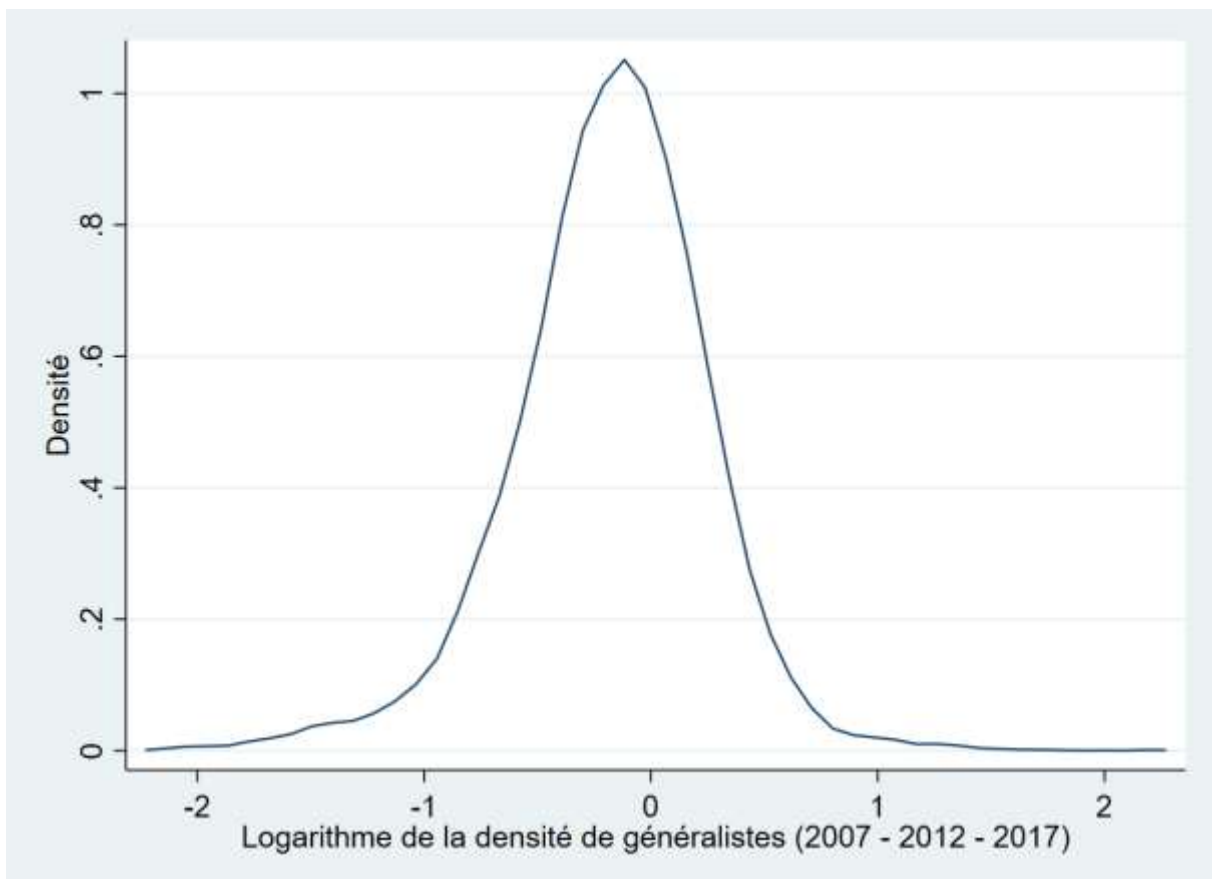
Annexes

Annexe 3.A : Comparaisons des valeurs moyennes des caractéristiques entre les cantons conservés et les supprimés (pour l'ensemble du panel)

Variables	Conservés	Supprimés	P-valeurs des tests t
Moins de 25 ans (%)	28.209	26.661	$< 1 \times 10^{-4}$
75 ans et plus (%)	10.323	9.451	$< 1 \times 10^{-4}$
Densité de spécialistes	0.300	0.006	$< 1 \times 10^{-4}$
Diversité de spécialités	0.226	0.002	$< 1 \times 10^{-4}$
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	4.490	1.334	$< 1 \times 10^{-4}$
Densité de services	21.808	18.792	$< 1 \times 10^{-4}$
Population périphérique (%)	26.489	42.44	$< 1 \times 10^{-4}$
Déprivation (D*)	0.401	0.413	0.0100

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2007, 2012 et 2017) et ZAU.

Traitement : Auteur.

Annexe 3.B : Fonction de densité de la variable dépendante

Sources : BPE et recensements (2007, 2012 et 2017).

Traitement : Auteur.

Annexe 3.C : Description des catégorisations d'équipements issus de la BPE

La section 2 présente notamment les variables utilisées pour mener les analyses quantitatives. Parmi ces variables, on compte des catégories de services établies grâce aux données de la BPE. Ci-dessous est indiquée la liste exhaustive des équipements considérés par catégorie.

Les spécialités médicales considérées sont : Cardiologue ; Dermatologue ; Gynécologue ; Gastro-entérologue ; Psychiatre ; Ophtalmologue ; Oto-rhino-laryngologue ; Pédiatre ; Pneumologue ; Radiologue ; Stomatologue.

Les établissements hospitaliers et médicaux divers sont : Pharmacie ; Dentiste ; Sage-femme ; Infirmier ; Masseur-kinésithérapeute ; Orthophoniste ; Orthoptiste ; Podologue ; Audio-prothésiste ; Ergothérapeute ; Psychomotricien ; Diététicien ; Psychologue ; Laboratoire d'analyses médicales ; Ambulances ; Transfusion sanguine ; Établissement thermal ; Personnes âgées : hébergement ; Personnes âgées : soins à domicile ; Personnes âgées : services d'aide ; Personnes âgées : foyer restaurant ; Personnes âgées : service de repas à domicile ; Garde de jeunes enfants ; Enfants handicapés : hébergement ; Enfants handicapés : soins à domicile ; Adultes handicapés : hébergement ; Adultes handicapés : services ; Travail protégé ; Aide sociale à l'enfance : hébergement ; Aide sociale à l'enfance : action éducative ; CHRS ; Centre provisoire d'hébergement ; Centre d'accueil pour demandeur d'asile ; Autres établissements.

Les services considérés sont : Police ; Trésorerie ; Agence pour l'emploi ; Gendarmerie ; Bureau de poste ; Ecole maternelle ; RPI maternelle ; Ecole élémentaire ; RPI élémentaire ; Collège ; Autre enseignement supérieur ; Lycée général/technologique ; Lycée professionnel ; SGT ; SEP ; STS CPGE ; Formation en santé ; Formation au commerce ; Autre formation post-bac non-universitaire ; UFR ; Institut universitaire ; Ecole d'ingénieurs ; Enseignement général supérieur privé ; École d'enseignement supérieur agricole ; Centre de formation d'apprentis agricoles ; Centre de formation d'apprentis ; GRETA ; Formation professionnelle continue agricole ; Formation aux métiers du sport ; Autre formation continue ; Résidence universitaire ; Restaurant universitaire ; Maison de justice et de droit ; Antenne de justice ; Antenne départementale d'accès aux droits, Banque, Caisse d'Épargne ; Pompes funèbres ; Réparation automobile et de matériel agricole ; Contrôle technique automobile ; Location auto-utilitaires légers ; École de conduite ; Maçon ; Plâtrier peintre ; Menuisier, charpentier, serrurier ; Plombier, couvreur, chauffagiste ; Électricien ; Entreprise générale du bâtiment ; Coiffure ; Vétérinaire ; Agence de travail temporaire ; Agence immobilière ; Blanchisserie-Teinturerie ; Soins de beauté ; Hypermarché ; Supermarché ; Grande surface de bricolage ; Supérette ;

Épicerie ; Boulangerie ; Boucherie-charcuterie ; Produits surgelés ; Poissonnerie ; Librairie-papeterie-journaux ; Magasin de vêtements ; Magasin d'équipements du foyer ; Magasin de chaussures ; Magasin d'électroménager, audio-vidéo ; Magasin de meubles ; Magasin d'art, de sport et de loisirs ; Magasin de revêtements, murs et sols ; Droguerie, quincaillerie, bricolage ; Parfumerie ; Horlogerie-Bijouterie ; Fleuriste ; Station-service ; Restaurant ; Cinéma ; Agence de voyages ; Hôtel homologué ; Camping homologué.

Annexe 3.D : Principes d'économétrie spatiale

D.1. Enjeux liés à la modélisation géographique

Un modèle économétrique vise à l'évaluation empirique d'un modèle théorique ou d'hypothèses de recherche qui établissent une relation entre une variable expliquée et des variables explicatives. La façon dont on définit cette relation correspond à la forme fonctionnelle du modèle. Ainsi, afin de mener convenablement une telle analyse quantitative, il convient en premier lieu de considérer l'identification du type de données auxquelles on a affaire (Wooldridge, 2013).

Présentement, la détention d'informations sur la position géographique des individus statistiques implique le recours à des techniques spécifiques que l'on regroupe sous le terme d'*économétrie spatiale*. Effectivement, cette information n'est pas sans implication dans l'analyse que l'on doit mener car la localisation indique généralement des informations diverses, qu'il convient d'adéquatement modéliser (Dubé et Legros, 2014).

L'économétrie spatiale repose alors sur des données spatialement référencées, ce qui peut poser pour enjeu de devoir traiter la corrélation dans l'espace des observations partageant des caractéristiques locales, corrélation qui peut se retrouver dans le terme d'erreur si elle n'est pas modélisée par ailleurs. On parle alors d'autocorrélation spatiale puisqu'il s'agit, au sein des aléas ou d'une même variable, d'étudier les liens entre les observations et leur voisinage²⁴. Un schéma spatial vise donc à décrire les relations d'influence, de diffusion, de débordement, de dépendance ou d'externalité qui existent entre des points d'un voisinage spatial (Anselin et Bera, 1998 ; Geary, 1954). Théoriquement, si l'on considère dans un modèle que l'environnement spatial a un impact sur le processus décisionnel des agents économiques, étant donné que plusieurs agents partagent le même environnement, on constatera une relative similitude des choix d'individus spatialement proches. Cette similarité peut se déterminer sur

²⁴ En ce sens les statistiques cherchant à la mesurer demeurent proches d'un coefficient de corrélation (Legendre, 1993).

deux plans : d'une part, les individus proches sont influencés par un même environnement et, d'autre part, le fait qu'ils soient dans un même environnement indique sans doute qu'ils ont des caractéristiques individuelles relativement proches, si ce n'est similaires. Dans une perspective de généralisation, Manski (1993) distingue trois facteurs d'incidence sur le voisinage : les facteurs endogènes (des comportements individuels pèsent sur ceux du voisinage), les facteurs exogènes (des caractéristiques individuelles influent sur les comportements voisins) et les facteurs corrélés (des impacts communs liés aux éléments environnementaux). Il y a donc de l'autocorrélation spatiale lorsqu'on trouve effectivement un lien entre les observations spatialement proches d'une variable ou des aléas.

On établit en conséquence un test ayant pour hypothèse nulle l'absence d'autocorrélation spatiale. Autrement dit, sous cette hypothèse tout y_i est indépendant des y_j voisins et donc la situation spatiale des données étudiées n'impacte pas les informations qu'elles confèrent. L'hypothèse alternative de ce même test revient alors à considérer deux situations : ou bien l'autocorrélation spatiale est positive (un y_i élevé est associé à des y_j voisins également élevés), ou bien celle-ci est négative (un y_i élevé est associé à des y_j voisins faibles). Cela indique donc que la variable que l'on étudie est spatialement organisée d'une façon ou de l'autre, ce qui n'est pas problématique en tant que tel, sauf si cette autocorrélation se retrouve dans le terme d'erreur (parce que non modélisée) car alors l'hypothèse de Gauss-Markov soulignant la nécessaire absence d'autocorrélation dans les aléas pour que l'estimateur des Moindres Carrés Ordinaires (MCO) soit le meilleur estimateur linéaire sans biais dans la classe des estimateurs linéaires n'est alors plus respectée. En effet, il y a alors un biais dans la variance estimée, ce qui impacte les statistiques de tests tels que Fisher et Student, pouvant donc fausser les résultats quant au pouvoir explicatif des variables du modèle, ainsi que celles des coefficients du modèle (Cliff et Ord, 1981). En conséquence, la bonne spécification du modèle, passant notamment par l'intégration de ces relations spatiales²⁵, vise donc à éviter que l'autocorrélation spatiale se retrouve dans le terme d'erreur sans modélisation.

Cependant, le fait est que l'espace étudié peut tout à fait être hétérogène et, qu'en ce sens, il peut y avoir des spécificités locales en terme d'autocorrélation spatiale. Si l'on cherche donc une vision plus précise de l'autocorrélation spatiale, il peut s'avérer pertinent d'avoir recours à des mesures d'autocorrélation spatiale locale. Il s'agit alors de distinguer la

²⁵ Dans le cas d'une externalité spatiale, la variable expliquée dépend conjointement des caractéristiques de l'individu et de celle des individus voisins.

contribution de chaque relation bilatérale (entre y_i et y_j) au sein de l'indicateur d'autocorrélation spatiale choisi.

Si l'on cherche alors à régler le problème d'autocorrélation spatiale au sein des résidus, on peut vouloir introduire dans le modèle une variable explicative retranscrivant cette structure spatiale. Si, une fois cela fait, le test indique qu'il n'y a plus de problème d'autocorrélation dans les aléas, alors la solution au problème a été déterminée. Par contre, il se peut qu'on ne dispose pas d'une telle variable et alors il convient d'avoir recours à des techniques économétriques particulières. Cela fait donc appel à la spatialisation des données qui, à l'échelle la plus précise, se distingue sous forme de points représentant les adresses des individus étudiés²⁶. En conséquence, les liens spatiaux entre ces individus sont appréhendés par la question des distances.

D.2. Principes liés à la construction d'une matrice spatiale

Ainsi, les individus spatialisés partagent des liens plus ou moins intenses entre eux. Ils ont donc des influences mutuelles et sont pris dans des effets de diffusions inter-individuelles de chocs (Abreu *et al.*, 2004) qu'il s'agit de prendre en compte dans la modélisation et cela d'abord par la spécification d'une matrice de pondérations spatiales basée sur une première matrice représentant les distances entre individus. Il s'agit par ce biais d'appréhender la force du lien entre différentes observations comme fonction de la distance les séparant (Tobler, 1970).

Afin de considérer les distances séparant l'ensemble des points²⁷, on réalise par calcul matriciel le produit entre un vecteur X représentant les coordonnées x_i et le vecteur Y pour les coordonnées y_i . La diagonale principale de la matrice est alors uniquement composée de zéros et la matrice est symétrique.

Le calcul général de la distance entre des individus i et j repose alors sur la formule $d_{ij} = (|X_i - X_j|^q + |Y_i - Y_j|^q)^{1/q}$ tel que $q \in \mathbb{N}$ et prend généralement la valeur de 1 (pour la distance de Manhattan) ou 2 (pour la distance euclidienne). Le calcul de cette dernière repose sur le théorème de Pythagore exprimant que $c^2 = a^2 + b^2 \Leftrightarrow c = \sqrt{a^2 + b^2}$. Cependant, la distance euclidienne ne prend pas en compte les contraintes caractérisant tout espace et en tant que distance la plus courte, elle ne retranscrit pas avec réalisme la séparation effective entre les différents points étudiés. Pour pallier cela, on peut avoir recours à la distance de Manhattan se

²⁶ Des échelles moins précises indiqueront seulement la localisation des individus au niveau de diverses divisions administratives. Plus celles-ci sont étendues et moins l'information sera de qualité.

²⁷ C'est-à-dire les individus spatialisés.

calculant comme $d = a + b$, avec a et b les longueurs de segments formant un angle droit, de telle sorte à s'adapter à l'aménagement urbain. Ces calculs reposent alors sur les distances verticales et horizontales séparant les points, avec $a = \Delta X = |X_i - X_j|$ et $b = \Delta Y = |Y_i - Y_j|$. On obtient donc en tant que distance de Manhattan $d_{ij} = |X_i - X_j| + |Y_i - Y_j|$ et en tant que distance euclidienne $d_{ij} = \sqrt{|X_i - X_j|^2 + |Y_i - Y_j|^2}$. Il convient néanmoins de tenir compte du fait que la limite du calcul de la distance repose sur le caractère non-absolu de cette notion dans la mesure où l'appréciation de son importance dépend à la fois du moyen de transport utilisé et du but ou de la fréquence du déplacement (Künnapas, 1960).

Cependant, en l'état, on ne peut pas se contenter de la matrice des distances pour appréhender les relations entre individus dans la mesure où l'intensité de cette relation est fonction négative de la distance (plus deux points sont éloignés et moins la relation est intense). Établir formellement la modélisation de cette relation est cependant complexe et ne suscite pas de consensus scientifique bien qu'il demeure des bases méthodologiques communes (Getis, 2009 ; Getis et Aldstadt, 2004 ; Griffith, 1981, 1995). On peut cependant généralement considérer que la définition de cette relation est dépendante du contexte ainsi que de l'objet étudiés et qu'en ce sens on ne saurait établir des lois universelles. Structurer par la modélisation des corrélations spatiales entre observations est donc un défi sans réponse arrêtée (Dubé et Legros, 2014).

On note généralement la matrice des pondérations spatiales W où w_{ij} correspond à la force du lien issu de la distance entre les individus/observations i et j et sont donc le résultat d'une transformation des distances basée sur les choix de modélisation des relations spatiales. En ce sens, les éléments w_{ij} ne sont pas stochastiques. Dubé et Legros (2014) indiquent alors quatre façons de transformer des distances en liens spatiaux.

D'abord, les relations de connectivité reposant sur la définition d'un même rayon autour de chaque point observé afin de définir une variable dichotomique pour les w_{ij} . Si l'observation j se trouve dans le rayon autour du point i alors w_{ij} prend la valeur 1 et sinon w_{ij} vaut 0²⁸. Néanmoins, pour des raisons d'arbitrarité relative au seuil et de binarité de l'analyse, cette méthode est relativement limitée.

Ensuite, les relations de distance inverse appliquent aux valeur w_{ij} l'inverse de la distance $w_{ij} = \begin{cases} d_{ij}^{-1} \forall i, j = 1, \dots, N \text{ et } i \neq j \\ 0 \forall i = j \end{cases}$. On peut cependant faire varier la puissance

²⁸ Il faut cependant veiller à ce que chaque point soit connecté à au moins une autre observation.

correspondant à un paramètre de friction spatiale. Il convient alors d'écrire plus généralement

$$w_{ij} = \begin{cases} d_{ij}^{-v} = 1/d_{ij}^v & \forall i, j = 1, \dots, N \text{ et } i \neq j \\ 0 & \forall i = j \end{cases}. \text{ Si } v = 2, \text{ on accroît le poids des observations}$$

proches relativement à celles qui sont éloignées, ce qui est utile lorsque les observations ne sont pas très proches²⁹. On peut aussi considérer qu'au-delà d'un seuil \bar{d} , la relation est nulle. Alors

$$w_{ij} = \begin{cases} d_{ij}^{-v} = 1/d_{ij}^v & \text{si } d_{ij} < \bar{d}, \forall i, j = 1, \dots, N \text{ et } i \neq j \\ 0 & \text{si } d_{ij} > \bar{d} \\ 0 & \forall i = j \end{cases}. \text{ Il s'agit alors de trouver une valeur}$$

optimale pour \bar{d} .

En outre, les relations basées sur l'exponentielle inverse peuvent apparaître plus adaptées que les relations basées sur la distance inverse dans la mesure où elles confèrent un moindre poids aux distances très proches et convergent vers 0 sans qu'il y ait besoin de définir arbitrairement un seuil \bar{d} . Alors $w_{ij} = 1/e^{d_{ij}} = e^{-d_{ij}} \forall i \neq j; i, j = 1, \dots, N$. De plus, si plusieurs observations se trouvent sur un même point, alors $w_{ij} = 1$ et donc ces valeurs ne sont pas ignorées. Néanmoins, si l'on veut malgré tout définir un seuil \bar{d} , cela demeure possible. On

$$\text{considère alors } w_{ij} = \begin{cases} e^{-d_{ij}} \forall d_{ij} \leq \bar{d}; i \neq j; i, j = 1, \dots, N \\ 0 \forall d_{ij} > \bar{d} \\ 0 \forall i = j \end{cases}.$$

Enfin, les relations basées sur la transformation gaussienne se basent sur une distance

$$\text{seuil } \bar{d}^{30}. \text{ On a } w_{ij} = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{\bar{d}}\right)^2\right]^2 \forall d_{ij} \leq \bar{d}; i \neq j; i, j = 1, \dots, N \\ 0 \forall d_{ij} > \bar{d} \\ 0 \forall i = j \end{cases}. \text{ Par rapport aux}$$

relations basées sur l'inverse de l'exponentielle, cette transformation donne un poids plus important aux distances plus éloignées.

En outre, afin de faciliter l'interprétation des tests ou de comparer les résultats obtenus en fonction de différentes matrices de pondération, on a tendance à standardiser les matrices W

en W^* avec $w_{ij}^* = \frac{w_{ij}}{\sum_{i=1}^N w_{ij}}$ et $\sum_{i=1}^N w_{ij}^* = 1$.

Chen (2013) propose des éléments pour choisir quelle relation il convient d'utiliser. D'après l'auteur, si l'étude porte sur un espace étendu, il vaut mieux utiliser une relation basée

²⁹ Car cela causerait des pondérations trop élevées.

³⁰ Avec toujours le même problème d'arbitrarité.

sur l'inverse de la distance³¹. Si, au contraire, l'espace établi est petit, l'inverse de l'exponentielle lui semble plus pertinent. Si enfin l'étude est locale, il vaut mieux avoir recours à la connectivité. Toutefois, on ne peut considérer les conclusions d'un modèle comme véritablement robustes que lorsqu'elles ne varient pas selon les différentes matrices de pondération utilisées. Si les résultats varient alors la solidité de l'analyse est plus incertaine.

D.3. Les tests d'autocorrélation spatiale

Par conséquent, les statistiques d'autocorrélation spatiale reposent sur la somme des produits entre les valeurs w_{ij} de la matrice de pondération spatiale et un indice de similarité c_{ij} dont la détermination peut reposer sur différentes méthodes. On a $\Gamma = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} \times c_{ij}$. Mais puisque l'autocorrélation spatiale est la mesure de la forme et de l'intensité d'une relation spatiale ayant trait à une variable considérée, il s'agit donc de déterminer un schéma spatial à l'aide de la statistique I de Moran (1948, 1950) ou encore de la statistique c de Geary (1954). Dans le calcul de l'indice de Geary, l'indice de similarité est alors $c_{ij} = (y_i - y_j)^2$ avec y_j une synthèse d'un *outcome* y au voisinage de l'individu i ³², formule que l'on peut généraliser en faisant varier la force de la relation avec $c_{ij} = (y_i - y_j)^\rho$. Par contre, dans le calcul de la statistique I de Moran, le c_{ij} est calculé d'après la covariance tel que $c_{ij} = (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})$. Alors $I = \frac{N}{\delta_0} \times \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}$ avec $\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N}$ et $\delta_0 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij}$ correspondant donc à la somme des pondérations spatiales permettant de rendre les statistiques I comparables entre elles. De plus, si la matrice des pondérations est standardisée, alors $\delta_0 = N$.

Enfin, la statistique $I \in [-1; 1]$, son interprétation est donc similaire à celle d'un coefficient de corrélation. Lorsqu'elle est centrée et réduite, I suit une loi gaussienne centrée réduite et $t = \frac{I - E(I)}{\sigma_I}$.

D.4. Différentes modélisations spatiales

Au regard de tous les éléments précédemment développés, le principe d'un modèle spatial est donc d'intégrer à la modélisation un décalage spatial (*spatial lag* en anglais) reposant sur les matrices spatiales, tout cela afin que l'autocorrélation spatiale ne demeure pas non

³¹ Ce qui est le cas de notre étude.

³² $y_j = \sum_{i=1}^N w_{ij} \times y_i$. Matriciellement, on multiplie $W_{(N \times N)}$ aux valeurs de $y_{(N \times 1)}$ pour obtenir $y_j = W \cdot Y_{(N \times 1)}$.

modélisée dans les aléas. Les relations spatiales peuvent néanmoins prendre différentes formes desquelles résultent différents modèles spatiaux.

En effet, tel que précédemment indiqué Manski (1993) distingue au sein des relations spatiales les facteurs corrélés des facteurs endogènes et exogènes (Figure 3.D.1). En modélisation, cela prend la forme suivante (Elhorst, 2010) :

$$y_i = \rho w_{ij} y_j + \beta x_i + \theta w_{ij} x_j + u_i \text{ avec } u_i = \lambda w_{ij} u_j + \varepsilon_i \quad (3.D.1)$$

avec y_i la valeur de la variable dépendante pour l'individu i ;

y_j les valeurs de la variable dépendante pour les individus j (constituant le voisinage de i) ;

w_{ij} la matrice des relations spatiales entre les individus i et j ;

ρ le coefficient spatial endogène ;

x_i la valeur d'une variable explicative pour l'individu i ;

β le coefficient associé à l'effet de cette variable ;

x_j la valeur d'une variable explicative pour les individus j (qui est spatialisée par son produit avec w_{ij}) ;

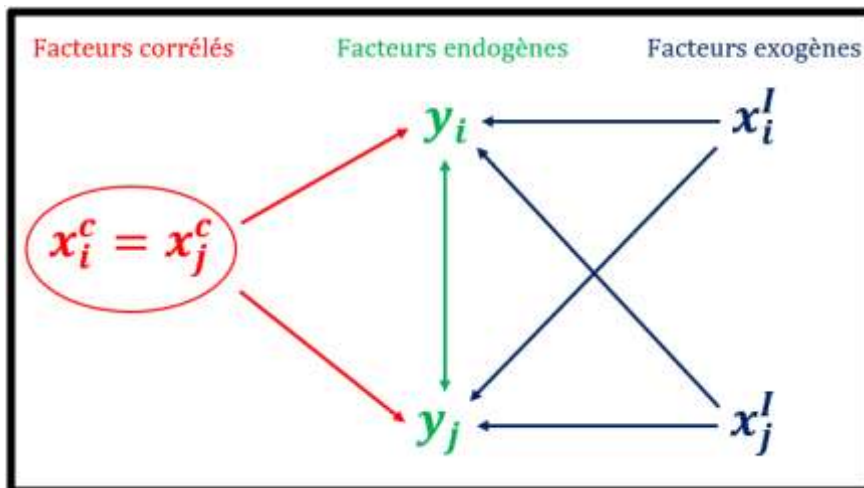
θ le coefficient associé à l'effet de cette variable explicative spatialisée ;

u_i le terme d'erreur pour l'individu i , qui est fonction des termes d'erreur associés aux individus j (elle est donc spatialisée) ;

ε_i l'aléas non spatialisé pour l'individu i .

En tant que tels, les facteurs corrélés de dépendance spatiale ne nécessitent pas de modélisation spatiale dans la mesure où leur nature même explique la présence d'autocorrélation spatiale au sein de la variable à expliquer (puisque les individus partagent des caractéristiques environnementales). En supposant que celles-ci soient mesurables et mesurées, leur introduction à la modélisation peut suffire à retranscrire la structure spatiale du PGD et donc à éliminer l'absence de modélisation de cette autocorrélation spatiale. Pour ce qui est des facteurs endogènes, il convient de faire un modèle contenant cet effet endogène *via* un terme du type ρWY . Pour ce qui est des facteurs exogènes, le modèle se doit de contenir un effet dans une variable exogène (ou plusieurs) de la forme θWX . Le fait est qu'il peut y avoir également des facteurs exogènes que l'on ne peut pas introduire à la modélisation autrement que par le terme d'erreur parce que non mesurables ou non mesurés³³. En ce sens, il convient de recourir à un modèle spatial dans l'erreur avec $U = \lambda WU + \varepsilon$.

³³ Cela peut être dû à la présence d'effets fixes liés à la localisation des observations alors que cela serait trop lourd à introduire au travers d'une variable catégorielle.

Figure 3.D.1 : Relations spatiales définies par Manski

Source : Auteur.

De tous ces éléments découlent différentes modélisations spatiales visant à retranscrire une ou plusieurs formes de facteurs explicatifs d'autocorrélation spatiale qui ont été résumées par LeSage et Pace (2009) et dont les formes fonctionnelles sont récapitulées dans le Tableau 3.D.1. Ainsi, le modèle à autocorrélation spatiale (SAR) introduit un décalage spatial au sein de la variable endogène. De même, le modèle à décalage spatiale exogène (SLX), ou modèle à variables explicatives spatialisées, introduit donc l'effet spatial au sein d'une ou de plusieurs variables exogènes. Le modèle à erreur spatiale (SEM) modélise quant à lui l'effet spatial à partir du terme d'erreur.

Par prolongement des précédents modèles, d'autres formes fonctionnelles visent à combiner différents effets. De la sorte, le modèle spatial de Durbin (SDM) permet de considérer un effet spatial conjointement dans la variable endogène et les variables exogènes (c'est donc une fusion des modèles SAR et SLX). Ensuite, le modèle à erreur spatiale de Durbin (SDEM) contient un décalage spatial au sein du terme d'erreur et des variables exogènes (c'est alors la combinaison des modèles SEM et SLX). Le modèle à autocorrélation spatiale combinée (SAC), lui, contient des décalages spatiaux conjointement dans la variable endogène et le terme d'erreur, généralement modélisés selon la même forme de relations spatiales. Enfin, le modèle à autocorrélation spatiale généralisée (GNS) consiste à introduire du décalage spatial dans tous les termes et modélisé par des relations spatiales différentes selon les termes, ce qui tend à rendre l'identification des effets spatiaux complexe et rend rare leur usage (Anselin et Bera, 1998).

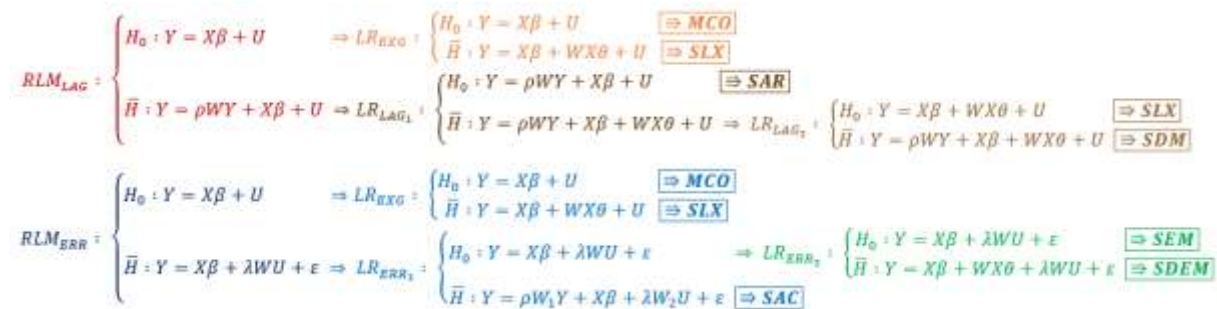
Tableau 3.D.1 : Formes fonctionnelles de modèles spatiaux

Modèles spatiaux à effets simples	
SAR	$Y = \rho WY + \beta X + U$
SLX	$Y = \beta X + \theta WX + U$
SEM	$Y = \beta X + U$ avec $U = \lambda WU + \varepsilon$
Modèles spatiaux à effets mixtes	
SDM	$Y = \rho WY + \beta X + \theta WX + U$
SDEM	$Y = \beta X + \theta WX + U$ avec $U = \lambda WU + \varepsilon$
SAC	$Y = \rho W_1 Y + \beta X + U$ avec $U = \lambda W_2 U + \varepsilon$ et généralement $W_1 = W_2$
GNS	$Y = \rho W_1 Y + \beta X + \theta W_2 X + U$ avec $U = \lambda W_3 U + \varepsilon$ et $W_1 \neq W_2 \neq W_3$

D.5. Processus de choix de modélisation spatiale

La question de la détermination de la forme fonctionnelle de la modélisation incluant une dimension spatiale est pour l’essentiel un problème technique dont il est généralement intéressant de le rattacher à des questions théoriques *a priori* ou *ex post*. Il se peut en ce sens que le choix d’une modélisation spatiale résulte d’une représentation théorique faisant cependant courir le risque d’obtenir des conclusions biaisées par la subjectivité propre à chacun (Blaug, 1992). La démarche la plus courante est donc de tirer des conclusions théoriques en conséquence d’un travail technique se voulant rigoureux. Il n’existe cependant pas de consensus quant à la façon de choisir son modèle (LeSage et Pace, 2009 ; Vega et Elhorst, 2015). En se basant notamment sur l’idée de Born et Breitung (2011), la méthode utilisée repose sur deux étapes articulées autour de différents tests du multiplicateur de Lagrange robuste à partir de statistiques RLM puis du ratio de vraisemblance basé sur des statistiques LR (Anselin, 1988 ; Anselin et Bera, 1998 ; Burridge, 1980 ; Buse, 1982) visant à choisir entre un modèle contraint (correspondant à l’hypothèse alternative \bar{H}) et un non-contraint (correspondant à l’hypothèse nulle H_0). Ces tests permettent alors d’aboutir à une modélisation retranscrivant au mieux le PGD et de pouvoir en tirer des conclusions théoriques empiriquement fondées (Figure 3.D.2).

Figure 3.D.2 : Procédure de tests pour établir la modélisation spatiale adéquate



Source : Auteur.

Il convient de noter à propos de cette procédure de tests que d'après les critères décisionnels d'Anselin et Florax (1995), lorsque RLM_{LAG} et RLM_{ERR} sont conjointement significatifs, si $RLM_{LAG} > RLM_{ERR}$ alors il s'agit de partir sur la piste d'une modélisation contenant un effet endogène (haut de l'arbre de tests) tandis que si $RLM_{LAG} < RLM_{ERR}$ alors il faut explorer les modélisations contenant un effet dans les erreurs (bas de l'arbre de tests). Pour la suite, il suffit de suivre cet arbre pour aboutir au meilleur modèle.

D.6. Interprétation des modèles spatiaux

L'ensemble des mesures économétriques ayant abouti à une certaine modélisation, il convient alors de chercher à comprendre les implications en termes de processus spatiaux qui en résultent. À ce propos, il importe d'abord de distinguer le modèle SLX des autres en ce qu'il présente des effets locaux³⁴ tandis que les autres modèles décrivent des effets globaux³⁵.

Ceci étant considéré, les trois types d'effets (endogène, exogène, à erreur) amènent à des interprétations différentes (LeSage et Pace, 2009). De façon générale, les effets spatiaux introduits au sein des erreurs permettent d'améliorer la capacité inférentielle du modèle en retirant le biais d'autocorrélation au sein des aléas. Néanmoins, de tels effets ne permettent pas vraiment d'être interprétés dans la mesure où, par définition, ils reposent sur des éléments dont on n'a pas introduit de mesure à la modélisation. Outre cela, un modèle SEM respecte donc la propriété des MCO selon laquelle $\frac{\partial y_i}{\partial x_{k_i}} = \beta_k$ et $\frac{\partial y_i}{\partial x_{k_j}} = 0$ et les interprétations des β_k ne diffèrent pas. Cela n'est cependant plus le cas dès lors qu'on introduit un effet endogène et/ou exogène. Ainsi, dans un modèle SLX, l'effet exogène induit que $\frac{\partial y_i}{\partial x_{k_j}} = \theta_k w_{ij}$. En ce sens, x_{k_i} et x_{k_j} ont conjointement un effet total sur y_i que l'on peut décomposer comme le résultat d'un effet direct $\frac{\partial y_i}{\partial x_{k_i}}$ et d'un indirect $\frac{\partial y_i}{\partial x_{k_j}}$. Dans le cadre d'un effet endogène, l'approche standard pour interpréter les coefficients β_k opère également la dichotomie entre effets direct et indirect. Enfin, l'effet endogène indique l'incidence moyenne d'une variation des y_j par rapport à y_i .

³⁴ Un individu affecte seulement ses voisins.

³⁵ Un individu affecte ses voisins qui eux-mêmes affectent leurs voisins dont le premier individu appartient, auquel cas la diffusion est beaucoup plus large (bien qu'elle ait tendance à s'amoindrir avec la distance) mais est également marquée par des effets de boomerang.

D.7. Le cas du panel à effets fixes individuels

Cette notice technique se termine par des explications spécifiques aux modèles utilisés au sein de l'article. Ainsi, dans le cadre d'un panel spatial à effets fixes individuels, la modélisation générale devient :

$$y_{it} = \alpha_i + \rho \sum_{i \neq j} w_{ij} y_{jt} + \beta x_{it} + \theta \sum_{i \neq j} w_{ij} x_{jt} + u_{it} \text{ avec } u_{it} = \lambda \sum_{i \neq j} w_{ij} u_{jt} + \varepsilon_{it} \quad (3.D.2)$$

avec y_{it} la valeur de la variable dépendante pour l'individu i à la période t ;

α_i l'effet fixe individuel ;

y_{jt} les valeurs de la variable dépendante pour les individus j à la période t ;

x_{it} la valeur d'une variable explicative pour l'individu i à la période t ;

w_{ij} la matrice spatiale des relations entre les individus i et j (pour toutes périodes) ;

x_{jt} la valeur d'une variable explicative pour l'individu j à la période t ;

u_{it} le terme d'erreur pour l'individu i à la période t , qui est fonction des termes d'erreur associés aux individus j à la même période ;

ε_i l'aléa non spatialisé pour l'individu i à la période t .

Il s'agit en conséquence d'adapter les différents modèles présentés dans le Tableau 3.D.1 pour le cas du panel à effets fixes individuels, via une estimation par le quasi-maximum de vraisemblance.

Annexe 3.E : Tests spatiaux

I de Moran	0.0424***	$z=99.596$
c de Geary	0.9540***	$z=-29.374$
Test RLM _{lag}	5.11×10^5 ***	
Test RLM _{err}	5.17×10^5 ***	
Test LR _{SEMvsSAC}	0.01	
Test LR _{SEMvsSDEM}	27.96***	
Test LR _{SARvsSDM}	48.67***	
Test LR _{SLXvsSDM}	3.00	

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2007, 2012 et 2017) et ZAU.

Traitement : Auteur.

Note : * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Le précédent tableau souligne la présence d'une autocorrélation spatiale exogène inexpliquée, illustrée conjointement par la significativité des coefficients associés à l'erreur spatialisée et par le test RLM associé. Une comparaison des deux tests RLM indique que ce dernier type d'autocorrélation spatiale est le plus marqué, ce qui est corroboré par le modèle SAC de l'Annexe 3.F où le coefficient associé à wU est significatif, alors que l'autre, associé à wY , ne l'est pas. Ceci peut être étendu en utilisant des tests de rapport de vraisemblance pour déterminer quels modèles doivent être sélectionnés. Ceux-ci sélectionnent le modèle SDEM, préférable au modèle SDM selon les résultats des tests LR.

Annexe 3.F : Statistiques descriptives détaillées par année

3.F.1: 2007

Variables	Mean	Stand. dev.	Minimum	Maximum
Log de la densité de médecins généralistes	-0.134	0.411	-2.082	1.715
Moins de 25 ans (%)	28.941	4.181	13.109	45.222
75 ans et plus (%)	9.711	3.310	0.642	24.895
Densité de spécialistes	0.296	0.531	0	4.808
Diversité de spécialités	0.229	0.346	0	1
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	4.129	1.714	0	13.174
Densité de services	20.186	9.553	3.790	145.877
Population périphérique (%)	26.672	37.089	0	100
Déprivation (D*)	0.431	0.105	0	1

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2007) et ZAU.

Traitement : Auteur.

3.F.2: 2012

Variables	Mean	Stand. dev.	Minimum	Maximum
Log de la densité de médecins généralistes	-0.179	0.432	-2.121	2.218
Moins de 25 ans (%)	28.282	4.156	11.672	45.395
75 ans et plus (%)	10.471	3.400	1.057	28.078
Densité de spécialistes	0.297	0.533	0	5.477
Diversité de spécialités	0.226	0.339	0	1
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	4.437	1.856	0	15.581
Densité de services	21.917	9.041	6.648	137.045
Population périphérique (%)	26.449	36.842	0	100
Déprivation (D*)	0.399	0.082	0.022	0.751

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2012) et ZAU.

Traitement : Auteur.

3.F.3: 2017

Variables	Mean	Stand. dev.	Minimum	Maximum
Log de la densité de médecins généralistes	-0.238	0.455	-2.175	2.192
Moins de 25 ans (%)	27.403	4.301	10.090	44.284
75 ans et plus (%)	10.789	3.356	1.489	30.692
Densité de spécialistes	0.308	0.562	0	5.931
Diversité de spécialités	0.223	0.329	0	1
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	4.905	2.003	0	18.552
Densité de services	23.321	9.513	7.922	172.986
Population périphérique (%)	26.345	36.720	0	100
Déprivation (D*)	0.372	0.076	0.022	0.726

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2017) et ZAU.

Traitement : Auteur.

Annexe 3.G : Modèles – Panel et panels spatiaux

	PANEL	SAR	SEM	SAC	SLX	SDM	SDEM
Coefficients non-spatialisés							
Moins de 25 ans (%)	0.009**	0.002	-0.001	-0.001	-0.002	-0.002	-0.002
75 ans et plus (%)	0.002	0.009*	0.013**	0.013**	0.010*	0.011*	0.011*
Densité de spécialistes	0.034*	0.034*	0.033*	0.033*	0.034*	0.034*	0.034*
Diversité de spécialités	0.243***	0.223***	0.219***	0.219***	0.215***	0.215***	0.216***
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	0.023***	0.030***	0.034***	0.034***	0.034***	0.034***	0.034***
Densité de services	-0.006***	-0.00001	0.003*	0.003*	0.005***	0.004**	0.004***
Population périphérique (%)	0.008**	0.0006*	0.006*	0.006*	0.005*	0.005*	0.005*
Déprivation (D*)	1.020***	0.349***	0.039	0.038	0.063	0.080	0.069

Coefficients spatialisés							
wU		0.959***		-0.033		0.390	
wMoins de 25 ans (%)			0.952***	0.954***			0.326
w75 ans et plus (%)					0.010	-0.001	0.010
wDensité de spécialistes					0.106**	0.089*	0.100*
wDiversité de spécialités					0.247	0.267	0.307
wDensité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers					0.196	-0.541	-0.075
wDensité de services					-0.044	-0.045	-0.039
wPopulation périphérique (%)					-0.053***	-0.462***	-0.054***
wDéprivation (D*)					0.274**	0.242*	0.267**
Moins de 25 ans (%)					-0.675	-0.834	-0.702
Information et tests							
N	10314	10314	10314	10314	10314	10314	10314
Pseudo R ²	0.065	0.125	0.170	0.170	0.040	0.040	0.040
AIC	-9264.3	-3587.4	-3606.5	-3604.5	-3619.1	-3620.1	-3618.5
BIC	-9199.1	-3515.0	-3534.1	-3524.9	-3496.0	-3489.8	-3488.1

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2007, 2012 et 2017) et ZAU.

Traitement : Auteur.

Note : * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Annexe 3.H : Impacts directs, indirects et totaux

	SAR	SEM	SAC	SLX	SDM	SDEM
Impacts directs						
Moins de 25 ans (%)	0.002	-0.001	-0.001	-0.002	-0.002	-0.002
75 ans et plus (%)	0.009*	0.013**	0.013**	0.010*	0.011*	0.011*
Densité de spécialistes	0.034*	0.033*	0.033*	0.034*	0.034*	0.034*
Diversité de spécialités	0.225***	0.219***	0.219***	0.215***	0.215***	0.216***
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	0.031***	0.034***	0.034***	0.034***	0.034***	0.034***
Densité de services	-0.0001	0.003*	0.003*	0.005**	0.004**	0.004**
Population périphérique (%)	0.006*	0.006*	0.006*	0.005*	0.005*	0.005*
Déprivation (D*)	0.351***	0.039	0.038	0.063	0.079	0.069
Impacts indirects						
Moins de 25 ans (%)	0.038	0	0.00004	0.010	-0.003	0.010
75 ans et plus (%)	0.205	0	-0.0004	0.106**	0.152*	0.100*
Densité de spécialistes	0.786	0	-0.001	0.247	0.459	0.307
Diversité de spécialités	5.189	0	-0.007	0.196	-0.749	-0.075
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	0.705	0	-0.001	-0.044	-0.051	-0.039
Densité de services	-0.002	0	-0.0001	-0.053***	-0.073***	-0.054***
Population périphérique (%)	0.144	0	-0.0002	0.274***	0.400*	0.267**
Déprivation (D*)	8.093	0	-0.001	-0.675	-1.315	-0.702
Impacts totaux						
Moins de 25 ans (%)	0.040	-0.001	-0.001	0.008	-0.005	0.007
75 ans et plus (%)	0.214	0.013**	0.012*	0.116**	0.163*	0.111*
Densité de spécialistes	0.820	0.033*	0.032	0.281	0.492	0.340
Diversité de spécialités	5.414	0.219***	0.212**	0.411	-0.534	0.141
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	0.736	0.034***	0.033**	-0.009	-0.018	-0.005
Densité de services	-0.002	0.003*	0.003*	-0.048***	-0.069**	-0.049***
Population périphérique (%)	0.150	0.006*	0.005*	0.280***	0.406*	0.273**
Déprivation (D*)	8.445	0.039	0.037	-0.612	-1.236	-0.632

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2007, 2012 et 2017) et ZAU.

Traitement : Auteur.

Note : * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Annexe 3.I : Variations inter-cohortes des distributions

3.I.1: Variations de 2007 à 2012

	P1	P5	P10	P25	P50	P75	P99	Mean
Log de la densité de médecins généralistes	-0.7263	-0.3861	-0.2697	-0.1259	-0.0404	0.0382	0.6612	-0.0457
Moins de 25 ans (%)	0.0178	0.0759	0.1524	0.3891	0.7959	1.3149	2.9427	0.9246
75 ans et plus (%)	0.0190	0.0831	0.1623	0.3903	0.7559	1.1952	2.8236	0.8608
Densité de spécialistes	0	0	0	0	0	0.0843	0.8696	0.0806
Diversité de spécialités	0	0	0	0	0	0	0.2727	0.0284
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	0.0082	0.0374	0.0721	0.1781	0.3750	0.6867	2.1394	0.4998
Densité de services	0.0289	0.2079	0.4201	1.1062	2.0743	3.2334	8.4375	2.3743
Population périphérique (%)	0	0	0	0	0	0.4376	5.2283	0.4622
Déprivation (D*)	0.006	0.0031	0.0061	0.0149	0.0297	0.0499	0.1279	0.0356

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2007 et 2012) et ZAU.

Traitement : Auteur.

3.I.2: Variations de 2012 à 2017

	P1	P5	P10	P25	P50	P75	P99	Mean
Log de la densité de médecins généralistes	-0.7878	-0.4338	-0.3240	-0.1633	-0.0397	0.0386	0.6838	-0.0581
Moins de 25 ans (%)	0.0162	0.0979	0.1883	0.4805	0.9337	1.4449	3.1167	1.0267
75 ans et plus (%)	0.0086	0.0437	0.0918	0.2376	0.5127	0.8923	2.2550	0.6334
Densité de spécialistes	0	0	0	0	0	0.0948	0.9012	0.0864
Diversité de spécialités	0	0	0	0	0	0.0909	0.2727	0.0322
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	0.0088	0.0477	0.0944	0.2352	0.4854	0.8558	2.5980	0.6212
Densité de services	0.0262	0.1855	0.3566	0.8259	1.6476	2.6711	7.3575	1.9809
Population périphérique (%)	0	0	0	0	0	0.2974	3.9760	0.3408
Déprivation (D*)	0.0013	0.0049	0.0098	0.0176	0.0263	0.0346	0.0639	0.0268

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2012 et 2017) et ZAU.

Traitement : Auteur.

3.I.3: Variations de 2007 à 2017

	P1	P5	P10	P25	P50	P75	P99	Mean
Log de la densité de médecins généralistes	-1.0480	-0.6417	-0.4372	-0.2504	-0.0884	0.0395	0.7436	-0.1038
Moins de 25 ans (%)	0.0345	0.1679	0.3305	0.8088	1.5743	2.4491	4.7616	1.7083
75 ans et plus (%)	0.0262	0.1133	0.2161	0.5187	1.1058	1.8015	4.1197	1.2734
Densité de spécialistes	0	0	0	0	0	0.1298	1.2317	0.1159
Diversité de spécialités	0	0	0	0	0	0.0909	0.3636	0.0468
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	0.0129	0.0703	0.1463	0.3800	0.7663	1.2746	3.4265	0.9262
Densité de services	0.0589	0.3685	0.7272	1.7711	3.3714	5.2158	13.1810	3.7844
Population périphérique (%)	0	0	0	0	0	0.5609	6.4411	0.6281
Déprivation (D*)	0.0019	0.0078	0.0152	0.0333	0.0574	0.0808	0.1696	0.0605

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2007 et 2017) et ZAU.

Traitement : Auteur.

3.I.4: Pourcentages de variations négatives, nulles et positives

	<0	0	>0
2007-2012			
Log de la densité de médecins généralistes	65.36	0	34.64
Moins de 25 ans (%)	76.56	0	23.44
75 ans et plus (%)	13.44	0	86.56
Densité de spécialistes	24.96	54.07	20.97
Diversité de spécialités	12.68	76.85	10.47
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	18.03	0	81.97
Densité de services	27.57	0.12	72.31
Population périphérique (%)	24.17	63.21	12.62
Déprivation (D*)	85.25	0	14.75
2012-2017			
Log de la densité de médecins généralistes	64.05	0.03	35.92
Moins de 25 ans (%)	85.86	0	14.14
75 ans et plus (%)	31.62	0	68.38
Densité de spécialistes	25.48	51.43	23.09
Diversité de spécialités	13.96	73.97	12.07
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	20.56	0	79.44
Densité de services	19.26	0.06	80.69
Population périphérique (%)	22.80	62.97	14.22
Déprivation (D*)	97.03	0	2.97
2007-2017			
Log de la densité de médecins généralistes	68.56	0	31.44
Moins de 25 ans (%)	87.49	0	12.51
75 ans et plus (%)	16.06	0	83.94
Densité de spécialistes	25.57	50.32	24.11
Diversité de spécialités	17.54	67.42	15.04
Densité d'hôpitaux et d'établissements médicaux divers	13.87	0	86.13
Densité de services	15.97	0.03	84.00
Population périphérique (%)	24.99	62.86	12.16
Déprivation (D*)	93.08	0	6.92

Sources : BPE, Filosofi, recensements (2007, 2012 et 2017) et ZAU.

Traitement : Auteur.

Bibliographie

- ABREU M., DE GROOT H. L. F., FLORAX R. J. G. M.**, 2004, « Space and Growth: A Survey of Empirical Evidence and Methods », *SSRN Electronic Journal*. doi:10.2139/ssrn.631007
- ALFANO N., BERTOLUCCI M., SAINT JONSSON A., TIBERGHIE B.**, 2018, « Accès aux soins en contexte de désertification médicale : un rôle tampon joué par la “chaîne de secours” ? Le cas des sapeurs-pompiers français », *Gestion et management public*, 6 / 3(1), p. 51-70. doi:10.3917/gmp.063.0051
- ANSELIN L.**, 1988, *Spatial Econometrics: Methods and Models*.
- ANSELIN L., BERA A. K.**, 1998, « Spatial Dependence in linear Regression Models with an Introduction to Spatial Econometrics », in *Handbook of Applied Economic Statistics*, Statistics : textbooks and monographs.
- ANSELIN L., FLORAX R. J. G. M.**, 1995, « New Directions in Spatial Econometrics: Introduction », in Anselin L., Florax R. J. G. M. (dir.), *New Directions in Spatial Econometrics*, Berlin, Heidelberg, Springer, Advances in Spatial Science, p. 3-18. doi:10.1007/978-3-642-79877-1_1
- ATTAL-TOUBERT K., VANDERSCHULDEN V.**, 2009, « La démographie médicale à l’horizon 2030 : de nouvelles projections nationales et régionales », *Études et résultats*, 679, p. 8.
- AULAGNIER M., OBADIA Y., PARAPONARIS A., SALIBA-SERRE B., VENTELOU B., VERGER P.**, 2007, « L’exercice de la médecine générale libérale - Premiers résultats d’un panel dans cinq régions françaises », *Études et résultats*, 610, p. 8.
- BARLET M., COLLIN C.**, 2009, « Localisation des professionnels de santé libéraux ».
- BARLET M., FAUVET L., GUILLAUMAT-TAIL F., OLIER L.**, 2009, « Quelles perspectives pour la démographie médicale ? ».
- BAUDIER F., BOURGUEIL Y., EVRARD I., GAUTIER A., LE FUR P., MOUSQUES J.**, 2010, « La dynamique de regroupement des médecins généralistes libéraux de 1998 à 2009 », *Questions d’Économie de la Santé*, 157, p. 6.
- BESSIERE S., BREUIL-GENIER P., DARRINE S.**, 2004, « La démographie médicale à l’horizon 2025 : une actualisation des projections au niveau national », *Études et résultats*, 352.
- BLAUG M.**, 1992, *The methodology of economics, or, How economists explain*, 2nd ed, Cambridge ; New York, NY, Cambridge University Press, Cambridge surveys of economic literature, 286 p.
- BLEY D., VERNAZZA-LICHT N.**, 1997, « La multiplicité des usages du terme de “Qualité de vie” », *Prévenir - Cahiers d’étude et de réflexion*, 33, p. 7-14.
- BONTRON J.-C.**, 2012, « Les aides à l’installation au secours de la désertification médicale ? », *Pour*, 214(2), p. 83-98. doi:10.3917/pour.214.0083
- BORN B., BREITUNG J.**, 2011, « Simple regression-based tests for spatial dependence », *The Econometrics Journal*, 14(2), p. 330-342. doi:10.1111/j.1368-423X.2010.00338.x
- BOUET P., MOURGUES J.-M.**, 2017, « Atlas de la démographie médicale en France. Profils comparés 2007/2017 ».

- BOURGUEIL Y., CLEMENT M.-C., COURALET P.-E., MOUSQUES J., PIERRE A., 2009,** « Une évaluation exploratoire des maisons de santé pluridisciplinaires de Franche-Comté et de Bourgogne », *Questions d'Économie de la Santé*, 147, p. 8.
- BOYER P. C., DELEMOTTE T., GAUTHIER G., ROLLET V., SCHMUTZ B., 2020,** « Les déterminants de la mobilisation des Gilets jaunes », *Revue économique*, 71(1), p. 109-138. doi:10.3917/reco.711.0109
- BRAS P.-L., TABUTEAU D., 2012,** *Les assurances maladie*, Paris cedex 14, Presses Universitaires de France, Que sais-je ?, 128 p.
- BRETON D., BARBIERI M., BELLIOU N., D'ALBIS H., MAZUY M., 2020,** « L'évolution démographique récente de la France : situations et comportements des mineurs », *Population*, Vol. 75(4), p. 467-526.
- BURRIDGE P., 1980,** « On the Cliff-Ord Test for Spatial Correlation », *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 42(1), p. 107-108. doi:10.1111/j.2517-6161.1980.tb01108.x
- BUSE A., 1982,** « The Likelihood Ratio, Wald, and Lagrange Multiplier Tests: An Expository Note », *The American Statistician*, 36(3a), p. 153-157. doi:10.1080/00031305.1982.10482817
- CARDE E., 2007,** « Les discriminations selon l'origine dans l'accès aux soins », *Santé Publique*, Vol. 19(2), p. 99-109.
- CARDOUX J.-N., DAUDIGNY Y., 2017,** « Rapport d'information fait au nom de la mission d'évaluation et de contrôle de la sécurité sociale et de la commission des affaires sociales sur les mesures incitatives au développement de l'offre de soins primaires dans les zones sous-dotées », Rapport d'information, 686, Paris, Sénat.
- CARPENTER B. E., NEUN S. P., 1999,** « An analysis of the location decision of young primary care physicians », *Atlantic Economic Journal*, 27(2), p. 135-149. doi:10.1007/BF02300234
- CASH R., 2021,** « L'articulation entre la ville et l'hôpital: problématiques, enjeux et perspectives », in *Le système de santé français aujourd'hui : enjeux et défis*, ESKA, Paris, ESKA, p. 253-272.
- CASTRY M., WITWER J., MONTAGNI I., TZOURIO C., 2019,** « Les déterminants du renoncement aux soins pour raisons financières des étudiants – une analyse à partir de l'étude i-Share », *Revue d'économie politique*, Vol. 129(4), p. 467-488.
- CHAPUT H., MONZIOLS M., FRESSARD L., VERGER P., VENTELOU B., ZAYTSEVA A., 2019,** « Plus de 80 % des médecins généralistes libéraux de moins de 50 ans exercent en groupe », *Études et résultats*, 1114, p. 2.
- CHEN Y., 2013,** « New Approaches for Calculating Moran's Index of Spatial Autocorrelation » Schumann G. J.-P. (dir.), *PLoS ONE*, 8(7), p. e68336. doi:10.1371/journal.pone.0068336
- CHEVILLARD G., LUCAS-GABRIELLI V., MOUSQUES J., 2018,** « “Déserts médicaux” en France : état des lieux et perspectives de recherches », *L'Espace géographique*, 47(4), p. 362-380. doi:10.3917/eg.474.0362
- CHEVILLARD G., MOUSQUES J., 2020,** « Les maisons de santé attirent-elles les jeunes médecins généralistes dans les zones sous-dotées en offre de soins ? », *Questions d'Économie de la Santé*, 247, p. 8.
- CHEVILLARD G., MOUSQUES J., LUCAS-GABRIELLI V., BOURGUEIL Y., 2013,** « Répartition géographique des maisons et pôles de santé en France et impact sur la densité des médecins généralistes libéraux. Deuxième volet de l'évaluation des maisons, pôles et centres de santé

dans le cadre des expérimentations des nouveaux modes de rémunération (ENMR). », *Questions d'Économie de la Santé*, 190, p. 1-8.

CLIFF A. D., ORD J. K., 1981, *Spatial processes: models & applications*, Taylor&Francis.

COUFFINHAL A., LUCAS-GABRIELLI V., MOUSQUES J., 2002, « Où s'installent les nouveaux omnipraticiens ? Une étude cantonale sur 1998-2001 », *Questions d'Économie de la Santé*, 61, p. 1-6.

DARRINE S., 2002, « Un exercice de projection de la démographie médicale à l'horizon 2020 : les médecins dans les régions et par mode d'exercice », *Études et résultats*, 156, p. 12.

DAVEZIES L., GUILLUY C., DONZELOT J., BEJA A., 2013, « La France périphérique et marginalisée : les raisons du ressentiment », *Esprit*, Mars/Avril(3-4), p. 23-33. doi:10.3917/espri.1303.0023

DIONNE G., LANGLOIS A., LEMIRE N., 1987, « More on the geographical distribution of physicians », *Journal of Health Economics*, 6(4), p. 365-374. doi:10.1016/0167-6296(87)90021-X

DORMONT B., SAMSON A.-L., 2008, « Démographie médicale et carrières des médecins généralistes : les inégalités entre générations », *Économie et Statistique*, 2008.

DOURGNON P., JUSOT F., FANTIN R., 2012, « Payer nuit gravement à la santé : une étude de l'impact du renoncement financier aux soins sur l'état de santé », *Économie publique*, 28-29, p. 123-147. doi:10.4000/economiepublique.8851

DUBE J., LEGROS D., 2014, *Econométrie spatiale appliquée des microdonnées*.

DUMONTET M., SAMSON A.-L., FRANC C., 2016, « Comment les médecins choisissent-ils leur lieu d'exercice ? », *Revue française d'économie*, XXXI(4), p. 221-267. doi:10.3917/rfe.164.0221

ELHORST J. P., 2010, « Applied Spatial Econometrics: Raising the Bar », *Spatial Economic Analysis*, 5(1), p. 9-28. doi:10.1080/17421770903541772

ELLOUZE S., LAFORTUNE J., SOARES A., 2018, « Facteurs associés à la prise de rendez-vous en ligne pour une consultation de médecine générale », *Santé Publique*, Vol. 30(3), p. 371-382.

FOSTER S. A., GORR W. L., 1992, « Federal health care policy and the geographic diffusion of physicians: A macro-scale analysis », *Policy Sciences*, 25(2), p. 117-134. doi:10.1007/BF00233744

GAY B., 2013, « Repenser la place des soins de santé primaires en France – Le rôle de la médecine générale », *Revue d'Épidémiologie et de Santé Publique*, 61(3), p. 193-198. doi:10.1016/j.respe.2013.01.095

GEARY R. C., 1954, « The Contiguity Ratio and Statistical Mapping », *The Incorporated Statistician*, 5(3), p. 115-146. doi:10.2307/2986645

GETIS A., 2009, « Spatial Weights Matrices: Spatial Weights Matrices », *Geographical Analysis*, 41(4), p. 404-410. doi:10.1111/j.1538-4632.2009.00768.x

GETIS A., ALDSTADT J., 2004, « Constructing the Spatial Weights Matrix Using a Local Statistic », *Geographical Analysis*, 36(2), p. 90-104. doi:10.1111/j.1538-4632.2004.tb01127.x

GODDARD M., GRAVELLE H., HOLE A., MARINI G., 2010, « Where Did All the Gps Go? Increasing Supply and Geographical Equity in England and Scotland », *Journal of Health Services Research & Policy*, 15(1), p. 28-35. doi:10.1258/jhsrp.2009.009003

- GOYDER E., DIBBEN C., GRIMSLEY M., PETERS J., BLANK L., ELLIS E.**, 2006, « Variation in prescribing for anxiety and depression: a reflection of health inequalities, cultural differences or variations in access to care? », *International Journal for Equity in Health*, 5(1), p. 4. doi:10.1186/1475-9276-5-4
- GRIFFITH D. A.**, 1981, « Modelling urban population density in a multi-centered city », *Journal of Urban Economics*, 9(3), p. 298-310. doi:10.1016/0094-1190(81)90029-2
- GRIFFITH D. A.**, 1995, « Some guidelines for specifying the geographic weights matrix contained in spatial statistical models », *Practical Handbook of Spatial Statistics*.
- HARRIS R. B., CORMACK D. M., STANLEY J.**, 2019, « Experience of racism and associations with unmet need and healthcare satisfaction: the 2011/12 adult New Zealand Health Survey », *Australian and New Zealand Journal of Public Health*, 43(1), p. 75-80. doi:10.1111/1753-6405.12835
- HINGSTMAN L., BOON H.**, 1989, « Regional dispersion of independent professionals in primary health care in the Netherlands », *Social Science & Medicine*, 28(2), p. 121-129. doi:10.1016/0277-9536(89)90139-1
- HOUNSOU C. F.**, 2014, « En quête du métier de médecin », *Hommes & migrations. Revue française de référence sur les dynamiques migratoires*, 1307, p. 105-114. doi:10.4000/hommesmigrations.2887
- HUGUIER M., ROMESTAING P.**, 2014, « Numerus clausus et démographie médicale en France », *Bulletin de l'Académie Nationale de Médecine*, 198(7), p. 1367-1378. doi:10.1016/S0001-4079(19)31231-2
- ISABEL C., PAULA V.**, 2010, « Geographic distribution of physicians in Portugal », *The European Journal of Health Economics*, 11(4), p. 383-393. doi:10.1007/s10198-009-0208-8
- KÜNNAPAS T. M.**, 1960, « Scales for Subjective Distance », *Scandinavian Journal of Psychology*, 1(1), p. 187-192. doi:10.1111/j.1467-9450.1960.tb01299.x
- LANGLOIS J.**, 2004, « La démographie médicale de 2003 à 2025 Difficultés présentes et à venir », *Bulletin de l'Académie Nationale de Médecine*, 188(4), p. 675-693. doi:10.1016/S0001-4079(19)33758-6
- LE BRETON-LEROUVILLOIS G.**, 2014, « Atlas de la démographie médicale en France - Situation au 1er janvier 2014 ».
- LEE B. A., OROPESA R. S., KANAN J. W.**, 1994, « Neighborhood Context and Residential Mobility », *Demography*, 31(2), p. 249-270. doi:10.2307/2061885
- LEGENDRE P.**, 1993, « Spatial Autocorrelation: Trouble or New Paradigm? », *Ecology*, 74(6), p. 1659-1673. doi:10.2307/1939924
- LESAGE J. P., PACE R. K.**, 2009, *Introduction to spatial econometrics*, Boca Raton, CRC Press, Statistics, textbooks and monographs, 354 p.
- MACE J.-M.**, 2014, « Répercussion du vieillissement de la population sur la consommation hospitalière et sur la démographie médicale dans les territoires en France métropolitaine : exemple des obstétriciens », *CIST2014 - Fronts et frontières des sciences du territoire*, p. 271-277.
- MANSKI C. F.**, 1993, « Identification of Endogenous Social Effects: The Reflection Problem », *The Review of Economic Studies*, 60(3), p. 531. doi:10.2307/2298123

- MATHEWS M., SEGUIN M., CHOWDHURY N., CARD R. T.**, 2012, « Generational differences in factors influencing physicians to choose a work location. », *Rural and remote health*, 12(1), p. 1864.
- MAUFFREY V., BERGER T., HARTEMANN P., BOUILLEVAUX I.**, 2016, « Comment les patients Sourds perçoivent-ils leur prise en charge en médecine générale. Enquête qualitative », *Santé Publique*, Vol. 28(2), p. 213-221.
- MERCIER M., SCHRAUB S.**, 2005, « Qualité de vie : quels outils de mesure ? », p. 418-423.
- MORAN P. A. P.**, 1948, « The Interpretation of Statistical Maps », *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 10(2), p. 243-251.
- MORAN P. A. P.**, 1950, « A Test for the Serial Independence of Residuals », *Biometrika*, 37(1/2), p. 178-181. doi:10.2307/2332162
- MUNCK S., MASSIN S., HOFLIGER P., DARMON D.**, 2015, « Déterminants du projet d'installation en ambulatoire des internes de médecine générale », *Santé Publique*, 27(1), p. 49-58. doi:10.3917/spub.151.0049
- NEMET G. F., BAILEY A. J.**, 2000, « Distance and health care utilization among the rural elderly », *Social Science & Medicine*, 50(9), p. 1197-1208. doi:10.1016/S0277-9536(99)00365-2
- NIEL X.**, 2002, « La démographie médicale à l'horizon 2020 », *Études et résultats*, 161, p. 8.
- PFISTER V.**, 2014, « Le refus de soins opposé aux bénéficiaires de l'AME et de la CMU par la médecine de ville : l'exemple lyonnais », *Droit, Déontologie & Soins*, 14(4), p. 490-515. doi:10.1016/j.ddes.2014.10.002
- POIROT J., GERARDIN H.**, 2010, « L'attractivité des territoires : un concept multidimensionnel », *Mondes en développement*, 149(1), p. 27-41. doi:10.3917/med.149.0027
- ROSENTHAL T. C., ROSENTHAL G. L., LUCAS C. A.**, 1992, « Factors In The Physician Practice Location Puzzle: A Survey Of New York State Residency-Trained Family Physicians », *The Journal of the American Board of Family Practice*, 5(3), p. 265-273. doi:10.3122/jabfm.5.3.265
- SAMSON A.-L.**, 2011, « Comportements d'offre de soins et revenus des médecins généralistes : l'influence de la régulation de la médecine ambulatoire », *Journal d'économie médicale*, Volume 29(5), p. 247-269.
- SCHALOCK R.**, 1993, « La qualité de vie: conceptualisation, mesure et application », *Revue francophone de la déficience intellectuelle*, 4(2), p. 137-151.
- SCHOLZ S., GRAF VON DER SCHULENBURG J.-M., GREINER W.**, 2015, « Regional differences of outpatient physician supply as a theoretical economic and empirical generalized linear model », *Human Resources for Health*, 13(1), p. 85. doi:10.1186/s12960-015-0088-1
- SECHET R., VASILCU D.**, 2012, « Les migrations de médecins roumains vers la France, entre démographie médicale et quête de meilleures conditions d'exercice », *Norois. Environnement, aménagement, société*, 223, p. 63-76. doi:10.4000/norois.4203
- TOBLER W. R.**, 1970, « A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region », *Economic Geography*, 46, p. 234-240. doi:10.2307/143141
- TWOMEY M., SAMMON D., NAGLE T.**, 2020, « Memory recall/information retrieval challenges within the medical appointment: a review of the literature », *Journal of Decision Systems*, 29(3), p. 148-181. doi:10.1080/12460125.2020.1809781

VEGA S. H., ELHORST J. P., 2015, « The SLX Model », *Journal of Regional Science*, 55(3), p. 339-363. doi:10.1111/jors.12188

VOGT V., 2016, « The contribution of locational factors to regional variations in office-based physicians in Germany », *Health Policy*, 120(2), p. 198-204. doi:10.1016/j.healthpol.2016.01.006

WOOLDRIDGE J. M., 2013, *Introductory econometrics: a modern approach*, 5th ed, Mason, OH, South-Western Cengage Learning, 881 p.

2002, « Loi n° 2002-303 du 4 mars 2002 relative aux droits des malades et à la qualité du système de santé », 2002-303.

2004, « Declaration of Alma-Ata International Conference on Primary Health Care, Alma-Ata, USSR, 6–12 September 1978 », *Development*, 47(2), p. 159-161. doi:10.1057/palgrave.development.1100047

2009, « Article L4130-1 - Code de la santé publique », *Code de Santé Publique*, 2009-879.

2011, « Article L162-5 - Code de la sécurité sociale », *Code de la sécurité sociale*, 2011-940.

2013, « Décret n° 2013-756 du 19 août 2013 relatif aux dispositions réglementaires des livres VI et VII du code de l'éducation », 2013-756.

2019, « Décret n° 2019-1125 du 4 novembre 2019 relatif à l'accès aux formations de médecine, de pharmacie, d'odontologie et de maïeutique », 2019-1125.

Remerciements

L'auteur remercie Christophe Bergouignan et Jérôme Wittwer pour leurs conseils ainsi que l'ADISP (Archives des Données Issues de la Statistique Publique) pour la mise à disposition de la BPE.