

HEC MONTRÉAL

**Impact de l'auto-partage
sur l'évolution du parc automobile de l'île de Montréal**

**par
[Raphael] [Duteau]**

**Sciences de la gestion
(Option [Économie Appliquée])**

*Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise ès sciences en gestion
(M. Sc.)*

[juin] [2017]
© [Raphael] [Duteau], [2017]

Résumé

L'auto-partage est un service permettant à ses usagers de louer une voiture pour une durée allant de quelques minutes à plus d'une journée. Par le passé, plusieurs études ont tenté de vérifier si ce service avait un effet sur le parc automobile des régions dans lesquelles il est proposé. Toutefois, la plupart de ces études ont tiré leurs conclusions en se basant sur les effets mesurés à travers des sondages menés auprès des usagers des réseaux d'auto-partage. Ce type d'analyse laisse une place importante aux biais traditionnels des sondages tels que les biais de perceptions et de sélection. C'est dans cette perspective que le présent mémoire utilise des données de population afin de chiffrer l'impact de l'auto-partage sur le parc automobile de la ville de Montréal. De plus, cette recherche est également la première en son genre qui contrôle l'autocorrélation spatiale. Bien que les résultats obtenus par cette étude tendent à démontrer de façon significative que l'auto-partage a un impact sur la diminution du parc automobile montréalais, c'est dans ses interactions avec le transport en commun que les effets de ce mode de transport alternatif se font le plus sentir.

Mots clefs : Auto-partage, Parc automobile, Transport en commun, Autocorrélation spatiale, SAR, SEM, Effets fixes, Effets aléatoires

Abstract

Carsharing is a service that allows its users to rent a car for a period of a few minutes to more than one day. In the past, many studies tried to verify if this service had an effect on the car fleet of regions in which it is offered. However, the majority of these studies drew their conclusions on the basis of the effects measured through surveys led with the users of car sharing networks. This type of analyses leaves an important gap for traditional biases such as biases of perception and selection. It is in this perspective that the present memoir uses population data to measure the impact of car sharing on the car fleet of the city of Montreal. Furthermore, this research is the first of its kind which controls spatial autocorrelation. Even though the results obtained by this study tend to demonstrate in a significant fashion that carsharing has an impact on the reduction of the Montreal car fleet, it is in its interactions with public transportation that the effects of this alternative mode of transportation are the most felt.

Keywords : Carsharing, Car fleet, Public transportation, Spatial autocorrelation, SAR, SEM, Fixed effects, Random effects

Table des matières

1. Introduction.....	7
2 Revue de Littérature	10
2.1 Première génération : sondages internes.....	10
2.2 Deuxième génération : modèles descriptifs/prédictifs	15
2.3 Troisième génération : données sur le parc automobile	18
2.3.1 Collecte de données.....	19
2.3.2 Modélisation	21
2.4 Ouverture	25
3 Méthodologie	26
3.1 Description des données.....	26
3.2 Analyse descriptive.	30
3.3 Modélisation	36
3.3.1. Autocorrélation spatiale.....	36
3.3.2 Modéliser les interactions spatiales.....	40
3.3.3 Modéliser l'autocorrélation spatiale	42
3.4 Effet de synergie.....	50
Conclusion	53
Bibliographie.....	57

1. Introduction

Le parc automobile québécois est en croissance et personne ne sera surpris, celui de Montréal l'est également. En effet, Montréal, comme plusieurs autres métropoles à travers le monde, est aux prises avec de nombreuses problématiques reliées au trop grand parc automobile de ses résidents. La dépendance à la voiture est associée à des problèmes tant environnementaux qu'économiques. Bien que les premiers soient évidents, les seconds peuvent l'être un peu moins. La viabilité économique de la ville est effectivement affectée à travers, entre autres : les coûts reliés à la congestion, l'usure prématurée des infrastructures et l'accessibilité au stationnement. L'attrait de la cité pour les résidents des régions avoisinantes en est diminué et à l'intérieur même de la ville certains quartiers sont évités par les consommateurs qui doivent se déplacer en voiture. Les répercussions de ce type sont si importantes que la ville de Montréal a décidé de se doter d'une nouvelle politique ayant pour but : *« d'assurer une offre équilibrée en stationnement afin d'améliorer la qualité de vie des citoyens et d'assurer la vitalité économique, tout en réduisant la dépendance à l'automobile et son impact sur l'environnement. »* (« Ville de Montréal - Urbanisme - Politique de stationnement, page7 » 2017)

L'une des mesures énoncées par la ville de Montréal dans cette politique consiste à mettre sur pied des incitatifs visant à faire diminuer le parc automobile de ses résidents en encourageant les services d'auto-partage. Dans un premier temps, il convient de définir ce qu'est l'auto-partage. Il s'agit d'un service permettant à ses usagers de louer une voiture pour une durée allant de quelques minutes à plus d'une journée. Pour ce faire, les membres des réseaux d'auto-partage traditionnel doivent se rendre à l'une des stations où sont regroupés les véhicules afin d'en prendre possession pour la durée de leur réservation. Lorsque la réservation des utilisateurs prend fin, ces derniers doivent ramener la voiture à la station. Notons également qu'il existe une autre forme d'auto-partage, en libre-service (sans réservation), qui n'est pas basée sur le système de station. Ce dernier permet aux usagers de récupérer la voiture là où le dernier client l'a laissée à l'aide d'un système de géolocalisation. Au cours de ce mémoire, nous ferons référence à ce dernier système sous le terme de véhicules en libre-service (VLS). Toutefois, nous ne nous y intéresserons que très peu. Les tenants et les aboutissants de ce raisonnement seront abordés plus tard.

Dans la ville de Montréal, le principal service d'auto-partage opérant sur la base du système de station est Communauto. Avec près d'un million de déplacements enregistrés en 2015 et une flotte de 1370¹ véhicules au Québec répartis dans 4 régions de la province, il s'agit de la plus ancienne compagnie d'auto-partage en Amérique du Nord. Bien que la compagnie ait entrepris de s'attaquer au marché parisien, en acquérant la société Mobizen en 2012, il n'en reste pas moins que le centre de ses activités demeure au Québec et plus précisément à Montréal où se trouve plus de la moitié de sa flotte de véhicules. De plus, en 2012 la compagnie Québécoise annonçait l'apport d'une quinzaine de voitures électriques à sa flotte conventionnelle. Suite à la réussite de cette première implantation et à celles qui suivirent, Communauto annonça en 2016 l'apport aux réseaux québécois de 515 nouveaux véhicules hybrides et électriques. Finalement, il importe de mentionner qu'en 2013 la compagnie a mis à la disposition de ses utilisateurs des véhicules en libre-service (VLS) à travers sa division « Auto-mobile ». Notons encore une fois que ces véhicules ne seront pas traités au cours de ce mémoire pour des raisons qui seront détaillées plus tard (« Communauto-Actualités-communiqué de presse » 2016).

Le lecteur est en droit de se demander comment l'auto-partage pourrait faire diminuer le parc automobile de la région où il est offert. Il est possible de trouver ce raisonnement plutôt contre-intuitif, puisque pour implanter ce type de réseau plusieurs véhicules supplémentaires doivent être mis en circulation. C'est habituellement cet effet qui est enregistré au cours de la première année d'implantation. Toutefois, à plus long terme ce serait l'effet inverse qui dominerait. Afin d'expliquer cette divergence Cervero et Tsai (2004) ont émis l'hypothèse selon laquelle les adopteurs précoces de ce mode de motorisation seraient constitués de personnes ne possédant pas de voiture. Ces personnes utiliseraient donc les réseaux d'auto-partage afin d'augmenter leur mobilité. Toutefois, avec la croissance de la notoriété du réseau, de plus en plus de ménages possédant déjà un véhicule adhèreraient à ce système et se départiraient d'une voiture (primaire ou secondaire) ou éviteraient de se procurer une voiture (primaire ou secondaire). Sachant

¹ La compagnie annonçait en 2016 que ce nombre passerait à 1800 véhicules.

cela, à terme, les réseaux d'auto-partage seraient associés à une diminution du parc automobile et non à une augmentation.

Bien que tout cela semble cohérent au niveau conceptuel, il demeure nécessaire de mesurer l'impact réel de l'auto partage. Plusieurs chercheurs ont tenté de chiffrer ce phénomène; toutefois la presque totalité de ces derniers ont utilisé des méthodologies basées sur l'utilisation de sondages plutôt que sur l'utilisation de données réelles concernant la taille du parc automobile. Ce type d'approche a l'inconvénient de laisser une grande place aux biais traditionnels des sondages tels que l'auto sélection et le nombre limité de répondants. C'est dans cette perspective que nous nous proposons d'utiliser des données temporelles géolocalisées sur la taille du parc automobile de la ville, afin de chiffrer de façon concrète l'impact de l'auto-partage. À cette fin nous commencerons par nous intéresser à la littérature couvrant l'auto-partage afin d'explorer ce qui a été fait jusqu'à maintenant. Par la suite nous prendrons sur nous de construire une base de données combinée qui nous permettra d'évaluer empiriquement l'impact de l'auto-partage au niveau régional. Puis finalement nous utiliserons des techniques économétriques propres aux champs des données de panel et à l'économétrie spatiale afin de chiffrer l'impact de l'auto-partage tout en contrôlant les caractéristiques propres aux unités d'observation et à l'autocorrélation spatiale.

2 Revue de Littérature

Nous présentons ici trois différentes « générations » d'études ayant analysé l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures. Il est important pour le lecteur de comprendre que le terme « génération » est utilisé afin de classer les études selon des modèles types. Cela étant, cette classification ne repose ni sur un ordonnancement chronologique ni sur une hiérarchisation, mais plutôt sur la base des similitudes dans la collecte de données, la méthodologie utilisée ainsi que dans la présentation des résultats.

2.1 Première génération : sondages internes

La première caractéristique commune de ces études tient à la collecte de données. En effet, les études de cette génération obtiennent leurs données à travers des sondages réalisés auprès des membres de réseaux d'auto-partage. Ces sondages sont souvent de type avant après, c'est-à-dire que les répondants doivent comparer leur mode de vie avant leur adhésion à un réseau d'auto-partage à leur mode de vie après. Plusieurs raisons expliquent le recours à cette méthodologie. Tout d'abord, ce type de collecte de données permet l'analyse des comportements des usagers. De plus, il faut savoir que plusieurs des sondages utilisés pour faire ces études sont le fruit d'une sollicitation via courriel électronique entreprise par les réseaux d'auto-partage auprès de leurs membres. Cela facilite grandement la collecte de données pour les chercheurs. La deuxième caractéristique clef qui unit ces études tient au fait qu'elles ne présentent pas de modèle descriptif/prédictif, pour chiffrer l'impact de l'auto-partage. Elles basent plutôt leurs conclusions sur l'analyse descriptive des statistiques qu'elles recueillent.

Les études de première génération tentent souvent d'analyser de nombreuses questions portant sur divers sujets tels que les caractéristiques socioéconomiques des ménages qui rejoignent les réseaux d'auto-partage. Bien que ces résultats soient explorés plus loin, puisqu'ils contiennent des éléments clefs nous permettant de paramétrer notre modèle, nous nous concentrerons pour le moment sur la façon dont elles évaluent l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures. Généralement cet impact est analysé à travers l'une (ou plusieurs) de ces trois statistiques.

- Pourcentage des ménages membres d'un réseau d'auto-partage qui se sont départis d'un ou de plusieurs véhicules suite à leur adhésion au réseau d'auto-partage.
- Pourcentage des ménages membres d'un réseau d'auto-partage qui ont renoncé à l'achat d'un véhicule suite à leur adhésion au réseau d'auto-partage
- La quantité de véhicules privés qu'a permis de retirer chaque véhicule d'auto-partage du réseau routier.

La première statistique présentée est sans doute la plus parlante puisqu'elle permet de savoir exactement quel est l'impact de l'auto-partage sur le parc automobile des ménages qui y adhèrent. Toutefois, à elle seule cette statistique n'est pas complète. Lorsque l'on veut évaluer l'impact total de l'auto-partage, il faut à la fois s'intéresser aux véhicules qui ont été délaissés par les ménages et aux véhicules que les ménages ont évité d'acquérir. Alors que la première statistique permet de constater une diminution claire du parc automobile des ménages membres, la deuxième permet d'évaluer la réduction de la croissance du parc automobile². Finalement, la troisième statistique permet de poser un regard global sur l'impact de l'auto-partage sur la région étudiée et non pas seulement sur les membres du réseau en question. Notons d'ailleurs que cette statistique est traditionnellement calculée selon cette formule. (Adam Millard-Ball et al. 2005):

*% membres qui délaissent un véhicule * membres par véhicule d'auto-partage - 1 = diminution de véhicules*

Bien que cette dernière statistique semble être la plus représentative de la situation réelle, elle est néanmoins en partie responsable de la grande volatilité des résultats obtenus par les études de première génération. Ce phénomène tient au fait que certains auteurs décident parfois d'intégrer la variable « ménages qui ont renoncé à l'achat d'un véhicule » dans la variable « % de membres qui ont renoncé à un véhicule » alors que d'autres préfèrent s'abstenir en raison de l'aspect très qualitatif de cette dernière. En effet, il est important de souligner le fait que lorsqu'ils répondent à la deuxième question, les ménages posent un jugement sur une réalité hypothétique ce qui génère un important biais émanant de leur interprétation de la réalité. Ce biais est d'autant plus important que ce n'est pas l'ensemble des utilisateurs d'un réseau d'auto-partage qui répondent au sondage. Cela étant, il n'est pas absurde de croire que les répondants sont sans doute plus enthousiastes

² La littérature réfère souvent à ce phénomène comme étant une réduction du taux de motorisation.

vis-à-vis du mouvement que la moyenne des membres. Cette divergence dans la présentation peut porter à confusion. Pour illustrer ce phénomène, il est pertinent de s'intéresser au cas de Lane (2005). Dans cette étude, l'auteur avait conclu que chaque voiture d'auto-partage permettait de retirer 23 véhicules privés du réseau routier. Toutefois, dans une étude subséquente, Douma et al (2008) ont corrigé ce nombre en excluant la variable « ménages qui ont renoncé à l'achat d'un véhicule », ce qui a fait diminuer le résultat de l'étude qui ne s'élevait plus qu'à 10,8. Cet exemple illustre très bien l'impact que peut avoir la méthodologie utilisée sur les résultats des études de première génération tout en expliquant l'importance du biais de perception.

Finalement, analysons les résultats obtenus par les études de cette génération. Dans un premier temps, nous commencerons par citer l'étude de Robert et Benoît (2000) qui comme la plupart des études de cette génération présente des résultats très encourageants. Selon cette étude, 21,47 % des quelque 150 Montréalais qui ont répondu au sondage ont diminué le nombre de véhicules automobiles qu'ils possédaient suite à l'adhésion à Communauto et 60,53 % ont renoncé à l'achat d'un véhicule³. De plus, 28,77 % des environ 207 habitants de la ville de Québec qui ont aussi répondu au sondage auraient aussi réduit le nombre de véhicules qu'ils possédaient suite à l'adhésion à Communauto et 55,77 % auraient renoncé à l'achat d'un véhicule⁴. Dans un deuxième temps, nous mentionnerons l'étude de Martin et al (2010) qui a poussé la méthodologie associée aux modèles de première génération à son paroxysme en utilisant un sondage mené auprès de 6 281 membres de différents réseaux d'auto-partage situés en Amérique du Nord. L'étude en est arrivée à la conclusion que chaque véhicule d'auto-partage permettait, en moyenne, de faire diminuer le parc automobile de la région où il se situe de 4,5 à 6,3 véhicules si l'on ne tient compte que des véhicules dont les ménages se départissent et de 9,3 à 13,1 véhicules si l'on tient également compte des ménages qui ont renoncé à l'achat d'un véhicule.

³ D'autres informations sont présentées dans la figure 1

⁴ D'autres informations sont présentées dans la figure 1

Figure 1 :Études de première génération						
<u>Titre</u>	<u>Auteur</u>	<u>localisation</u>	<u>Stat1</u>	<u>Stat 2</u>	<u>Stat 3</u>	<u>Stat4</u>
PhillyCarShare	Lane (2005)	Philadelphie (USA)	24,5%	29,1%	10,8	
Communauto	Robert (2000) [1998]	Montréal (CAN)	21,47	60,53%		
Communauto	Robert (2000) [1998]	Ville de Québec (CAN)	28,77	55,77%		
Impact of Carsharing on Household Vehicle Holdings	Martin, Shaheen, et Lidicker (2010) [2008]	Amérique du Nord			4,5 à 6,3	9,3 à 13,1
Improving Carsharing and Transit Service with ITS	Douma et al. (2008) [2007]	Springfield, Virginia				2,5

Note :L'année entre crochet correspond à l'année ou les données ont été collectées.

Statistique 1 : %Participants qui se sont départis d'un véhicule

Statistique 2 : %participants ayant évité d'acquérir un véhicule

Statistique 3 : Quantité de véhicules privés qu'a permis de retirer chaque véhicule d'auto-partage du réseau routier (les véhicules qui ont évité d'être acquis sont omis)

Statistique 4 : Quantité de véhicules privés qu'a permis de retirer chaque véhicule d'auto-partage du réseau routier (les véhicules qui ont évité d'être acquis sont compris)

Un lecteur attentif constatera que dans les trois études dont nous venons de parler (ainsi que dans l'ensemble des études présentées dans la figure 1), la composante « membres qui ont renoncé à l'achat d'un véhicule » est plus importante que la composante « membres qui ont délaissé un véhicule ». Au niveau conceptuel, ce phénomène semble tenir la route. En effet, il est tout à fait réaliste de croire qu'il y a plus de ménages qui éviteront de s'acheter un premier ou un second véhicule, que de ménages qui se départiront d'un véhicule. Cela tient au fait que la première action est tacite, c'est-à-dire qu'elle n'implique pas d'action concrète : ce n'est qu'un maintien du statuquo. Les actions de ce genre nécessitent beaucoup moins d'engagement que les actions dites explicites, comme celle de se départir d'un véhicule. Ces dernières requièrent un choix conscient et exigent de s'engager dans une forme ou une autre de démarche (trouver un acheteur ...). De façon pratique, toutefois, il existe comme nous l'avons mentionné plus haut, un biais perceptif qui vient obscurcir cette réalité. C'est d'ailleurs l'un des éléments qui est abordé par les études de deuxième génération.

Cette génération d'études représente la masse critique de la littérature portant sur l'impact de l'auto-partage sur la possession de voiture. Les indicateurs que nous venons d'énoncer représentent la pierre d'assise sur laquelle se fondent les études des générations subséquentes. Toutefois, la plupart des études de première génération ont pour objectif de mettre en lumière ce mouvement somme toute récent et non pas uniquement de chiffrer l'impact qui nous intéresse. C'est pourquoi les techniques utilisées afin de chiffrer cet impact demeurent limitées et ne nous seront que peu utiles lors de la modélisation.

2.2 Deuxième génération : modèles descriptifs/prédictifs

La première génération est de loin la plus prolifique. En effet, les travaux associés aux générations subséquentes sont plutôt récents, ce qui explique que peu d'études de ce type aient été réalisées. Dans les lignes qui suivent, nous proposerons un cadre général délimitant ce qui correspond à une étude de deuxième génération et afin de détailler nos propos nous poursuivrons en illustrant les réalisations de cette génération de modèles en nous concentrant principalement sur les travaux menés par Cervero.

Bien que ces études se démarquent de celles de la génération précédente à bien des égards, elles leur ressemblent à bien d'autres. Alors que les études de première génération s'intéressent à l'analyse des comportements des usagers, celles de deuxième génération, quant à elles, mettent davantage l'accent sur la possible relation causale qui existe entre le nombre de voitures dans un ménage et l'auto-partage. Pour ce faire, ces dernières ont recours à des méthodologies plus quantitatives mettant de l'avant des modèles descriptifs/prédictifs. Toutefois, les données utilisées sont encore basées sur des sondages réalisés auprès des usagers des réseaux d'auto-partage et ces sondages sont encore de type avant / après.

L'un des principaux apports de cette génération est relié à l'utilisation de modèles descriptifs/prédictifs dans le but de mesurer l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures. L'intérêt de ces modèles provient de leur habileté à établir des relations « causales », plutôt que de simplement présenter des corrélations. En effet, en ayant recours à ce type de modèle les chercheurs peuvent utiliser des variables de contrôle afin de capter la part de l'impact sur la possession de voitures qui est tributaire à l'auto-partage. C'est dans cette perspective que l'étude de Cervero et al (2007) a recours à un échantillon composé de membres et de non-membres (ce groupe est détaillé dans le prochain paragraphe), dans le but de tester trois modèles différents afin d'évaluer cet impact. Le premier est un logit binomial qui évalue la vraisemblance qu'un ménage possède au moins une voiture. À cette fin, plusieurs variables explicatives sont utilisées⁵ dont le nombre de stations d'auto-partage situées à moins d'un demi-mille de la résidence des usagers. Dans

⁵ Ces variables et les coefficients qui leur sont associés sont d'ailleurs détaillés dans la figure 2

l'optique où l'on ne s'intéresse qu'à mesurer l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures, la pertinence de ce modèle reste très limitée. En effet, comme il fut mentionné plus haut, l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures a deux origines (1) les ménages qui délaissent un véhicule et (2) les ménages qui évitent d'en acquérir un. Cela étant, rien ne nous dit que ces ménages n'avaient qu'un véhicule à l'origine. En effet, il est tout à fait réaliste de croire qu'un ménage a délaissé son second véhicule grâce à l'auto-partage. Or le logit binomial proposé plus haut n'est pas capable de mesurer ce type de variation. C'est sans doute dans cette optique que Cervero et al (2007) proposent un second logit binomial qui évalue la vraisemblance qu'un répondant diminue sa possession de voitures. Bien que ce modèle soit plus utile que le précédent il possède encore une lacune importante, la composante « ménages qui ont évité d'acquérir une voiture » y est complètement omise! Finalement, Cervero et al (2007) proposeront une troisième régression logistique, celle-ci ordinale plutôt que binomiale. Celle-ci évalue la vraisemblance qu'un utilisateur se départisse d'un véhicule ou évite d'en acquérir un. Ce modèle présente cinq catégories : Augmentation de deux véhicules ou plus, augmentation d'un véhicule, aucun changement, diminution d'un véhicule et diminution de deux véhicules ou plus⁶. Bien que ce modèle soit le plus pertinent présenté jusqu'ici, il reste sensible au biais de perception relié au sondage.

Finalement, cette génération de modèle nous permet de revenir à la question que nous avons laissée en suspens, à savoir : quelle est l'importance de la composante « membres qui ont renoncé à l'achat d'un véhicule »? Afin de répondre à cette question, Cervero et Tsai (2004) ont utilisé un groupe de contrôle dans le but de comparer les résultats obtenus chez les membres et les non-membres et ainsi évaluer l'impact du biais perceptif. Le groupe de contrôle en question était composé de personnes qui avaient manifesté de l'intérêt vis-à-vis l'auto-partage, mais qui n'ont pas pu devenir membres en raison de la distance qui sépare leur résidence des stations d'auto-partage. Cette sélection est d'ailleurs tout à fait légitime puisqu'elle permet aux auteurs de comparer deux groupes ayant un rapport similaire à la voiture. Les comparaisons qui en résultent permettent de faire ressortir les statistiques suivantes : 29,1 % des membres ont diminué leur possession de

⁶ Les résultats de ces modèles sont présentés dans la figure 2

véhicules suite à leur adhésion, contre 8 % au sein du groupe de contrôle. De plus, 67,5 % des membres ont dit avoir repoussé l'achat d'un véhicule, contre 39,2 % des non-membres. Selon ces résultats, il semble clair que même si la composante « membres qui ont repoussé l'achat d'un véhicule » est bel et bien affectée par le biais de perception, elle reste sans aucun doute fort importante, voire même dominante, dans l'évaluation de l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures.

Figure 2: Étude de deuxième génération			
Étude : Cervero, Golub, et Nee 2007 : City CarShare: Longer-Term [2005]			
Style des données: coupe transversale			
Modèle	Objectif du modèle	Classe de la variable dépendante	Variable indépendante (Coefficient associé)
Logit Binomial	Estimer si le ménage possède au moins une voiture.	-Ménage au moins une voiture -Ménage ne possède pas de voiture	-Membre d'un réseau d'auto-partage (-0,801) -Vivre à San Francisco (variable binaire) (-0,682) -Taille du ménage (0,272) -Avoir des enfants (variable binaire) (0,690)
Logit Binomial	Estimer si un ménage réduit ou non sa possession de voitures	-Ménages ont réduit leur flotte de véhicules -Ménages n'ont pas diminué leur flotte de véhicules	-Membre d'un réseau d'auto-partage (1,408) -Vivre à San Francisco (variable binaire) (0,374) -Âge (0,038)
Logit Ordinal	Mesurer la variation nette de la flotte de véhicules du ménage	-Net Δ : -2 ou plus -Net Δ : -1 -Pas de changement -Net Δ : + 1 voiture	-Membre d'un réseau d'auto-partage (-0,978) -Posséder passe de transport en commun (-0,414) -Station d'auto-partage à l'intérieur d' ½ mille de la résidence (-0,497) -Avoir des enfants (variable binaire) (0,514) -Âge (-0,029) -Conduire pour aller au travail (variable binaire) (2,765)

L'utilisation d'une approche permettant d'établir des liens causals est très intéressante et sera reprise tant par les études de troisième génération que par notre étude. Toutefois les études de deuxième génération sont toujours aux prises avec des problèmes de représentativité régionale.

2.3 Troisième génération : données sur le parc automobile

Les études de cette génération se démarquent en s’émancipant des problématiques liées aux sondages des usagers. En effet, bien que les études de deuxième génération mettent sur pied des méthodologies pour essayer d’atténuer ces problématiques, il n’en demeure pas moins qu’elles sont limitées par cette méthode de collecte de données. Les modèles de troisième génération sortent des sentiers battus en se concentrant sur l’impact de l’auto-partage sur le parc automobile de la région étudiée dans son ensemble. Comme le souligne Petersen et al (2016) cela : « *permet de mettre de l’avant une meilleure représentation de l’impact régional réel de l’auto-partage, contrairement au sondage auprès des membres qui surévalue le rôle de l’auto-partage dans la société*⁷. P.8 ». De plus, il est important pour le lecteur de comprendre que ce type de méthodologie oblige les auteurs de ces études à avoir recours à des modèles statistiques souvent plus complexes. En effet, il est plutôt aisé d’évaluer l’impact de l’auto-partage sur les gens qui y ont recours; il est toutefois beaucoup plus ardu d’évaluer cet impact sur une population composée de membres et de non-membres. C’est d’ailleurs pour cette raison que les études de troisième génération sont très récentes. En effet, pour détecter l’impact de l’auto-partage de façon régionale il a fallu attendre que ce moyen de transport soit utilisé par une masse critique de personnes. Or, à ses débuts il n’y avait qu’un petit nombre d’adopteurs précoces. C’est suite à un gain en popularité des services d’auto-partage, notamment grâce à des avancées technologiques telles que le téléphone cellulaire «intelligent», que ce mouvement prit suffisamment d’ampleur pour que les chercheurs s’intéressent à son impact au niveau régional et de la possibilité de l’inclure dans les modèles de possession de voitures. Puisque seules quelques études ont abordé l’impact de l’auto-partage sur la possession de voitures sous l’angle régional, aucune approche méthodologique ne fait consensus. Dans les prochains paragraphes, nous proposerons d’introduire les étapes clés de cette approche en détaillant de façon sommaire les procédures utilisées par deux études de cette génération, réalisées en Amérique de nord. Klinevicius et al (2014) et Petersen et al (2016).

⁷ Traduction libre de l’auteur

2.3.1 Collecte de données

Comme nous l'avons mentionné, la principale difficulté associée à ce type d'étude est de réussir à détecter l'impact de l'auto-partage parmi toutes les autres variables qui affectent la possession de voitures.

La première approche à laquelle nous nous intéresserons s'inscrit dans la lignée de ce qui a été vu jusqu'à présent, soit la collecte de données via sondage. Bien entendu contrairement à ce qui a été réalisé par les générations précédentes les personnes sondées ne sont pas les membres d'un réseau d'auto-partage, mais plutôt les résidents d'une région. C'est cette approche que Petersen et al (2016) ont empruntée dans une étude réalisée en 2016. Le sondage en question est le Puget Sound Regional Council (PSRC) qui présente les réponses de 4 786 individus de Seattle répartis dans 2 419 ménages. L'une des problématiques associée à cette approche est la représentativité des données. C'est d'ailleurs l'un des problèmes qu'ont rencontré les auteurs de cette étude. En effet, le PSRC est un sondage prototype et dans sa présente version il comporte quelques problèmes d'échantillonnage menant à un biais de sélection. La deuxième problématique associée à cette méthode de collecte de données est la non-reproductibilité. De façon plus précise, il est important de comprendre que ce type de sondage requiert énormément de ressources et qu'à ce titre ces données ne sont disponibles que pour quelques villes. Il est donc difficile de mettre sur pied une procédure standard permettant de mesurer l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures.

La deuxième approche à laquelle nous nous intéressons consiste à coupler plusieurs bases de données afin d'en obtenir une permettant de procéder à l'analyse de l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures. Cette approche est bien illustrée par les travaux de Klinevicius et al (2014). Ces derniers ont utilisé les données fournies par le «Sondage Origine-Destination (OD)», le recensement canadien ainsi que par l'entreprise Communauto. Le sondage OD est un sondage téléphonique réalisé aux cinq ans (deux ans après le recensement canadien) auprès de 5 % de chaque secteur de recensement. Ce sondage fournit des informations sur le ménage telles que le nombre de voitures, le nombre de personnes, et sur les individus, tels que le sexe, l'âge. Il y a aussi des

informations sur les habitudes de transport des répondants tels que sur le mode de transport, la disponibilité de stationnement, etc.⁸ Les données utiles à la compréhension du modèle sont présentées plus en détail dans la figure 4.

Les deux approches présentées possèdent chacune des avantages et des inconvénients. Le sondage régional permet à la fois de capter la part d'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures induite tant par les VLS, que par les voitures reliées à une station. Un lecteur attentif notera que nous n'avons pas abordé le thème des voitures en libre-service jusqu'à présent. Cela n'a rien d'anecdotique, puisque très peu de chercheurs s'y sont intéressés dans le contexte de la possession de voitures. Une première explication réside dans la relative nouveauté de ce service et son déploiement géographique encore limité. Une seconde explication de ce phénomène tient sans doute au fait que rien ne garantit l'accès à une voiture libre à proximité de sa résidence. Cela étant, ce moyen de transport n'est que peu envisagé lors de la prise de décision des ménages quant à leur possession de voitures. Néanmoins, la capacité de cette approche à capter cet impact reste très intéressante. D'un autre côté, le couplage de bases de données effectué par Klinevicius et al permet de mettre de l'avant une approche reproductible. De plus, l'utilisation de ce type de données (données de population), si l'on délaissait l'utilisation du sondage OD⁹, permettrait d'éliminer le problème lié au biais de sélection.

⁸ <http://www.ncr-trans-rcn.ca/enquêtes/enquête-o-d/enquête-o-d-2011/>

⁹ Le sondage OD ne constitue pas des données de population

2.3.2 Modélisation

Bien que les données constituent le nerf de la guerre, elles ne sont pas garantes de victoire. En effet, l'impact que l'on tente de mesurer demeure difficile à détecter et c'est à ce titre que le modèle statistique utilisé vient jouer un rôle déterminant.

Petersen et al (2016) présentent deux approches pour tenter de mesurer cet impact. La première de ces approches reste dans la lignée de ce qui a été présenté jusqu'à présent. Les chercheurs ont recours à un logit multinomial dont la variable dépendante est la possession de voitures des ménages. Cette variable se présente en quatre classes soit : aucune voiture, une voiture, deux voitures et trois voitures ou plus. Selon ce modèle, la taille du ménage et le revenu augmentent la vraisemblance de posséder deux ou trois véhicules. Alors que la densité urbaine (mesurée par la localisation et le nombre d'intersections par km² qui est un proxy pour l'accessibilité piétonnière) ainsi que l'appartenance à un réseau d'auto-partage augmentent la vraisemblance de posséder aucune ou une voiture. Notons que ce modèle est plus détaillé dans la figure 3. Le deuxième modèle présenté par les auteurs repose sur l'idée que les ménages prennent leur décision quant au nombre de voitures qu'il possède en tenant compte de l'auto-partage. Se basant sur cette hypothèse les auteurs ont mis sur pied un modèle simultané de type logit multinomial dont les classes reposent sur la mobilité des ménages. Cette mobilité des ménages est évaluée en fonction du nombre de voitures que le ménage possède et du nombre de membres d'un réseau d'auto-partage. Les résultats obtenus demeurent très similaires à ceux du modèle précédent et sont détaillés dans la figure 3 (sous Modèle 2).

Figure 3 : étude de troisième génération				
Étude : Petersen, Zhang, et Darwiche 2016 : Modeling Car Sharing and its Impact on Auto Ownership. <i>Seattle (USA)</i> [2015]				
Style des données: coupe transversale				
Modèle	Objectif du modèle	Classe de la Variable dépendante	Variable indépendante	Augmente la vraisemblance de posséder X voitures
Modèle 1				
Logit multinomial	Prédire le nombre de véhicules possédés par un ménage	-0 -1 -2 -3ou +	-Taille du ménage	2-3
			- Avoir des enfants	2-3
			-Présence d'un ainé	2-3
			-2 travailleurs ou plus	2-3
			-Revenu élevé	2-3
			-Densité des intersections	0-1
			-Maison urbaine	0-1
			-Proximité de l'auto-partage	0-1
			-Appartenance à un réseau d'auto-partage	0-1
			-Bénéfice de transit	0-1
Modèle 2				
Logit multinomial	Prédire la mobilité d'un ménage	-Basse mobilité -Haute mobilité	-Taille du ménage	Haute mobilité
			- Avoir des enfants	Haute mobilité
			-Présence d'un ainé	Haute mobilité
			-2 travailleurs ou +	Haute mobilité
			-Revenu élevé	Haute mobilité
			-Densité des intersections	Basse mobilité
			-Maison urbaine	Basse mobilité
			-Proximité de l'auto-partage	Basse mobilité
			-Appartenance à un réseau d'auto-partage	Basse mobilité
			-Bénéfice de transit	Basse mobilité

Pour sa part Klencivius et al (2014) ont opté pour une approche basée sur les moindres carrés ordinaires (MCO). Les auteurs ont mis de l'avant deux modèles. Le premier est un modèle **agrégé** dont l'unité d'observation est le secteur de recensement et où la variable dépendante correspond à la **moyenne du nombre de véhicules par ménage sondé** (Figure 4). Le deuxième modèle (Figure 4 sous Modèle 2) pour sa part est un modèle **désagrégé** dont l'unité d'observation correspond à **chaque ménage sondé** et où la variable dépendante correspond au **nombre de voitures possédées par chaque ménage sondé**.

Figure 4 : étude de troisième génération			
Étude : Klincevicus, Morency, et Trépanier 2014 Assessing Impact of Carsharing on Household Car Ownership Montréal (CAN) [1998-2003-2008]			
Style des données: 3 coupes transversales			
Modèle	Variable dépendante	Variable indépendante	Coefficient associé de la variable indépendante
MCO R ² =0,67	Moyenne du nombre de véhicules par ménage sondé dans un secteur de recensement	- Salaire moyen par ménage	3,3x10 ⁻⁶
		- Distance du centre-ville	0,386
		- Densité de population	-0,1
		- Nombre de voitures d'auto-partage dans un rayon de 500m	-0,02
Modèle 2			
MCO R ² =0,23	Nombre de véhicules par ménage sondé dans un secteur de recensement	- Nombre d'adultes	0,8
		- Nombre d'enfants	0,05
		- Salaire moyen du ménage	0,29
		- Distance du centre-ville	0,34
		- Densité de population	-0,01
		- Nombre de voitures d'auto partage dans un rayon de 500m	-0,01

Le choix des Moindres Carrés Ordinaire (MCO) est un choix plutôt surprenant, spécialement dans le cadre du modèle désagrégé. En effet, puisque la variable dépendante étudiée est polytomique, le recours à un modèle continu n'est pas naturel. Il aurait été intéressant de comparer ces résultats à ceux qu'obtiendraient un logit ou un probit multinomial. De plus, l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures fut capté à travers la variable « nombre de voitures d'auto-partage dans un rayon de 500 mètres ». Ce choix, bien qu'intuitif est plutôt embêtant théoriquement puisqu'il sous-entend que si le nombre de voitures d'auto-partage augmente dans un rayon de 500 mètres d'une résidence, toute chose égale par ailleurs, le nombre de voitures possédées par le ménage devrait diminuer (en tenant pour acquis que la relation entre cette variable et la variable dépendante est positive et statistiquement significative). Or il semble évident qu'à partir d'un certain point un effet de saturation entrerait en ligne de compte. En d'autres mots, il existe un point où l'offre de voitures d'auto-partage dans une région serait excédentaire à la demande de cette région. Ainsi il aurait sans doute été plus intéressant de capter l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures à travers une autre variable. Par exemple, une variable mesurant la présence ou l'absence d'un réseau d'auto-partage dans un rayon de 500 m aurait pu être utilisée. L'ajout de la variable « nombre de véhicules dans un rayon de 500m » aurait alors permis de mesurer l'effet de saturation, donnant une bonne indication de la pertinence d'augmenter le nombre de voitures d'auto-partage dans les régions où elles sont déjà présentes.

2.4 Ouverture

Les idées amenées par Petersen et al (2016) représentent une belle amélioration de ce qui a été fait dans les modèles des générations précédentes. Toutefois, cette approche ne permet pas de s’émanciper de l’ensemble des problématiques associées au sondage. De son côté, l’idée amenée par Klencivius et al (2014) est très intéressante, bien que limitée dans sa forme actuelle. En effet, l’utilisation des données du sondage OD et du recensement affecte la validité des résultats en raison des divergences dans l’échantillonnage. Toutefois, ces deux études sont beaucoup plus représentatives de l’impact régional de l’auto-partage que les études précédentes. C’est donc dans cette optique que nous dresserons un portrait plus global afin de permettre de mesurer l’impact de l’auto-partage sur une région, plutôt que sur la flotte de véhicules du ménage moyen de cette région. À cette fin nous utiliserons des données de population, nous éloignant ainsi des données par sondage. De plus, afin de mettre sur pied des modèles plus adaptés à une perspective de décision publique, nous utiliserons des données qui pourront être répliquées dans d’autres régions. Les techniques de régression que nous utiliserons contourneront également plusieurs éléments problématiques qui n’ont pas été abordés par les études des générations précédentes, telles que les caractéristiques propres aux entités et l’autocorrélation spatiale.

3 Méthodologie

La méthodologie que nous proposons se divise en trois grands axes. Soit la collecte de données, l'analyse empirique et la modélisation. Dans un premier temps, nous détaillerons la base de données que nous avons mise sur pied et expliquerons les hypothèses sous-jacentes à cette dernière. Par la suite, nous préciserons les différentes variables qui ont été retenues dans notre modèle à l'aide d'une analyse descriptive. Finalement, nous utiliserons une approche par construction afin de présenter les forces et les faiblesses de différents modèles préliminaires.

3.1 Description des données

La collecte de données effectuée s'inscrit dans la même lignée que celle de Klencivius et al (2004), c'est-à-dire la création d'une base de données combinée. Ce choix est légitimé par le fait qu'il est possible de mettre sur pied une base de données similaire pour une autre région avec un nombre de ressources limité et qu'il permet de s'émanciper des problématiques liées aux sondages. Afin d'éviter les pièges liés au biais de sélection, nous avons autant que possible utilisé des données de population¹⁰. À cette fin nous avons assemblé des données provenant de plusieurs organismes, soit : la Société d'Assurance Automobile du Québec (SAAQ), pour obtenir le nombre de voitures par code postal, les recensements canadiens (2001, 2006 et 2011), pour les variables à caractère sociaux économiques, les données privées de la société Communauto pour les informations relatives à l'auto-partage et les données géolocalisées des stations de la Société de Transport de Montréal (STM) pour le transport en commun. Les lignes qui suivent décrivent les manipulations et les hypothèses qui ont été faites afin de mettre en commun ces variables.

Avant toute chose il est important de détailler l'unité d'observation que nous avons sélectionnée. Dans le but d'exploiter la base de données la plus représentative possible,

¹⁰ Certaines de nos variables proviennent du questionnaire long du recensement (ENM en 2011) qui est basé sur des techniques d'échantillonnage. Toutefois ce dernier est réalisé par Statistique Canada lors de l'un des exercices les plus exigeants et stable en matière de représentativité.

nous avons choisi l'aire de diffusion (AD) comme unité d'observation. L'aire de diffusion est : « *la plus petite région géographique normalisée pour laquelle toutes les données du recensement sont diffusées.* » (« Aire de diffusion (AD) - Dictionnaire du recensement » 2017). De plus, les aires de diffusion sont des régions géographiques compactes, stables à travers le temps et elles regroupent généralement entre 400 et 700 personnes. Ce choix est justifié par le fait qu'il s'agit de la plus petite unité d'observation commune à toutes les données dont nous avons l'usage.

La première variable à laquelle nous nous intéresserons est le nombre de voitures par aire de diffusion. Cette dernière est la variable dépendante de notre modèle et ce choix sous-tend plusieurs implications. Tout d'abord, contrairement aux études précédentes, il s'agit d'une variable discrète, et non pas d'une variable dichotomique. Cela étant, ce type de variable nous permet d'utiliser les techniques propres aux régressions linéaires. Dans un deuxième temps, l'interprétation des paramètres de régression se fera à travers la région étudiée et non plus le ménage moyen. Bien que cela puisse sembler anodin, il n'en est rien. En termes de décision publique, ce type de résultat permet de donner une idée concrète de l'impact des différentes variables sur la région étudiée. Les informations concernant cette variable proviennent de la SAAQ et se présentent de la façon suivante : nombre de voitures par code postal¹¹. Afin de convertir l'unité d'observation de cette variable sous la forme qui nous intéresse, nous avons dû agréger les codes postaux en aires de diffusion. Pour ce faire nous avons eu recours au Fichier de Conversion des Codes Postaux de Statistique Canada (FCCP). Ce dernier permet d'associer le code postal utilisé par la Société des postes dans l'unité géographique normalisée exploité par Statistique Canada, qui lui est la plus conforme. Il est important pour le lecteur de comprendre que les codes postaux ne « suivent pas les limites géographiques de recensement et peuvent donc être liés à plus d'une région géographique normalisée » (FCCP« Statistique Canada: Section 3 À propos du produit » 2017). Compte tenu de cela, il est tout à fait possible que la région géographique associée à un code postal se situe à l'intersection de deux aires de diffusion (ou plus). Afin de contourner cette problématique, nous avons utilisé

¹¹ Le code postal est une unité géographique moins large que l'aire de diffusion dans le sens où une aire de diffusion regroupe plusieurs codes postaux.

l'identificateur de liens uniques. Il s'agit d'un indicateur créé par Statistique Canada ayant pour but d'associer un code postal à l'aire de diffusion à laquelle il correspond le mieux.

Le deuxième groupe de variables que nous traiterons correspond aux variables à caractère sociaux économiques. Ces variables proviennent du recensement canadien et ont pour unité d'observation l'aire de diffusion. Il est à noter que celles-ci ne sont pas disponibles au grand public, mais peuvent être obtenues à travers un Centre de données de recherche (CDR). Bien que ces variables soient déjà dans l'unité d'observation escomptée, plusieurs manipulations se sont avérées nécessaires. Le premier type de manipulation que nous avons dû effectuer tient à la continuité des variables à travers les recensements. En effet, entre les 3 recensements que nous avons utilisés, plusieurs variables ont vu leur catégorisation être modifiée par Statistique Canada. Nous avons donc créé de nouvelles catégories pour unifier les variables qui divergeaient d'un recensement à l'autre, nous permettant de travailler avec une échelle commune¹². Le deuxième type de manipulations que nous avons utilisé consiste en une extrapolation des données du recensement. En effet, les données fournies par la SAAQ, la STM et Communauto s'étalent de 2001 à 2014 sur une base annuelle. Alors que les données de recensement ne sont disponibles que pour les années 2001, 2006 et 2011. Toutefois, les variables sociaux économiques qui nous intéressent (population, revenu, pourcentage de conducteurs, éducation,...) sont peu volatiles dans le temps, contrairement par exemple au nombre de stations d'auto-partage dans la ville de Montréal qui est passé de 28 en 2001 à plus de 300 en 2014¹³. De ce fait, l'utilisation d'une extrapolation linéaire sur les données de recensements nous a permis de conserver une meilleure représentativité dans notre analyse. Le taux de croissance annualisé entre 2001 et 2006 a été utilisé pour les années 2002-2005 et le taux de croissance annualisé entre 2006 et 2011 a été utilisé pour les années 2007 à 2010 et 2012 à 2014. Finalement, bien que peu de données manquantes aient été présentes, celles-ci ont

¹² Par exemple si en 2001 les catégories pour les études universitaires étaient « baccalauréat », « maîtrise » et « doctorat » et qu'en 2006 il n'y avait que « baccalauréat » et « études de cycles supérieurs ». Nous aurions agrégé les variables du recensement de 2001 pour les mettre sur la base du recensement de 2006.

¹³ Voir description des variables dépendantes

été imputées à l'aide d'un taux de croissance, en se basant sur les recensements précédents/subséquents.

Le troisième ensemble de variables auquel nous nous intéressons correspond aux données géolocalisées, qui nous ont été fournies par la STM et la société Communauto. Les données de Communauto présentaient une indication quant à la localisation de chaque station d'auto-partage à travers leurs coordonnées géographiques ainsi que le nombre de voitures disponible à chaque station, et ce pour les années comprises entre 2001 et 2014 inclusivement. Les coordonnées géographiques de 70 stations n'étaient toutefois pas disponibles, puisque celles-ci n'étaient plus en service en janvier 2015 (bien que les informations concernant le nombre de véhicules fussent encore disponibles). Nous avons récupéré ces coordonnées de façon précise, dans la plupart des cas, à travers une recherche dans les archives de la société et de Google Earth. Pour les quelques stations (environ cinq stations) dont nous n'avons pas pu retrouver les coordonnées numériques, nous avons utilisé l'intersection la plus près, créant ainsi une légère distorsion de quelques mètres. Pour ce qui est des données de la STM, seules les coordonnées des stations de métro étaient disponibles pour la période étudiée.

Finalement, à l'instar de Klinevicius, et al (2014), nous n'avons conservé que les aires de diffusion qui ont existé tout au long de la période étudiée soit de 2001 à 2014. Les autres aires de diffusion ont été laissées de côté. Cette mise à l'écart est principalement reliée au fait que Statistique Canada a adopté l'aire de diffusion comme unité géographique en 2001. Cela étant, certaines discontinuités dans la définition géographique de la région métropolitaine de recensement (RMR) de Montréal ont été corrigées entre 2001 et 2011. Notons que cette élimination n'est pas systématique et que nous n'avons aucune raison de croire qu'elle puisse affecter nos résultats. Notons également qu'en 2014 notre base de données couvrait près de 2,9 millions de personnes.

3.2 Analyse descriptive.

La base de données ainsi créée comporte n=4 966 aires de diffusions suivies sur 14 ans, pour un total de N=69 524 observations. Plus de 70 variables ont été considérées et six ont été retenues dans les modèles finaux. La présélection des variables s'est effectuée grâce aux indications fournies par la littérature. Les cinq variables retenues sont : (1) le revenu moyen individuel, (2) le nombre d'habitants par aire de diffusion, (3)¹⁴ la présence ou l'absence d'une station Communauto dans un rayon de 500m du centroïde d'une aire de diffusion, (4) la distance de la station de métro la plus près, (5) le pourcentage de conducteurs dans une aire de diffusion et (6) l'éducation. Les figures 5 et 6 présentent quelques statistiques descriptives par rapport à ces variables.

Figure 5 :

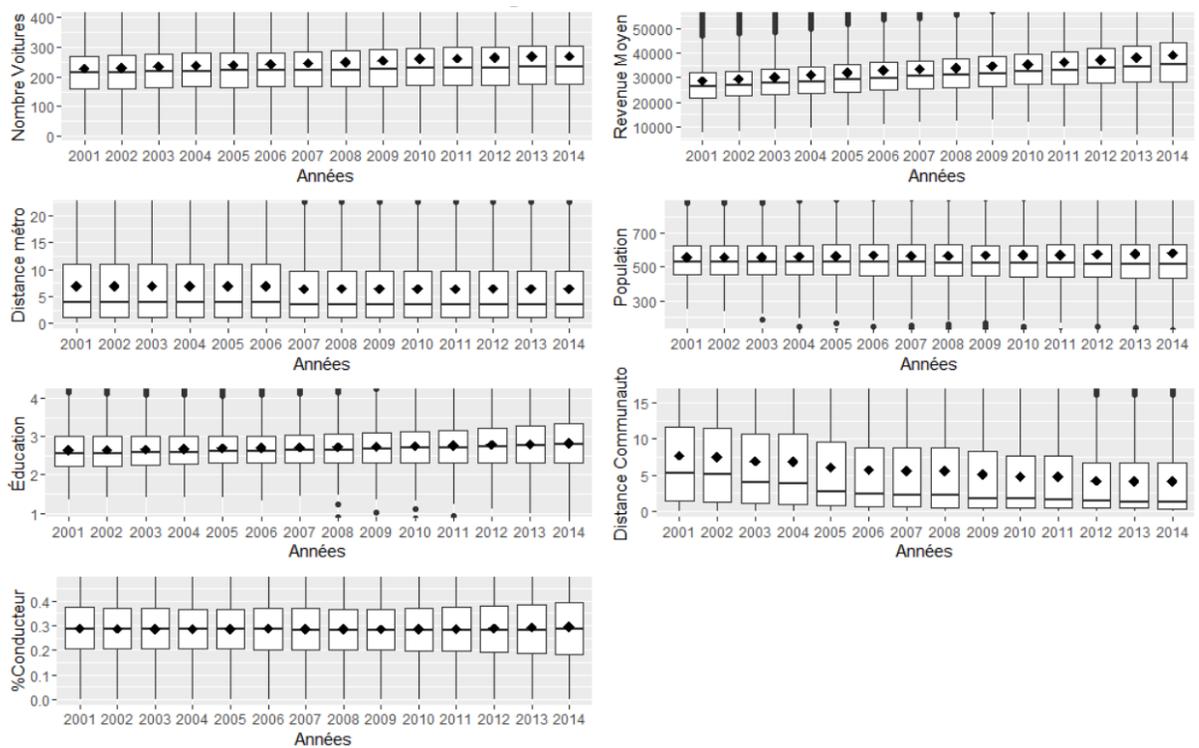
	distance du centre-ville	distance communauto	distance métro	revenu	%Conducteur	présence Communauto à Moins de	Éducation	Population
distance du centre-ville	1	0,92	0,935	0,073	0,638	-0,463	-0,24	0,068
distance communauto	0,92	1	0,953	0,063	0,58	-0,417	-0,193	0,066
distance métro	0,93	0,95	1	0,101	0,61	-0,415	-0,184	0,067
revenu	0,07	0,06	0,101	1	0,272	-0,032	0,541	0,06
% de Conducteur	0,64	0,58	0,61	0,272	1	-0,443	-0,077	0,036
présence Communauto à Moins de	-0,46	-0,42	-0,415	-0,032	-0,443	1	0,313	-0,024
Éducation	-0,24	-0,19	-0,184	0,541	-0,077	0,313	1	0,082
Population	0,07	0,07	0,067	0,06	0,036	-0,024	0,082	1

¹⁴ Puisqu'il s'agit d'une variable dichotomique, nous présentons plutôt la distance qui sépare l'aire de diffusion de la station d'auto-partage la plus près dans la figure 6.

(1) [Recensement]¹⁵ Comme le mentionne Petersen et al (2016) dans le domaine de la possession de voitures, le revenu est un fort prédicteur. Plusieurs variables ont été considérées pour évaluer cet effet, dont : le revenu du ménage, le revenu de la famille, le revenu médian moyen... Toutefois, suite à plusieurs régressions, le résultat le plus probant est celui obtenu avec l'utilisation du revenu moyen individuel par aires de diffusion. Lorsque l'on s'attarde au graphique de cette variable dans la figure 6, il est possible de constater qu'entre 2001 et 2014 le revenu moyen individuel de l'écart interquartile a crû. Notons également que cette variable est présentée en dollar constant de 2010. Nous avons procédé à la mise à niveau à l'aide de l'indice des prix à la consommation.

- Figure 6¹⁶

Évolution Des Variables À Travers Le Temps



¹⁵ Les mises entre crochets correspondent à la provenance de la variable.

¹⁶ Chaque tableau de la figure 6 a été recadré de façon à permettre au lecteur de suivre l'évolution de la masse de l'échantillon. En ce sens, certaines valeurs extrêmes n'apparaissent pas sous ce cadrage. Par exemple, le revenu moyen de certaines aires de diffusion se chiffre à 100 000 \$. Cela étant il est impossible de suivre à la fois leur évolution et celle de la masse de population. En effet, sous l'échelle nécessaire à cette représentation les bornes inférieure et supérieure de la boîte représentant l'écart interquartile se confondraient.

(2) [SAAQ]. Contrairement à Klencivius et al (2014), notre base de données présente l'information par aire de diffusion et non par ménage. La variable dépendante de notre modèle est donc le nombre de voitures par aire de diffusion. Bien entendu, puisque nous disposons de la population totale d'une aire de diffusion, il aurait été possible de calculer le nombre de voitures par personne et d'utiliser cela comme variable dépendante. Toutefois, l'utilisation d'une telle variable aurait impliqué un rapport direct entre le nombre de personnes et le nombre de voitures. Or la population totale d'une aire de diffusion comprend divers groupes qui ne sont pas susceptibles de posséder une voiture (les enfants, par exemple). De ce fait, il demeure évident que plus il y a de personnes dans une aire de diffusion plus il risque d'y avoir de voitures. En somme, cette variable a le potentiel d'être un bon indicateur (variable indépendante), mais assumer un lien direct avec le nombre de voitures serait une mauvaise idée. Le graphique de la figure 6 de cette variable nous indique que le nombre d'habitants par aire de diffusion semble rester constant. Cela s'explique par la construction de cette variable (voir description de données : aire de diffusion)

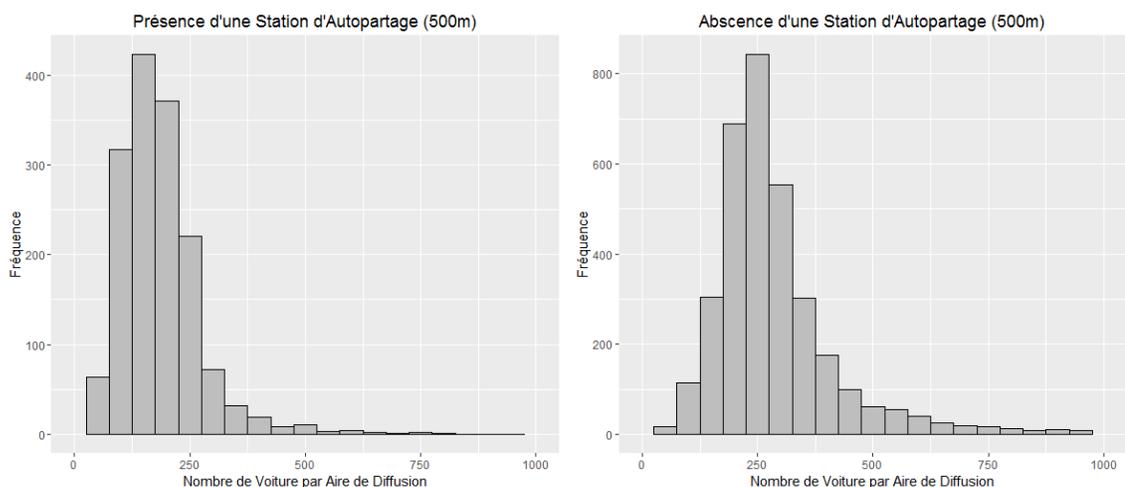
(3) [Communauto] Afin d'estimer l'impact de l'auto-partage, plusieurs variables ont été testées, mais le résultat le plus probant fut obtenu avec la variable : présence ou absence de l'auto-partage dans un rayon de 500m. Afin de créer cette variable, nous avons dû calculer la distance qui séparait les stations d'auto-partage des aires de diffusions. Ces distances ont été calculées entre la localisation de la station d'auto-partage et le centroïde des aires de diffusion (fourni par Géosuite¹⁷). Les calculs de distance sont basés sur la formule de distance des grands cercles d'Haversine, en raison de l'efficacité de cette dernière et de la lourdeur des calculs à réaliser. L'utilisation d'une variable dichotomique permet de briser la corrélation qui existe entre la variable « distance d'une station d'auto-partage » et « distance d'une station de métro ». De plus, l'interprétation du coefficient associé à une variable de type dichotomique est plus intéressante que celle reliée à l'utilisation d'une variable sous forme de distance. En effet, alors que le coefficient associé à cette variable sous forme dichotomique s'interprète comme suit « l'ajout d'une station d'auto-partage dans un rayon de 500m du centroïde d'une aire de diffusion permet

¹⁷ <http://www.statcan.gc.ca/pub/92-150-g/92-150-g2011001-fra.htm>

de faire varier le parc automobile de celle-ci de x voitures en moyenne »; le coefficient associé à une variable de distance s’interpréterait plutôt ainsi : « chaque kilomètre supplémentaire séparant une station d’auto-partage du centroïde d’une aire de diffusion fait varier le parc automobile de cette même aire de diffusion de x voitures en moyenne ». Toutefois, puisque la variable présence/absence d’une station d’auto-partage est dichotomique et qu’une analyse descriptive de cette dernière serait peu informative, les lignes qui suivent présenteront l’évolution dans le temps de la variable distance d’une station d’auto-partage. À ce titre la distance séparant la distribution des aires de diffusion des stations d’auto-partage a diminué depuis 2001. Cela n’a rien de surprenant puisque le nombre de stations d’auto-partage est passé de 28 en 2001 à plus de 300 en 2014. Fait intéressant, la distance d’une station Communauto semble avoir davantage diminué pour l’écart interquartile de la population que pour la moyenne de cette même population. Ce phénomène est sans doute attribuable au fait que certaines régions éloignées du centre-ville ne sont pas ou très peu desservies par Communauto. À ce titre ces régions viennent augmenter la distance moyenne d’une station d’auto-partage. Finalement, il semble également intéressant de constater que le nombre de voitures par aire de diffusion est moins important dans les aires de diffusion situées à proximité (moins de 500m) d’une station d’auto-partage, comme le montre la figure 7.

Figure 7

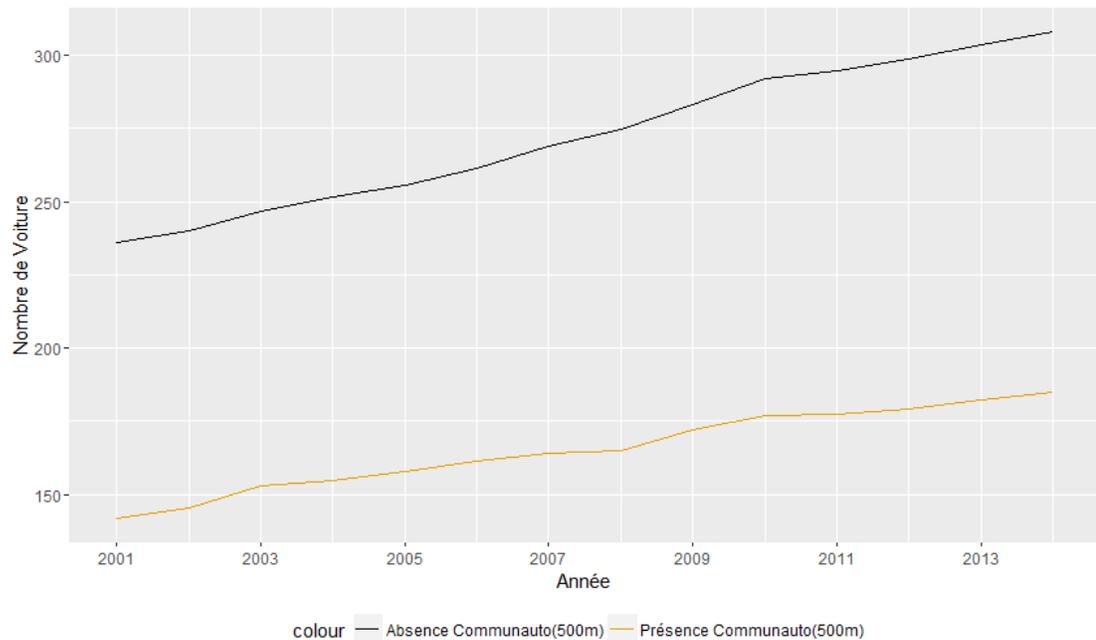
Distribution Du Nombre De Voitures Par aires De Diffusions



Dans le contexte de la possession de voiture, cette différence de niveau est d'autant plus intéressante sachant que le taux de croissance du nombre de voitures par aires de diffusion est moins important pour les régions situées à proximité d'une station d'auto-partage (figure 8). Bien entendu, il ne s'agit que d'un indicateur quantitatif « brut » et il demeure important de contrôler pour l'ensemble des facteurs influençant la possession de voiture avant de tirer quelques conclusions que ce soit.

Figure 8

Croissance Du Parc Automobile



(4)[STM] Le calcul relié à la variable distance séparant les stations de métro des aires de diffusion est le même que celui utilisé pour les stations d'auto-partage. De plus, il est également possible de constater que cette variable reste constante (voire figure 5). Cela n'a rien de surprenant puisque les mêmes aires de diffusion sont considérées chaque année et que ni les aires de diffusion ni les stations de métro ne se déplacent! Le mouvement observé entre les années précédant 2007 et les années subséquentes s'explique par l'ouverture de trois nouvelles stations de métro en 2007 soit : Cartier, De la Concorde et Montmorency.

(5)[Recensement] La variable pourcentage de conducteurs correspond à la proportion des gens résidant dans une aire de diffusion et conduisant pour se rendre au travail. Celle-ci semble plutôt stable comme le suggère la figure 6.

(6) [Recensement] La variable éducation pour sa part est une construction. En effet, il s'agit d'une somme pondérée par un coefficient allant de 1 à 5 de différents niveaux d'éducation (Équation1).¹⁸ Cette variable croit légèrement au cours de la période étudiée.

$$\frac{[1 \times (A) + 2 \times (B) + 2,5 \times (C) + 3 \times (D) + 4 \times (E) + 5 \times (F)]}{\text{population totale par aire de diffusion}} = \text{éducation} \quad (1)$$

D'autres variables ont également été prises en considération telle que la densité urbaine. L'approximation de cette dernière s'est effectuée à travers la distance du centre-ville. Toutefois, en raison de la configuration des installations du métro de la ville de Montréal, la corrélation entre ces deux variables est très élevée et de meilleurs résultats ont été obtenus en excluant cette variable des régressions.

¹⁸ Nombre de personnes possédant : A) aucun diplôme B) un diplôme d'études secondaires C) un diplôme de métier D) un diplôme d'études collégiales E) un diplôme universitaire sans baccalauréat F) un niveau d'éducation équivalent à un baccalauréat ou supérieur

3.3 Modélisation

Comme nous l'avons détaillé précédemment, l'objectif de cette étude est de chiffrer l'impact de l'auto-partage sur le parc automobile des aires de diffusion de la ville de Montréal afin de permettre aux décideurs publics de prendre des décisions éclairées sur le rôle de l'auto-partage dans le combat contre la croissance du parc automobile. Pour ce faire, nous voulons établir une procédure standardisée et reproductible qui pourra être exportée dans d'autres régions où ce type d'analyse est nécessaire. C'est dans cette perspective que nous avons sélectionné notre technique de collecte de données et c'est dans cette perspective que nous élaborerons la section qui suit. Plus précisément, cette section a pour but d'aborder les différentes difficultés reliées à la conception d'un modèle linéaire de possession de voiture, permettant de chiffrer l'impact de l'auto-partage.

3.3.1. Autocorrélation spatiale

Parmi les études de troisième génération, seul Klencivius et al (2014) ont procédé à une régression applicable à l'utilisation d'une variable discrète. Les auteurs de cette étude ont effectué une régression de type MCO sur 3 coupes transversales. Une régression de ce genre implique, dans notre cas, une fonction de régression de population de la forme suivante¹⁹ et les résultats subséquents (figure 8).

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (2)$$

Les années pour lesquelles nous présentons les résultats de ces régressions sont 2001, 2006 et 2011 (figure 8). Ces années ont été sélectionnées puisqu'elles correspondent aux années de recensements, ce qui limite les distorsions associées à l'extrapolation des variables socioéconomiques utilisées pour les autres années. De plus, il est à noter que les résultats présentés dans cette figure ont subi une correction afin de s'assurer qu'ils soient robustes à l'hétéroscédasticité. La correction apportée est basée sur celle de White et reproduit sensiblement les résultats qui seraient obtenus à l'aide de la commande

¹⁹ Ou X représente les variables explicatives présentées dans la section 3.2

« robust » dans Stata. Selon cette régression une augmentation du nombre de personnes, du revenu moyen individuel et du pourcentage de conducteurs est associée à un nombre de voitures supérieur dans l'aire de diffusion. Alors que l'éducation aurait l'effet inverse. Pour sa part, plus la distance entre le centroïde d'une aire de diffusion et la station de métro la plus près est élevée, plus l'aire de diffusion est susceptible de comprendre un nombre de voitures supérieur. Finalement, l'apport d'une station d'auto-partage dans un rayon de 500m d'une aire de diffusion (calculé à partir du centroïde de l'aire de diffusion) est associé à une diminution du parc automobile de celle-ci d'environ 23 voitures (toute chose égale par ailleurs). L'ensemble de ces estimateurs sont significatifs à un seuil de 5%. Bien que ces régressions soient très encourageantes, elles demeurent très limitées dans le contexte actuel.

Figure 8 MCO	Variable Dépendante:		
	Nombre de voitures		
	(2001)	(2006)	(2011)
Communauto 500m	-24.129*** (3.439)	-23.282*** (2.803)	-23.718*** (5.477)
Distance de métro	2.002*** (0.326)	2.241*** (0.278)	2.256*** (0.249)
#Habitant	0.372*** (0.009)	0.466*** (0.0245)	0.559*** (0.0241)
Revenu	0.001*** (0.0002)	0.001*** (0.0002)	0.001*** (0.0001)
%conducteur	384.580*** (17.37)	429.388*** (20.742)	410.619*** (48.09)
Éducation	-7.552* (3.73)	-2.325 (3.261)	-13.482*** (3.573)
Constante	-116.671*** (8.472)	-174.123*** (15.244)	-180.528*** (13.21)
Observations	4,966	4,966	4,966
R2	0.448	0.549	0.665
Adjusted R2	0.448	0.549	0.665
Residual Std. Error (df=4959)	92.427	105.031	125.010
F Statistique (df=6;4959)	866.19***	448.97***	554.34***
Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01		

En effet, l'utilisation des MCO dans un contexte de données géolocalisées tient pour acquis l'indépendance des données spatiales. Comme le souligne Gallo (2002) « *Il est souvent admis que les données spatiales observées en coupe transversale sont indépendantes alors que cette hypothèse est rarement justifiée et devrait être systématiquement testée.* ». L'absence d'indépendance des données spatiales fait ici référence à un concept connu sous le terme d'autocorrélation spatiale. Anselin et Bera (1998) définissent ce dernier comme suit. « *L'autocorrélation spatiale peut être définie librement comme la coïncidence de la similarité de valeur avec la similarité de localisation* ». Dans le cas qui nous intéresse, cette coïncidence pourrait par exemple provenir du fait que les aires de diffusion situées à proximité prendront des valeurs similaires quant au nombre de voitures (autocorrélation positive). L'autocorrélation spatiale provient principalement de deux sources : la mauvaise spécification du modèle, ou un processus latent qui organise les régions géographiques entre elles. Afin de favoriser la compréhension du lecteur, il s'avère pertinent de contextualiser l'autocorrélation spatiale à la situation qui nous préoccupe. Comme nous l'avons détaillé précédemment le revenu est un fort prédicteur de la possession de voiture. Or il n'est pas absurde de croire que cette variable est spatialement autocorrélée. En effet, il suffit de se promener dans une grande métropole afin de constater que certains quartiers sont plus « riches » que d'autres. Cela étant, les aires de diffusion situées dans les quartiers mieux nantis auront probablement un nombre de voitures supérieur aux aires de diffusion situées dans un quartier moins aisé. En d'autres mots, il y a une coïncidence du nombre de voitures (similarité des valeurs) dans les aires de diffusions situées dans un même quartier (similarité de localisation). C'est pourquoi, si nous avons omis d'inclure une mesure de revenu dans notre modèle, ce dernier aurait été mal spécifié. Le terme d'erreur associé à un tel modèle serait spatialement autocorrélé, puisque ce dernier aurait absorbé cette omission. Lorsque l'autocorrélation spatiale provient d'une mauvaise spécification du modèle, elle engendre des distorsions de la matrice de variances covariances ce qui fait en sorte que les écarts types associés aux estimateurs sont biaisés, augmentent par le fait même la possibilité d'erreur de type 1. Les conséquences de l'autocorrélation spatiale sont toutes autres lorsqu'elle provient d'un processus latent. En effet, dans ce cas elles ne se répercutent pas seulement sur les écarts types, mais également sur les paramètres estimés,

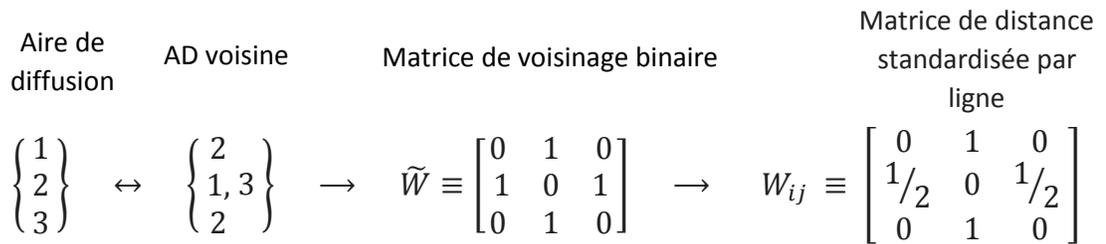
qui seront eux-mêmes biaisés. Cela survient parce que ledit processus affecte le nombre de voitures dans un lieu donné, suite à des événements qui surviennent dans un autre lieu. Ce processus latent (ou générateur de données) peut, entre autres, provenir du mouvement des personnes²⁰. Bien qu'il soit plus difficile de le conceptualiser dans le contexte de cette étude, il serait possible de tenter la chose en s'intéressant à des prémisses reliées à l'urbanisme de la ville. Les lignes d'autobus, les stations de métro, la présence d'autoroute, ou d'obstacle naturel (rivière, montagne...) sont tous des exemples de processus pouvant expliquer le mouvement des personnes situées à proximité et justifier que celles-ci se déplacent en voiture ou non créant ainsi une organisation dans la possession de voitures des différentes régions. Si l'on prend l'exemple d'un obstacle naturel, il n'est pas saugrenu de croire que les gens vivant dans la région métropolitaine de Montréal, mais à l'extérieur de l'île, auront plus de voitures, puisque dans ces régions les services de transport en commun sont moins présents et généralement plus dispendieux. Lorsque ce type de processus prévaut, il doit être modélisé, autrement les résultats de la régression seront biaisés. L'autocorrélation spatiale est donc une problématique majeure qui doit systématiquement être abordée lorsque l'on utilise des données géolocalisées. Les études antérieures à la nôtre ont toutes tenu pour acquise l'hypothèse d'indépendance des données spatiales. Cette hypothèse est très restrictive et remet en cause les résultats dégagés par ces études. Au cours de la section suivante nous traiterons comment l'autocorrélation spatiale doit être abordée dans le contexte de l'auto-partage. L'introduction des techniques de modélisation propres à l'économétrie spatiale à la littérature entourant la possession de voitures représente l'une des contributions majeures de notre étude.

²⁰ Ces phrases sont une application (paraphraser) de Gallo (2002) à notre contexte.

3.3.2 Modéliser les interactions spatiales

La première chose à faire dans le but de modéliser l'autocorrélation spatiale est de trouver une façon de capter les interactions spatiales entre les aires de diffusion. En pratique, cela se fait à travers une matrice de voisinage W . Il s'agit d'une matrice carrée comportant autant de colonnes (lignes) qu'il y a d'aires de diffusion. Chaque élément w_{ij} indique le lien qui existe entre l'aire de diffusion i et l'aire de diffusion j . Bien qu'il existe plusieurs façons de capter ce lien, la technique que nous préconisons ici se nomme « matrice de distance standardisée par ligne ». La figure 9 présente un exemple des manipulations nécessaires à la création d'une matrice standardisée par ligne. Le lecteur peut s'y référer afin de contextualiser les paragraphes qui suivent.

Figure 9



La première étape nécessaire à la mise sur pied d'une matrice standardisée par ligne est de générer une matrice de voisinage binaire \tilde{W} . Dans ce type de matrice, chaque élément \tilde{w}_{ij} prend une valeur de 0 si la distance (ici, calculée à l'aide de la méthode des grands cercles) qui sépare le centroïde de la région j du centroïde la région i est supérieure à une certaine valeur (ici 500m). Autrement l'élément \tilde{w}_{ij} prend une valeur de 1.

$$\tilde{w}_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } d_{ij} < 500m \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3)$$

Pour sa part la matrice standardisée par ligne correspond à une matrice de voisinage binaire dont chaque élément w_{ij} correspond à son élément \tilde{w}_{ij} correspondant divisé par la somme des \tilde{w}_{ij} de la ligne qui lui est associée.

Dans ce type de matrice chaque élément w_{ij} prend une valeur de 0 si la distance (ici, calculer à l'aide de la méthode des grands cercles) qui sépare le centroïde de la région j du centroïde la région i est supérieur à une certaine valeur (ici 500m). Autrement, l'élément w_{ij} correspond à 1 divisé par la somme des \tilde{w}_{ij} de la ligne correspondante, de sorte que chaque ligne se somme à 1. Notons également que tous les éléments de la diagonale sont égaux à 0 par hypothèse.

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{\tilde{w}_{ij}}{\sum_j \tilde{w}_{ij}} & \text{si } d_{ij} < 500m \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4)$$

Maintenant que nous avons capté l'interaction spatiale entre les différents individus statistiques, il faut tester la présence ou l'absence d'autocorrélation spatiale. Le test le plus populaire pour ce faire est le test de Moran.

$$\text{Statistique de Moran} = \begin{cases} I = \frac{\sum_i \sum_j W_{ij} (Y_i - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y})}{S_0} / \frac{\sum_i (Y_i - \bar{Y})^2}{N} \\ \text{Où} \\ S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij} \\ \bar{Y} = (1/N) \sum_i Y_i \end{cases}$$

L'hypothèse nulle de ce test correspond à la valeur que devrait prendre la statistique de Moran s'il y a absence d'autocorrélation spatiale. Les tests effectués sur l'ensemble des coupes transversales rejettent l'hypothèse nulle au seuil de 1%. Cela étant, les résultats exposés dans la figure 8 ainsi que les résultats proposés par les études précédant la nôtre doivent donc être remis en question. En effet, en fonction de la forme que prend l'autocorrélation spatiale, l'utilisation d'une technique de régression conventionnelle peut mener au biais des estimateurs, ou encore à une évaluation inexacte des résidus pouvant mener à l'augmentation des erreurs de type 1. Il existe néanmoins plusieurs modèles propres à la sphère de l'économétrie spatiale capables de générer des estimateurs et des écarts types non biaisés.

3.3.3 Modéliser l'autocorrélation spatiale

Le premier modèle que nous traiterons est un modèle autorégressif spatial (SAR). Une façon plutôt intuitive d'aborder ce modèle est de considérer que le nombre de voitures dans une aire de diffusion donnée dépend en partie du nombre de voitures dans les aires de diffusion qui lui sont voisines. Afin de modéliser cette dépendance le SAR utilise une variable temporelle décalée représentée ici par W_y . Pour un i donné, W_y , correspond à « *la moyenne des valeurs de y sur les observations voisines à i* » et λ correspond au « *paramètre spatial autorégressif qui capte l'intensité de l'interaction des observations de y* » Gallo (2002). De plus, notons également que μ est identiquement et indépendamment distribué et qu'il est d'espérance nulle et de variance finie σ^2 Gallo (2002).

$$Y = \lambda W_y + X\beta + \mu \quad (5)$$

Il est donc possible de voir W_y comme une variable de contrôle permettant de capter l'interdépendance spatiale. Cette interdépendance étant captée, il est alors possible d'estimer les paramètres associés aux autres variables sans problème. Il est important de comprendre que lorsque c'est ce type de modèle qui est indiqué, cela signifie que l'autocorrélation spatiale provient d'un processus qui relie différentes régions géographiques entre elles. En somme, ignorer l'autocorrélation spatiale dans ce cas aurait pour effet de générer des estimateurs biaisés. Notons également que puisque les éléments de la diagonale de la matrice de voisinage sont nuls, il n'y a pas de problèmes de régression circulaire. Finalement, il est également important de constater que ce type de modèle ne peut pas s'estimer à l'aide des MCO, mais peut toutefois l'être par des méthodes comme le maximum de vraisemblance (MV).

Il est également possible de modéliser l'autocorrélation spatiale à travers un modèle d'autocorrélation des erreurs (SEM). Bien que cette technique soit moins intuitive que la précédente, elle est tout autant pertinente. Dans le SEM, l'autocorrélation spatiale découle d'une mauvaise spécification du modèle. Dans le cas qui nous intéresse, cette mauvaise spécification du modèle pourrait provenir de l'omission d'une variable spatialement autocorrélée comme le revenu, pour reprendre l'exemple de la section précédente. En raison de cette mauvaise spécification, les erreurs de régression sont donc, elles aussi, spatialement autocorrélées. Afin de pallier à cette problématique, le SEM décompose les résidus comme étant la somme de l'interdépendance spatiale des résidus et d'un bruit blanc. Or, dans ce cas λ « reflète l'intensité de l'interdépendance entre les résidus » Gallo (2002).

$$\begin{cases} Y = X\beta + \varepsilon \\ \varepsilon = \lambda W_\varepsilon + \mu \\ \mu \sim (0, \sigma^2, I) \end{cases} \quad (6)$$

Lorsque l'autocorrélation spatiale prend cette forme, omettre de l'inclure dans le modèle mène à des estimateurs non biaisés. Toutefois cette omission aura pour effet de sous-estimer la somme des résidus au carré et ainsi augmenter la probabilité d'erreurs de type 1.

Dans le but de déterminer lequel de ces modèles est le plus approprié, l'utilisation d'un test de Lagrange est de mise. Ce test permet de déterminer la forme que prend l'autocorrélation spatiale. Il s'agit d'un test de Lagrange simple dont l'hypothèse alternative nous indique que le modèle avec autocorrélation spatiale est plus pertinent que le modèle sans autocorrélation spatiale (H_0). Les valeurs-p associées à ce test sont présentées dans la figure 10 pour chaque année étudiée. Ces valeurs sont plutôt surprenantes, en effet jusqu'en 2010 chacun de ces modèles semble être de mise afin d'étudier l'impact de l'auto-partage. C'est-à-dire qu'il semble y avoir à la fois présence d'une mauvaise spécification et d'un processus latent qui relie les différentes régions géographiques entre elles. Toutefois, après 2010, bien que le modèle semble encore mal spécifié, le processus latent pour sa part n'est plus significatif. Ce changement est plutôt surprenant, si les auteurs de cette étude voulaient spéculer afin d'amener un semblant de réponse, ces derniers associeraient sans doute ce phénomène à l'implantation de 3 nouvelles stations de métro en 2007²¹. En effet, depuis 2008 la présence du processus latent est de moins en moins significative, pour finalement être non significative à partir de 2008 (figure 10).

Figure 10	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<u>SAR (valeur-p²²)</u>	0,040	0,001	0,000	0,000	0,000	0,004	0,013	0,004	0,012	0,026	0,088	0,202	0,429	0,649
<u>SEM(Valeur-p)</u>	0,023	0,002	0,001	0,001	0,001	0,000	0,013	0,024	0,022	0,015	0,011	0,003	0,001	0,000

²¹ Puisque les années sélectionnées pour cette étude se situent après 2008(2011-2014) cette constatation n'a pas d'impact sur nos résultats, il serait toutefois intéressant d'un point de vue théorique d'explorer plus en profondeur le pourquoi de ce changement.

²² L'hypothèse alternative correspond au modèle à préconiser.

Les résultats associés à un SEM pour les années 2011, 2012, 2013 et 2014 sont détaillés dans la figure 11. La pertinence de cette sélection est double, en plus de ne comporter qu'un seul type d'autocorrélation spatiale, les années utilisées sont également les plus récentes. Cette jeunesse des données favorise une meilleure évaluation de l'impact de l'auto-partage puisque le nombre d'observations pertinentes à cette évaluation a considérablement augmenté en raison de l'explosion du nombre de stations d'auto-partage.

Figure 11 SEM	Variable Dépendante:			
	(2011)	(2012)	(2013)	(2014)
Communauto 500m	-23.560*** (5.288)	-27.922*** (5.468)	-33.149*** (5.668)	-38.327*** (5.875)
Habitant	0.559*** (0.006)	0.535*** (0.006)	0.495*** (0.005)	0.440*** (0.005)
Distance métro	2.548*** (0.359)	3.209*** (0.373)	3.883*** (0.388)	4.391*** (0.406)
Revenu	0.001*** (0.0001)	0.001*** (0.0001)	0.001*** (0.0001)	0.001*** (0.0001)
%Conducteur	396.187*** (21.639)	331.004*** (20.397)	267.369*** (18.928)	208.443*** (17.270)
Éducation	-13.745*** (4.156)	-13.933*** (3.984)	-12.158*** (3.782)	-9.206*** (3.560)
Constante	-177.155*** (11.237)	-146.130*** (10.996)	-107.612*** (10.747)	-64.650*** (10.520)
Lambda:	0.088553***	0.10309***	0.11989***	0.14721***
Observations	4,966	4,966	4,966	4,966
Log Vraisemblance	-31,015.350	-31,225.660	-31,432.040	-31,601.590
sigma2	15,545.180	16,908.930	18,359.330	19,624.970
Akaike Inf. Crit.	62,048.690	62,469.310	62,882.080	63,221.190
Wald Test (df = 1)	11.599***	15.070***	19.651***	31.968***
LR Test (df = 1)	10.843***	14.625***	19.868***	31.006***

Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Comme il est possible de le constater dans la figure 11, les résultats obtenus à l'aide du SEM s'orientent dans la même direction que les modèles précédents. Ces résultats sont très encourageants. Il ne reste donc qu'une problématique à aborder, celle de l'hypothèse d'indépendance conditionnelle du terme d'erreur en coupe transversale.

En effet, cette hypothèse est très restrictive, et lorsque remise en question, il n'est alors plus possible d'interpréter les paramètres estimés par cette régression comme reflétant une possible causalité. Afin de pallier cette problématique, plusieurs techniques existent, mais dans le cas présent la plus probante reste sans doute l'utilisation de données longitudinales.

L'utilisation de données panels permet d'obtenir plusieurs observations d'un même individu statistique (i) s'échelonnant sur plusieurs périodes(t). Cela permet entre autres de prendre en compte l'hétérogénéité des données de façon explicite, d'augmenter la variabilité de l'échantillon et de diminuer la colinéarité entre les variables Gujarati (2004). En présence de données de panels, il devient alors plus pertinent d'exprimer la forme fonctionnelle de la fonction de régression telle que présentée dans l'équation 7.

$$\begin{cases} y_{it} = X_{it}\beta + C_i + \mu_{it} \\ u_t \sim N(0, \sigma^2) \end{cases} \quad (7)$$

Où C_i correspond aux caractéristiques non observées et stables à travers toutes les périodes étudiées propres à chaque individu statistique. Dans le cas qui nous intéresse les C_i correspondent à des facteurs qui influencent le nombre de voitures dans une aire de diffusion, qui sont propres à l'aire de diffusion et stables à travers le temps. Un exemple qui illustre bien ce propos serait la présence d'une rue piétonnière dans une aire de diffusion. Cette rue limiterait l'accessibilité au stationnement dans l'aire de diffusion en question, ce qui induirait sans doute un moins grand nombre de véhicules présents dans celle-ci. Il s'agit donc d'une caractéristique propre à l'aire de diffusion et constante dans le temps. Ce genre de facteur est très limitant lorsque l'on travaille avec une coupe transversale, puisqu'il est impossible d'en tenir compte. Toutefois, en présence de données de panel et à l'aide de régressions appropriées il devient aisé de travailler avec ces facteurs individuels.

La première technique que nous aborderons en ce sens est celle des **effets aléatoires**. Celle-ci repose sur l'hypothèse que les C_i n'ont pas de liens systématiques avec les X_i (équation 8). Il devient alors possible d'inclure les C_i dans le terme d'erreur (équation 9).

$$cov(C_i, X_{it}) = 0 \quad (8)$$

$$v_{it} = C_i + \mu_{it} \quad (9)$$

$$Y_{it} = X_{it}\beta_{it} + v_{it} \quad (10)$$

En appliquant les moindres carrés généralisés (MCG), les effets aléatoires permettent d'obtenir des estimateurs centrés sur les paramètres de population β . Toutefois l'hypothèse de base de ces modèles est très restrictive. Si nous reprenons notre exemple, il y a fort à parier que s'il y a une rue piétonnière dans une aire de diffusion il y aura sans doute une station de métro à proximité ($cov(C_i, X_{it}) \neq 0$). Cet exemple illustre les problématiques liées à l'hypothèse de base posée par les effets aléatoires.

Les effets fixes apportent une solution à ce problème. En effet, plutôt que de contraindre la relation qui existe entre-les C_i et les X_i afin de tenir compte des caractéristiques individuelles, cette technique exploite plutôt la stabilité temporelle des C_i . Comme nous l'avons mentionné précédemment, les C_i sont des facteurs propres à une aire de diffusion et stables dans le temps. Cela étant, en différenciant chaque observation de l'équation 7 par sa moyenne à travers le temps il est possible d'éliminer les C_i , puisque la moyenne d'une constante est égale à cette dite constante (donc elle s'annule. Voir équation 11-12).

$$C - \bar{C} = 0 \quad (11)$$

$$Y_{it} - \bar{Y}_i = (X_{it} - \bar{X}_i)\beta + (\mu_{it} - \bar{\mu}_{it}) \quad (12)$$

L'un des principaux avantages relié à l'utilisation des effets fixes provient du fait que les estimateurs qu'ils génèrent vont être centrés sur les paramètres de population, peu importe si l'équation 8 est respectée ou non. Au contraire, les effets aléatoires généreront des

estimateurs centrés sur les paramètres de population que si l'équation 8 est respectée. C'est pour cette raison que les effets fixes sont souvent utilisés de prime abord par les chercheurs. Toutefois, les effets fixes ne possèdent pas que des avantages. En effet, contrairement aux effets aléatoires, les effets fixes ne permettent pas de mesurer une variable fixe dans le temps (tel que le sexe d'un individu par exemple) puisque tout caractère fixe est éliminé lors de la régression.

Figure 12 panel 2010-2014	Variable Dépendante:	
	(Fixe)	(Aléatoire)
Communauto 500m	-5.117** (2.275)	-30.771*** (2.578)
Habitant	0.502*** (0.0124)	0.503*** (0.012)
Distance de métro	15.097*** (3.316)	3.156*** (0.146)
Revenu	0.001*** (0.0001)	0.001*** (0.0001)
%Conducteur	145.964*** (24.354)	317.396*** (20.858)
Éducation	-1.736 (3.302)	-11.396*** (1.757)
Constante		-128.802*** (6.196)
Observations	24,830	24,830
R2	0.617	0.657
Adjusted R2	0.493	0.657
F Statistic	5,328.782*** (df = 6; 19858)	7,923.404*** (df = 6; 24823)
Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	
Hausman	chisq = 651.87, df = 6, np-value < 2.2e-16	
alternative hypothesis:	one model is inconsistent	

Un simple test de Hausman sur les estimateurs présentés dans la figure 12 nous permet rapidement de constater que les résultats des effets fixes et aléatoires divergent. En pratique cela signifie que l'équation 8 n'est sans doute pas respectée. Or, en vertu de l'objectif de cette recherche, cela est fort problématique. En effet, en d'autres circonstances nous pourrions simplement nous rabattre sur les paramètres obtenus par effets fixes. Toutefois, la variable que nous souhaitons estimer a un caractère plutôt stable dans le temps. En effet, il n'y a que 23,28% des aires de diffusion dans la région de Montréal pour lesquels la variable « présence d'une station d'auto-partage » a varié au cours des 14 dernières années. Cela s'explique par le fait que plusieurs aires de diffusion ont toujours été situées à moins de 500m d'une station d'auto-partage, ou n'ont jamais été situées à moins de 500m d'une station d'auto-partage. Bien entendu, les résultats de cette régression sont donc moins intéressants que l'on pourrait le croire à priori, lorsque vient le temps d'estimer l'impact de l'auto-partage. Toutefois, afin de pallier cette problématique, nous pouvons utiliser une transformation de la variable « présence d'une station d'auto-partage dans un rayon de 500m ». Par exemple nous pourrions mesurer l'impact de l'auto-partage à travers la variable distance d'une station d'auto-partage afin d'évaluer l'impact de l'auto-partage. En effet, l'utilisation de cette variable permettrait de contourner la problématique précédente puisqu'avec l'implantation des nouvelles stations la très grande majorité des aires de diffusion ont vu cette distance varier. Notons également que nous n'aurions plus à nous inquiéter de la corrélation qui existe entre cette variable et la variable distance d'une station de métro puisque cette dernière est constante et ne varie pas dans le temps (donc les effets fixes en tiennent compte). Toutefois, cette régression resterait problématique pour plusieurs raisons. Tout d'abord cette démarche ne permettrait pas de contourner les problématiques liées à l'autocorrélation spatiale. De plus, contrairement aux stations de métro qui ont un fort rayon d'attraction, celui des stations d'auto-partage reste limité. Cela étant, l'utilisation de la variable susmentionnée imposerait un lien linéaire entre la distance de la station d'auto-partage et le nombre de voitures dans une aire de diffusion. Cette hypothèse est plutôt grossière puisqu'il est évident que l'impact d'un mètre supplémentaire entre une aire de diffusion et une station d'auto-partage n'est pas constant. En effet, qu'une station soit située à 3km ou à 5km d'une aire de diffusion ne change rien à son impact sur la possession de voitures. Dans

cette situation un mètre supplémentaire a un impact nul sur la possession de voitures de ladite aire de diffusion. Au contraire entre 400 et 700m l'impact d'un mètre supplémentaire est déterminant (puisque nous évaluons le rayon d'attraction à 500m)

3.4 Effet de synergie

À la lumière de ce qui a été dit, quelle serait la meilleure façon de chiffrer l'impact de l'auto-partage sur le parc automobile de la ville de Montréal? Idéalement la méthodologie utilisée serait une combinaison des techniques propres aux régressions spatiales et aux régressions de panel. Bien qu'il existe de nombreux modèles théoriques permettant d'étendre les concepts propres à l'économétrie spatiale aux données de panel, il est beaucoup plus complexe de le faire en pratique. Certains logiciels le permettent, mais la modélisation des matrices de voisinage et l'implémentation des modèles rendent ces procédures difficiles à appliquer. C'est pourquoi, sans l'apport d'hypothèses supplémentaires, l'évaluation la plus probante de l'impact de l'auto-partage sur le parc automobile de la ville de Montréal présentée dans cette étude provient de l'estimation d'un SEM sur les années subséquentes à 2010.

Il reste toutefois une avenue qui n'a pas été explorée. En effet, l'ensemble des études de troisième génération qui ont tenté de chiffrer l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures, l'ont fait en évaluant séparément l'auto-partage et le transport en commun. Pourtant la littérature des générations précédentes, particulièrement celle de première génération, tend à établir un lien entre l'ampleur de l'impact qu'a l'auto-partage et l'utilisation des transports en commun. Intuitivement ce raisonnement est tout à fait conséquent. Il semble en effet beaucoup plus réaliste de croire que les individus qui se départissent ou qui évitent d'acquérir une voiture le font puisqu'ils ont accès à un ensemble de services rendant la possession d'une voiture moins utile. En effet, un individu qui utilise sa voiture tous les jours n'a que peu d'intérêt à s'en départir. Toutefois un individu qui utilise la marche ou le métro pour effectuer la majorité de ses déplacements et qui n'a recours à une voiture qu'occasionnellement, pour faire les courses ou sortir de l'île par exemple, a tout intérêt à éviter les problématiques/coûts reliés à la possession de

voitures. Dans une telle perspective, l'auto-partage devient une alternative satisfaisante et pratique à la possession de voitures.

Afin de valider cette conceptualisation, il nous suffit d'implémenter un terme d'interaction entre l'auto-partage et la distance des stations de métro dans le modèle que nous avons retenu, soit le SEM. Ces résultats sont présentés dans la figure 13.

Figure 13 SEM avec interaction	Variable Dépendante: Nombre de voiture			
	(2011)	(2012)	(2013)	(2014)
Communauto 500m	-35.254*** (6.824)	-43.815*** (6.986)	-52.500*** (7.245)	-61.772*** (7.551)
Distance de métro	2.525*** (0.358)	3.150*** (0.371)	3.778*** (0.386)	4.213*** (0.403)
Habitant	0.559*** (0.006)	0.535*** (0.006)	0.495*** (0.005)	0.440*** (0.005)
Revenu	0.001*** (0.0001)	0.001*** (0.0001)	0.001*** (0.0001)	0.001*** (0.0001)
%conducteur	389.983*** (21.744)	323.348*** (20.481)	260.388*** (18.971)	202.655*** (17.279)
Éducation	-12.139*** (4.190)	-11.861*** (4.012)	-9.992*** (3.801)	-6.844* (3.576)
Terme interaction (Communauto X Métro)	9.660*** (3.579)	12.514*** (3.454)	15.280*** (3.613)	17.897*** (3.694)
Constante	-178.308*** (11.220)	-147.665*** (10.961)	-109.315*** (10.698)	-66.714*** (10.456)
Lambda	0.085575	0.097675	0.11213	0.1366
Observations	4,966	4,966	4,966	4,966
Log Vraisemblance	-31,011.710	-31,219.120	-31,423.160	-31,589.970
sigma2	15,524.200	16,868.530	18,301.020	19,546.400
Akaike Inf. Crit.	62,043.420	62,458.250	62,866.320	63,199.930
Test Wald (df = 1)	10.442***	12.472***	17.710***	27.672***
LR Test (df = 1)	10.107***	13.091***	17.318***	26.552***

Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Cette dernière confirme l'intuition selon laquelle il existe une interaction entre le transport en commun et l'auto-partage. En effet, selon ces résultats, lorsqu'aucune station d'auto-partage n'est située à proximité²³ d'une aire de diffusion, en moyenne, chaque km supplémentaire séparant le centroïde de cette aire de diffusion d'une station de métro fait augmenter le parc automobile de ladite aire de diffusion d'environ 4 voitures (résultat de 2014). Toutefois, lorsqu'une station d'auto-partage est située à proximité d'une aire de diffusion, alors chaque mètre supplémentaire séparant une station de métro du centroïde d'une aire de diffusion fait augmenter le parc automobile de ladite aire de diffusion d'environ 22 voitures (17.8+4.2). En terme plus simple, l'impact du métro sur le parc automobile d'une aire de diffusion est environ 5 fois plus important lorsqu'une station d'auto-partage est située à proximité.

²³ Dans le reste de ce paragraphe la proximité d'une station d'auto-partage sera définie comme suit : Une station d'auto-partage est situé à proximité d'une aire de diffusion si elle est situé à moins de 500m du centroïde de cette dernière.

Conclusion

Lorsque nous avons abordé ce texte, nous avons mis en parallèle le concept d'auto-partage et décision publique. En effet, si l'objectif de cette étude est de chiffrer l'impact de l'auto-partage sur le parc automobile de la ville de Montréal, son motif est certainement de déterminer si cet impact est suffisamment important pour mériter l'attention qui lui est attribuée. En effet, bien que la conceptualisation selon laquelle l'auto-partage permet de faire diminuer le parc automobile d'une région semble valide, il reste néanmoins important d'en attester empiriquement et d'en déterminer l'ampleur.

Statistiquement parlant, les résultats que nous obtenons sont significatifs. En effet, si l'on omet l'interaction entre les stations de métro et l'auto-partage, chaque station de Communauto permet de faire diminuer de 38,7 voitures le parc automobile des aires de diffusion dont le centroïde est situé à moins de 500 m de cette dite station. Si ce chiffre peut sembler intéressant, il ne constitue que la moindre partie de l'impact de l'auto-partage. C'est dans son interaction avec le transport en commun que tout l'intérêt de ce mode de transport alternatif s'établit. En effet, en plus de son impact individuel (qui s'élève à 61,7 en présence d'une station de métro), les résultats que nous obtenons nous permettent de conclure que l'auto-partage quintuple l'apport du métro sur le parc automobile de la ville de Montréal. Cela étant, il semble désormais clair que l'auto-partage est un outil tout à fait valable dans la lutte contre la croissance du parc automobile de la ville de Montréal. Plus encore, son instrumentalisation permet non seulement de faire diminuer le parc automobile de la région, mais également de créer des effets de synergie avec les modes de transport en commun.

Bien que ces résultats soient probants sur l'île de Montréal, ils ne sont pas nécessairement généralisables. En effet, le modèle que nous avons détaillé ici est empirique et non théorique. En d'autres mots, en fonction des particularités inhérentes à l'urbanisme des villes et à leurs habitants, il est tout à fait possible que l'impact de l'auto-partage sur la possession de voitures diverge. C'est d'ailleurs pour cette raison qu'il est utile d'élaborer une méthodologie reproductible, afin de pouvoir l'exporter à d'autres régions. Cette reproductibilité passe premièrement par l'utilisation de données de population afin de

créer une base de données combinée qui peut être répliquée dans d'autres régions. Outre cette avancée, nous escomptons également que les études qui s'attaqueront au sujet de l'auto-partage dans le futur le feront en prenant compte des problèmes reliés à l'autocorrélation spatiale, tel que nous l'avons fait, plutôt que de l'oblitérer tel que nos prédécesseurs l'ont fait. Finalement les effets d'interaction qui existent entre le transport en commun et l'auto-partage sont déterminants dans l'impact de ce dernier sur la possession de voiture. Leur modélisation est donc indispensable à l'élaboration d'un modèle représentatif du cadre conceptuel de la possession de voitures.

En terminant, il est important de se rappeler que la littérature portant sur l'impact régional de l'auto-partage sur la possession de voitures demeure jeune et plusieurs avancées restent à être abordées. L'utilisation de régression de panel spatiale permettrait certainement d'augmenter la certitude de nos estimations. De plus, l'implémentation de l'auto-partage dans des modèles théoriques de possession de voitures en région urbaine permettrait de développer un cadre facilitant la prise de décision publique. Notons également que dans cette perspective de décision publique, il serait également intéressant d'utiliser les techniques propres au « Big Data » afin de développer des modèles prédictifs. Ce type de modèle permettrait d'intégrer des variables additionnelles qui sont difficiles à prendre en compte dans le cadre de modèle descriptif linéaire, tel que le nombre de voitures d'auto-partage par station²⁴. En effet, en raison des contraintes propres aux modèles descriptifs, tel que l'endogénéité, ces derniers sont limités quant à leur capacité de prédiction. Les modèles prédictifs tels que les réseaux de neurones ou le gradient boosting permettent de tenir compte de plusieurs variables qui seraient autrement laissées de côté en raison de contraintes théoriques. De plus, la capacité de certains de ces modèles à capter des effets hautement non linéaires leur confère la possibilité d'augmenter tant la précision que l'exactitude de leurs prévisions, particulièrement dans un contexte où il existe suffisamment d'informations (de données) pour parfaire le processus d'apprentissage statistique. Dans le cas qui nous intéresse, l'utilisation d'un réseau de neurones pourrait

²⁴ Cette variable a d'ailleurs été analysée lors de régressions préliminaires. Bien qu'elle n'ait pas été retenue, il n'en demeure pas moins qu'au niveau conceptuel il serait très pertinent de pouvoir mesurer l'impact de la taille de la flotte de véhicules d'auto-partage et de la disponibilité de ces derniers sur le parc automobile des régions étudiées.

sans doute permettre d'exploiter des variables telles que « le nombre de voitures par station », « les caractéristiques des utilisateurs ayant réservé une voiture » et les « routes empruntées par ces derniers » afin de déterminer quelles sont les aires de diffusion les plus propices à voir leur nombre de voitures diminuer suite à l'addition d'une station d'auto-partage ou encore suite à l'addition d'une voiture supplémentaire dans une station déjà existante. L'utilisation de réseaux de neurones dans des contextes similaire au notre ont effectivement permis d'augmenter la validité des résultats obtenus. Par exemple Omrani (2015) a montré dans un papier intitulé « Prédire le mode de transport des individus par l'apprentissage statistique²⁵ » que les réseaux de neurones permettaient d'obtenir de bien meilleurs résultats que les modèles dit plus traditionnel. En d'autres mots, l'un des apports de ces modèles pourrait être d'orienter les investissements en auto-partage afin de maximiser leur rendement.

Somme toute, l'auto-partage est une solution prometteuse pour lutter contre la croissance du parc automobile des villes. Il s'agit d'un domaine de recherche fertile propre à de nombreux développements.

²⁵ Traduction libre de l'auteur.

Bibliographie

- Adam Millard-Ball, Gail Murray, Jessica Ter Schure, Christine Fox, et Jon Burkhardt. 2005. « Car-Sharing: Where and How It Succeeds ». 108. TCRP. Washington, D.C.: Transportation Research Board. doi:10.17226/13559.
- « Aire de diffusion (AD) - Dictionnaire du recensement ». 2017. Consulté le mars 12. <https://www12.statcan.gc.ca/census-recensement/2011/ref/dict/geo021-fra.cfm>.
- Anselin, Luc, et Anil K. Bera. 1998. « Spatial dependence in linear regression models with an introduction to spatial econometrics ». *Statistics Textbooks and Monographs* 155: 237–290.
- Cervero, Robert, Aaron Golub, et Brendan Nee. 2007. « City CarShare: Longer-Term Travel Demand and Car Ownership Impacts ». *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1992 (janvier): 70-80. doi:10.3141/1992-09.
- Cervero, Robert, et Yuhsin Tsai. 2004. « City CarShare in San Francisco, California: Second-Year Travel Demand and Car Ownership Impacts ». *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1887 (janvier): 117-27. doi:10.3141/1887-14.
- Douma, Frank, Ryan Gaug, Tom Horan, et Ben Schooley. 2008. « Improving Carsharing and Transit Service with ITS ». MN/RC 2008-43. Springfield, Virginia. <http://conservancy.umn.edu/handle/11299/151442>.
- Gallo, Julie Le. 2002. « Économétrie spatiale : l'autocorrélation spatiale dans les modèles de régression linéaire ». *Économie & prévision* 155 (4): 139-57. doi:10.3406/ecop.2002.6875.
- Klincevicus, Mary, Catherine Morency, et Martin Trépanier. 2014. « Assessing Impact of Carsharing on Household Car Ownership in Montreal, Quebec, Canada ». *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2416 (octobre): 48-55. doi:10.3141/2416-06.
- Lane, Clayton. 2005. « PhillyCarShare: First-Year Social and Mobility Impacts of Carsharing in Philadelphia, Pennsylvania ». *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1927 (janvier): 158-66. doi:10.3141/1927-18.
- Martin, Elliot, Susan Shaheen, et Jeffrey Lidicker. 2010. « Impact of Carsharing on Household Vehicle Holdings ». *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2143 (octobre): 150-58. doi:10.3141/2143-19.
- Robert, Benoît, 2000. Potentiel de l'auto-partage dans le cadre d'une politique de gestion de la demande en transport. Forum de l'AQTR, « gaz à effet de serre : transport et développement, Kyoto: une opportunité d'affaires ? », p.27
- Gujarati Damodar. 2004. *Econometrie ouvertures econo*. Bruxelles: Deboeck.
- Omrani, Hichem. 2015. « Predicting Travel Mode of Individuals by Machine Learning ». *Transportation Research Procedia*, 18th Euro Working Group on Transportation, EWGT 2015, 14-16 July 2015, Delft, The Netherlands, 10 (janvier): 840-49. doi:10.1016/j.trpro.2015.09.037.
- Petersen, E., Y. Zhang, et A. Darwiche. 2016. « Modeling Car Sharing and Its Impact on Auto Ownership: Evidence from Vancouver and Seattle » <https://trid.trb.org/view.aspx?id=1434888>.

- « Statistique Canada:Section 3 À propos du produit ». 2017. Consulté le avril
5.<http://www.statcan.gc.ca/pub/92-153-g/2011001/use-utiliser-fra.htm>.
- « Communauto- Actualités - 500 nouveaux véhicules». 2016. Web page. Consulté le 19
avril <http://actualites.communauto.com/2016/04/19/550-nouveaux-vehicules-chez-communauto-loffre-auto-mobile-double-a-montreal-a-quebec/>
- « Ville de Montréal - Urbanisme - Politique de stationnement ». 2017. Web page.
Consulté le février
8.http://ville.montreal.qc.ca/portal/page?_pageid=9517,142330697&_dad=portal&_schema=PORTAL.