

Titre: Optimisation de l'extension du système d'autopartage à l'aide d'une
Title: approche multi-agents

Auteur: Idriss El Megzari
Author:

Date: 2026

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: El Megzari, I. (2026). Optimisation de l'extension du système d'autopartage à
Citation: l'aide d'une approche multi-agents [Ph.D. thesis, Polytechnique Montréal].
PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/76804/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/76804/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:** Francesco Ciari
Advisors:

Programme: Génie civil
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**OPTIMISATION DE L'EXTENSION DU SYSTÈME D'AUTOPARTAGE À
L'AIDE D'UNE APPROCHE MULTI-AGENTS**

IDRISS EL MEGZARI

Département de génie civil, géologique et des mines

Thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de *Philosophiæ Doctor*
Génie civil

Mars 2026

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Cette thèse intitulée :

**OPTIMISATION DE L'EXTENSION DU SYSTÈME D'AUTOPARTAGE À
L'AIDE D'UNE APPROCHE MULTI-AGENTS**

présentée par **Idriss EL MEGZARI**

en vue de l'obtention du diplôme de *Philosophiæ Doctor*
a été dûment acceptée par le jury d'examen constitué de :

Owen WAYGOOD, président

Francesco CIARI, membre et directeur de recherche

Jean-Marc FRAYRET, membre et codirecteur de recherche

Martin TRÉPANIÉ, membre

Mischa YOUNG, membre externe

DÉDICACE

*À ma famille et à mes proches, pour leur présence, leur patience et leur confiance,
À ma femme, pour son soutien indéfectible et sa patience durant ces années de travail,
À mon fils, dont la présence et l'arrivée ont profondément marqué cette étape de ma vie.*

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d’abord à exprimer ma profonde reconnaissance à mes directeurs de thèse, Francesco Ciari et Jean-Marc Frayret, pour leur encadrement rigoureux, leur disponibilité et la qualité de leurs conseils tout au long de ce travail doctoral. Leurs expertises scientifiques, leurs orientations méthodologiques et leurs retours critiques ont joué un rôle déterminant dans la conduite et l’aboutissement de cette recherche. Je les remercie également pour la confiance qu’ils m’ont accordée et pour la liberté intellectuelle dont j’ai bénéficié, éléments essentiels au développement de ce travail.

Je remercie mes collègues du groupe de recherche pour les échanges scientifiques stimulants, les discussions techniques et méthodologiques, ainsi que pour l’environnement de travail collaboratif et constructif qu’ils ont su maintenir tout au long de ces années. Les discussions informelles ont constitué un cadre intellectuel particulièrement enrichissant et ont largement nourri la réflexion menée dans cette thèse.

Je tiens également à remercier l’ensemble des collaborateurs académiques et institutionnels impliqués, directement ou indirectement, dans ce travail de recherche, ainsi que Communauto, qui a soutenu ce projet.

Enfin, je souhaite exprimer ma gratitude à ma famille, et plus particulièrement à mon épouse, Solène Guillaume, pour sa patience, sa compréhension et son soutien constant tout au long de ce parcours doctoral. Sa présence et son appui ont constitué un soutien essentiel à la réalisation de ce travail. Je tiens enfin à adresser une pensée particulière à mon fils, Maël, dont la présence a accompagné les derniers mois de ce parcours doctoral.

RÉSUMÉ

Cette thèse explore les déterminants comportementaux, méthodologiques et opérationnels liés à l'utilisation des systèmes d'autopartage et à l'optimisation de leur extension. Cet objectif intègre à la fois la modélisation des décisions des usagers en lien avec les voitures électriques, la calibration dynamique du système d'autopartage dans un modèle multi-agents et finalement le développement d'un processus d'extension du réseau d'autopartage. Cette thèse s'appuie sur une approche intégrée combinant simulation multi-agents (MATSim), modèles de substitution et extension du système d'autopartage.

Dans le premier volet, les travaux consistent en l'introduction de l'utilisation des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage en plus des véhicules thermiques déjà présents dans le module d'autopartage de MATSim. La modélisation prend en charge la recharge de ces véhicules en plus de leur réservation. L'analyse des résultats met en évidence l'impact majeur de la température et de l'anxiété des utilisateurs liée à l'autonomie des véhicules électriques dans le système d'autopartage. Les résultats montrent que, lorsque la température diminue, la consommation énergétique des batteries augmente, réduisant l'autonomie et incitant les utilisateurs à privilégier les véhicules à combustion interne pour les trajets longs. À des températures modérées ou élevées, l'utilisation des deux types de véhicules devient plus équilibrée. L'anxiété liée à l'autonomie des véhicules influence également la sélection des véhicules en fonction de la distance du trajet prévu et du niveau de charge perçu. Ces constats ont des implications directes pour les opérateurs d'autopartage. Ces derniers pourraient adapter la composition de leur flotte en fonction du climat, de la demande et des comportements observés. Ils peuvent aussi déterminer les distances limites à partir desquelles les utilisateurs délaissent les véhicules électriques, optimiser leur répartition géographique des stations et planifier le déploiement des bornes de recharge spécifiques aux véhicules électriques utilisés dans l'autopartage. Des politiques incitatives, telles que des réductions pour les utilisateurs rechargeant ou restituant les véhicules dans des stations équipées, peuvent renforcer l'efficacité et la rentabilité du système d'autopartage. Les résultats de ce travail mettent en évidence une sensibilité significative du choix des véhicules aux conditions climatiques avec une baisse marquée de l'utilisation des véhicules électriques pour les trajets longs en conditions de basse température.

Le second volet s'intéresse à la calibration dynamique du système d'autopartage utilisé dans MATSim. Le processus de calibration développé comprend l'apprentissage d'un modèle de substitution. Trois de ces modèles ont été comparés (Extreme Gradient Boosting (XGBoost),

le kriging et la méthode bayésienne) pour évaluer leur capacité à reproduire les comportements de MATSim. Les résultats montrent que XGBoost présente la plus faible erreur quadratique moyenne et une variance minimale. Avec ces résultats, XGBoost confirme son efficacité supérieure à celle des autres modèles pour cette étude. Plus précisément, XGBoost permet de réduire significativement l'erreur de calibration tout en diminuant le nombre de simulations nécessaires, offrant ainsi un compromis efficace entre précision et coût computationnel. L'intégration de ce modèle de substitution réduit considérablement le temps de calibration, passant de plusieurs jours (avec MATSim seul) à moins de 24 heures, tout en maintenant une précision satisfaisante. Cette approche est extensible et adaptée aux scénarios urbains, comme celui de Siouxfalls, où elle permet une calibration rapide et robuste des paramètres comportementaux pour l'autopartage.

Enfin, le troisième volet traite du processus d'extension du réseau d'autopartage. Basé sur une combinaison de simulations MATSim et d'algorithmes d'optimisation, ainsi que sur l'accessibilité des stations d'autopartage, il a été limité à dix itérations pour identifier des schémas d'implantation locaux optimaux sans viser un optimum global. Cette accessibilité désigne l'accès aux services d'autopartage, plus spécifiquement la facilité d'accès et d'utilisation des stations, plutôt que l'accès aux destinations des déplacements. Les résultats démontrent une amélioration notable de l'accessibilité et une augmentation du nombre de trajets par rapport à un scénario où les nouvelles stations sont placées aléatoirement. Cette amélioration se traduit par une augmentation significative du nombre total de trajets générés par le système atteignant jusqu'à environ 18,7% de plus par rapport au scénario aléatoire. Les cartes de chaleur montrent que les zones ciblées situées dans diverses régions de Montréal connaissent une croissance significative de la demande après l'extension du réseau d'autopartage. Les analyses horaires et de distances confirment un alignement plus cohérent du réseau étendu avec les comportements des utilisateurs, en comparaison avec le scénario aléatoire qui montre une utilisation plus variable et une sous-performance du réseau d'autopartage.

En résumé, les travaux présentés dans cette thèse forment un cadre complet reliant le comportement des utilisateurs d'autopartage ayant une flotte comportant des véhicules électriques, un processus de calibration du système d'autopartage dans MATSim et la planification stratégique de l'extension d'un tel système. Ils démontrent qu'une approche intégrée, combinant des algorithmes d'optimisation, une plateforme de simulation multi-agents ainsi qu'un paramètre d'accessibilité, permet d'améliorer simultanément la performance et la durabilité des systèmes d'autopartage. Ces résultats démontrent l'intérêt d'une plateforme de simulation-optimisation avec une demande générée automatiquement par la simulation dont l'objectif est la planification de l'extension des systèmes d'autopartage à grande échelle.

ABSTRACT

This thesis focuses on the behavioral, methodological and operational factors that shape how people use carsharing systems and how these systems can be expanded efficiently. The work covers three main topics: modeling user decisions related to electric vehicles, building a dynamic calibration process for the carsharing system included in a multi-agent transportation model and developing a method to optimize the strategic expansion of a carsharing network. The thesis relies on an integrated simulation–optimization framework combining agent-based modeling (MATSim), surrogate modeling and the extension of the carsharing system.

The first contribution focuses on how electric vehicles are used within a mixed carsharing fleet. The model handles both vehicle type reservations and battery charging. The results show that temperature and range anxiety strongly influence whether users choose electric vehicles. When temperatures are low, batteries consume more energy, their range decreases, and users tend to pick up combustion vehicles for longer trips. In moderate or warm conditions, the use of both vehicle types becomes more balanced. Range anxiety also affects how users select vehicle types based on trip distance and perceived charge levels. These findings have direct implications for operators who can adjust their fleet mix depending on weather and travel patterns. In addition, operators can identify distance thresholds at which users avoid electric vehicles, optimize station locations and plan charging infrastructure. Incentives, such as discounts for users who charge or return electric vehicles at equipped stations, can further improve system efficiency and profitability. These results highlight a strong sensitivity of vehicle choice to environmental conditions with a significant decrease in electric vehicle usage for longer trips under low temperature conditions.

The second contribution introduces a dynamic calibration method for the carsharing system in Multi-Agent Transport Simulation (MATSim). The process relies on a surrogate model and three candidates were tested (XGBoost, kriging, and a Bayesian approach) to see how well they can reproduce MATSim behavior. XGBoost achieves the lowest mean squared error and the smallest variance. This result makes XGBoost the best-performing model in this study. More specifically, XGBoost significantly reduces calibration errors while minimizing the number of required simulations, providing an efficient trade-off between accuracy and computational cost. With this approach, calibration time drops from several days with MATSim alone to less than 24 hours while having strong accuracy. The method is scalable and works well in urban scenarios, like Siouxfalls, where it provides a fast and reliable calibration of behavioral parameters. In addition, this calibration method can be applied to other

transportation systems used in an agent-based model.

The third contribution presents a method for expanding a carsharing network using MATSim simulations, optimization algorithms and a station accessibility metric. The process was limited to ten iterations. The objective was to identify a strong local optimal location not to find a global optimum. This accessibility refers to access to carsharing services, more specifically the ease of access to and use of stations, rather than access to travel destinations. The results show clear improvements in accessibility and an increase in carsharing trips compared to a scenario where new stations are placed randomly. This improvement reaches up to approximately 18.7% more carsharing trips compared to a random station choice. Heatmaps reveal that targeted areas in Montreal island experience significant demand growth after the expansion. Analysis of the duration of trips and their distances confirms that the expanded network fits better with user behavior, while the random scenario shows inconsistent use and overall weaker performance.

In summary, this thesis proposes a complete framework that connects user behavior in a carsharing fleet, including electric vehicles, an efficient calibration process in MATSim and a strategic approach to carsharing network expansion. It demonstrates that combining optimization, multi-agent simulation and accessibility metrics can improve both the performance and sustainability of carsharing systems. These findings highlight the relevance of simulation-optimization approaches with a demand simulated in MATSim for a large-scale carsharing system expansion.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	iii
REMERCIEMENTS	iv
RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	vii
LISTE DES TABLEAUX	xiii
LISTE DES FIGURES	xiv
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xvi
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Contexte et motivation	1
1.1.1 Cadre de modélisation et choix de MATSim	2
1.1.2 Électrification de l'autopartage	2
1.1.3 Simulation multi-agents et MATSim	4
1.1.4 Modèles de substitution et calibration de MATSim pour l'autopartage	5
1.1.5 Extension des réseaux d'autopartage par simulation et optimisation .	6
1.2 Lacunes de la littérature et objectifs de la thèse	7
1.3 Aperçu des trois contributions	8
1.4 Structure de la thèse	10
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE GÉNÉRALE	11
2.1 Introduction	11
2.1.1 Contexte	11
2.1.2 Rôle de la simulation et de l'optimisation	12
2.2 Autopartage électrique, météo et anxiété d'autonomie	13
2.2.1 Adoption de l'autopartage et transition vers les véhicules électriques .	13
2.2.2 Effets des conditions météorologiques sur l'autonomie et l'usage des VE	15
2.2.3 Anxiété d'autonomie et comportements des utilisateurs	16
2.2.4 Synthèse du premier axe	17
2.3 Méthodologies de modélisation multi-agents et leur calibration	18

2.3.1	Les systèmes basés agents et la modélisation basée agents	18
2.3.2	Les systèmes de simulation basés agents dans le transport	19
2.3.3	Modélisation et simulation multi-agents dans le domaine du transport	22
2.3.4	Présentation de la plateforme MATSim	23
2.3.5	Méthodes de simulation pour l'autopartage de véhicules électriques .	25
2.3.6	Méthodologies de la calibration pour les modèles multi-agents	26
2.3.7	Modèle de substitution pour la calibration	27
2.3.8	Calibration de l'autopartage dans MATSim	28
2.3.9	Synthèse du deuxième axe	29
2.4	Extension des réseaux d'autopartage et optimisation des stations	30
2.4.1	Problématique de la localisation des stations	30
2.4.2	Algorithmes d'optimisation pour l'extension des réseaux d'autopartage	31
2.4.3	Analyse spatiale et indicateurs d'accessibilité	32
2.4.4	Synthèse du troisième axe	33
2.5	Synergies entre les axes de recherche	33
2.6	Lacunes de la revue de littérature	34
2.7	Conclusion	35
CHAPITRE 3	MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE	37
3.1	Cadre méthodologique général de la thèse	37
3.1.1	Données d'entrée de MATSim	37
3.1.2	Données d'entrée de l'autopartage	38
3.2	Modélisation des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage	43
3.3	Calibration du modèle de simulation	45
3.4	Méthodologie d'optimisation de l'extension du réseau d'autopartage	48
3.5	Synthèse méthodologique	50
CHAPITRE 4	DÉMARCHE ET ORGANISATION GÉNÉRALE	52
CHAPITRE 5	ARTICLE 1 : MODELLING ELECTRIC VEHICLE USE IN CAR-SHARING FLEET	54
5.1	Abstract	54
5.2	Introduction	55
5.3	Background	56
5.4	Methods and materials	60
5.4.1	Methods	60
5.4.2	Materials	63

5.5	Results	66
5.5.1	Carsharing in terms of trips time and distance	66
5.5.2	Origins and destinations of shared vehicles	69
5.5.3	EV battery use in carsharing	74
5.6	Discussion	75
5.6.1	Impact on carsharing user's decisions	75
5.6.2	Impact on carsharing operator's decisions	76
5.7	Conclusion	81
5.8	Limitations and future work	82
CHAPITRE 6 ARTICLE 2 : DYNAMIC CALIBRATION OF A CARSHARING SYSTEM IN MULTIAGENT TRANSPORT SIMULATION		83
6.1	Abstract	83
6.2	Introduction	84
6.3	Background	86
6.4	Methodology	90
6.4.1	Surrogate modeling	90
6.4.2	Calibration process	91
6.4.3	Case study	98
6.5	Results and discussion	104
6.6	Conclusion	108
CHAPITRE 7 ARTICLE 3 : OPTIMIZING THE EXPANSION OF A CARSHAR- ING NETWORK: A SIMULATION BASED METHODOLOGY AND AN APPLI- CATION FOR THE CITY OF MONTREAL		111
7.1	Abstract	111
7.2	Introduction	112
7.3	Background	114
7.4	Methodology	118
7.4.1	Montreal Carsharing scenario	118
7.4.2	The carsharing expansion process	121
7.4.3	An example of the first expansion process iterations	126
7.5	Results and Discussion	137
7.5.1	Last expansion iteration results	137
7.5.2	Comparison of the expansion results with a random carsharing stations' locations choice	140
7.6	Policy Applications and Urban Planning Implications	143

7.7	Conclusion and future work	144
CHAPITRE 8 DISCUSSION GÉNÉRALE		147
8.1	Modélisation de l'utilisation des véhicules électriques en autopartage	147
8.1.1	Contraintes énergétiques et disponibilité opérationnelle	147
8.1.2	Effets climatiques sur l'autonomie et l'utilisation	148
8.1.3	Anxiété d'autonomie et comportements des utilisateurs	149
8.1.4	Contributions et limites méthodologiques	150
8.2	Calibration dynamique du système d'autopartage dans MATSim	152
8.2.1	Enjeux et spécificités de la calibration des modèles multi-agents	152
8.2.2	Paramètres calibrés et choix méthodologiques de calibration	152
8.2.3	Métriques de calibration et utilisation de la part modale	153
8.2.4	Modèles de substitution, XGBoost et réduction du coût computationnel	154
8.2.5	Synthèse et implications méthodologiques	156
8.3	Optimisation de l'extension d'un réseau d'autopartage	157
8.3.1	Enjeux et spécificités de l'extension des réseaux d'autopartage	157
8.3.2	Variables de décision et indicateurs de performance	158
8.3.3	Contraintes d'optimisation et faisabilité opérationnelle	158
8.3.4	Algorithme de recherche Tabu et intégration simulation-optimisation	159
8.3.5	Synthèse, apports méthodologiques et portée des résultats	160
CHAPITRE 9 CONCLUSION		163
9.1	Synthèse des travaux et leurs limitations	163
9.2	Améliorations futures	164
RÉFÉRENCES		167

LISTE DES TABLEAUX

Table 5.1	Summary of previous studies on the use of EVs in carsharing system .	59
Table 5.2	Electric carsharing scenarios	66
Table 6.1	Transmitted data from one step to another	92
Table 6.2	Parameters' space for the calibration process	95
Table 6.3	Example of parameters values that can be used in the calibration process	95
Table 6.4	Example of parameter values selected	101
Table 6.5	Parameters values at the beginning and at the end of the calibration process	106
Table 7.1	Transmitted data from one step to another	122

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1	La boucle de fonctionnement de MATSim [1]	24
Figure 3.1	Localisation des stations d'autopartage sur l'île de Montréal	40
Figure 3.2	Zone d'étude de la RMR de Montréal et la densité de sa population en 2016	41
Figure 3.3	Réseau de transport de Siouxfalls [2]	47
Figure 5.1	Carsharing stations locations in Montreal Island	64
Figure 5.2	Study area of the CMA of Montreal and its population density in 2016	65
Figure 5.3	Distribution of travel time and travel distance by rental start time for scenario 1	67
Figure 5.4	Distribution of travel time and travel distance by rental start time for scenario 2	67
Figure 5.5	Distribution of travel time and travel distance by rental start time for scenario 3	68
Figure 5.6	Distribution of travel time and travel distance by rental start time for scenario 4	68
Figure 5.7	Heat maps of ICEVs origins and destinations when temperature is -15 degrees and no range anxiety	70
Figure 5.8	Heat maps of EVs origins and destinations when temperature is -15 degrees and no range anxiety	70
Figure 5.9	Heat maps of ICEVs origins and destinations when temperature is -15 degrees and 30% of range anxiety	71
Figure 5.10	Heat maps of EVs origins and destinations when temperature is -15 degrees and 30% of range anxiety	71
Figure 5.11	Heat maps of ICEVs origins and destinations when temperature is +15 degrees and no range anxiety	72
Figure 5.12	Heat maps of EVs origins and destinations when temperature is +15 degrees and no range anxiety	72
Figure 5.13	Heat maps of ICEVs origins and destinations when temperature is +15 degrees and 30% of range anxiety	73
Figure 5.14	Heat maps of EVs origins and destinations when temperature is +15 degrees and 30% of range anxiety	73
Figure 5.15	EVs energy consumption in the 4 scenarios	74
Figure 5.16	Carsharing EVs trip distances in temperature of -15 degrees	77

Figure 5.17	Carsharing EVs trip distances in temperature of +15 degrees	78
Figure 5.18	Trips number per simulated scenario using carsharing vehicles	79
Figure 5.19	Maximum distances for which carsharing operator can interchange vehicle types (with 5 trips as a maximum difference between trips using ICEVs and those using EVs)	80
Figure 6.1	Calibration process	93
Figure 6.2	Siouxfalls Network [2]	100
Figure 6.3	MSE per process iteration for 3 methods	102
Figure 6.4	Decrease of the XGBoost MSE in %	103
Figure 6.5	Performance of each method based on their means and variances . . .	106
Figure 7.1	Carsharing stations locations in Montreal Island	120
Figure 7.2	Study area of the CMA of Montreal and its population density in 2016	121
Figure 7.3	Expansion process for the carsharing system	123
Figure 7.4	Reservations based on carsharing Simulation results	127
Figure 7.5	SSE elbow	129
Figure 7.6	Clustering map	130
Figure 7.7	Clustering density for each one of the attributes	131
Figure 7.8	Output clustering reservations regrouped	132
Figure 7.9	Targeted regions centers of gravity	133
Figure 7.10	Heat maps for the baseline scenario and the first expansion iteration scenario	134
Figure 7.11	Heat maps for the baseline scenario and the first expansion iteration scenario	136
Figure 7.12	Stations in last iteration	137
Figure 7.13	Heat maps for the baseline scenario and the last expansion iteration scenario	138
Figure 7.14	Evolution of accessibility values over expansion iterations	139
Figure 7.15	Number of trips comparison between the expansion results and a random carsharing stations' locations choice	141
Figure 7.16	Number of trips comparison between the expansion results and a random carsharing stations' locations choice per hour	141
Figure 7.17	Distances comparison between the last expansion iteration and a scenario where carsharing stations are chosen randomly	143

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ABM	Agent Based Model
ABS	Agent Based System
BEV	Battery-electric vehicles
Cadyts	Calibration of Dynamic Traffic Simulations
CMA	Census Metropolitan Area
EMO	Evolutionary Multi-objective Optimization
GIS	Geographic Information Systems
HDBSCAN	Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise
HIPU	Hierarchical Iterative Proportional Updating
HPC	High Performance Computation
HTS	Household travel survey
ICEV	Internal combustion engine technology
K-NN	K-nearest neighbors
MAPE	Erreur absolue moyenne en pourcentage
MATSim	Multi-Agent Transport Simulation
MINLP	Programmation non linéaire en nombres entiers mixtes
MILP	Programmation linéaire en nombres entiers mixtes
MSE	Mean Square Error / erreur quadratique moyenne
MSPSA	SPSA assisté par métamodèle
OD	Origine-Destination
PSO	Particle swarm optimization
RBF	Fonctions de base radiales
RMR	Région métropolitaine de Montréal
SBO	Optimisation par essaims stochastiques
SD	Standard Deviation
SOC	State of charge
SPSA	Simultaneous Perturbation Stochastic Approximation
SSE	Sum of Squared Errors
VE	Véhicule électrique
VOT	Value of travel time
VTC	Transport avec chauffeur
WASPAS	Weighted aggregated sum product assessment

XGBoost Extreme Gradient Boosting

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Contexte et motivation

Avec l'augmentation de la population urbaine et l'importance grandissante des moyens de transport dans nos sociétés hautement industrialisées, les moyens de transport urbain sont de plus en plus sollicités [3]. Durant les heures de pointe, les modes de transport en commun dans les grandes villes se retrouvent facilement submergés par le nombre d'utilisateurs. Afin de répondre au besoin croissant de transport dans ces villes, plusieurs modes de transport ont vu le jour dans le paysage des modes de transport urbain, comme le covoiturage dans plusieurs pays européens [4] ou encore l'autopartage [5, 6]. Dans cette thèse, ces deux modes de transport, à savoir le covoiturage et l'autopartage, ne sont pas envisagés comme des substituts directs aux transports en commun. Ils constituent plutôt des solutions complémentaires, offrant une flexibilité plus importante pour certains types de déplacements, notamment dans les zones moins bien desservies ou pour des besoins spécifiques. L'impact de l'autopartage sur la congestion dépend fortement des comportements de substitution. Un report modal depuis la voiture individuelle vers l'autopartage peut contribuer à réduire le nombre de véhicules en circulation, tandis qu'un report depuis les transports en commun pourrait avoir un effet opposé. Dans ce travail, l'autopartage est principalement considéré comme une alternative à la possession et à l'usage de la voiture individuelle. C'est cette considération qui motive son potentiel de réduction de la congestion. Ainsi, offrant une alternative à la possession de voitures, l'autopartage répond au besoin d'une population nécessitant des déplacements occasionnels en voiture et ne possédant pas de véhicule pour effectuer ces trajets.

En Europe, les premiers systèmes d'autopartage ont été mis en place en 1948 à Zurich en Suisse [7]. Motivée par des raisons économiques, la première entreprise d'autopartage a offert une alternative aux personnes qui ne pouvaient pas s'acheter une voiture. D'autres initiatives se sont succédé, notamment en France [8] ou encore aux Pays-Bas [9]. Cependant, ce concept n'a conquis de nombreux utilisateurs qu'à la fin des années 1980 avec les premières implémentations à grande échelle. En 1987, deux coopératives ont été créées en Suisse [10]. Par la suite, en 1988, une entreprise allemande d'autopartage a vu le jour [11] et d'autres systèmes d'autopartage se sont établis dans d'autres pays d'Europe et d'Amérique du Nord. Aux États-Unis, le premier système d'autopartage est celui mis en place dans l'Indiana « Purdue University research program » entre 1983 et 1986 à West Lafayette, Indiana [12]. Au Canada, la première offre d'autopartage a été mise en place par l'entreprise Communauto en 1994, offrant 7000 véhicules avec près de 149 000 utilisateurs en 2025 [13].

Ainsi, l'autopartage peut être défini comme un mode de transport offrant une flotte de véhicules partagés afin de permettre aux utilisateurs de se déplacer en voiture sans posséder de voiture privée [14]. Étant un mode de transport de plus en plus répandu et utilisé [15, 16], l'autopartage représente une alternative de choix à la possession automobile, surtout dans les milieux urbains où plusieurs contraintes et/ou incitatifs poussent la population à se départir des voitures privées ou à ne pas s'en procurer en premier lieu. Avec les différents abonnements offerts et l'impact positif sur l'environnement [17], l'autopartage garantit une flexibilité qui attire les utilisateurs occasionnels de la voiture.

1.1.1 Cadre de modélisation et choix de MATSim

L'analyse des systèmes d'autopartage nécessite des outils capables de représenter de manière cohérente les interactions entre les comportements individuels, l'offre de mobilité et l'état du réseau de transport. Les modèles agrégés traditionnels, fondés sur des flux moyens, ne permettent pas de capturer finement les décisions des utilisateurs face à de nouveaux services ou à des contraintes opérationnelles spécifiques [18]. Les modèles de transport basés agents offrent une alternative en représentant explicitement les voyageurs comme des entités individuelles dotées de préférences hétérogènes et de chaînes d'activités quotidiennes. Dans ce contexte, la plateforme MATSim (Multi-Agent Transport Simulation) s'est imposée comme un outil de référence pour la simulation de transport à grande échelle [1]. MATSim adopte une approche basée activités dans laquelle les agents adaptent itérativement leurs préférences (choix de modes de transport, itinéraires et horaires) en fonction de leur expérience du système simulé jusqu'à atteindre un état d'équilibre comportemental. Finalement, MATSim a été étendu pour intégrer de nouveaux services de mobilité, comme l'autopartage. MATSim constitue ainsi un cadre pertinent pour analyser les impacts de l'ajout de véhicules électriques dans une flotte d'autopartage, en plus des contraintes de recharge et des comportements des utilisateurs dans un environnement urbain multimodal [19].

1.1.2 Électrification de l'autopartage

Dans le contexte de l'augmentation de l'utilisation de l'autopartage, l'électrification des flottes de véhicules d'autopartage a gagné en importance. Dans cette thèse, le terme « véhicule électrique » (VE) fait spécifiquement référence aux véhicules électriques à batterie. On exclut les véhicules hybrides rechargeables. Les véhicules électriques à batterie sont alimentés exclusivement par une batterie électrique, tandis que les véhicules hybrides rechargeables combinent un moteur thermique et un moteur électrique. Cette distinction est importante, puisque les caractéristiques opérationnelles et les impacts environnementaux diffèrent entre

ces deux types de véhicules. Afin d'éviter toute ambiguïté, cette définition est adoptée de manière cohérente dans l'ensemble de la thèse et seuls les véhicules électriques à batterie sont considérés. Ces derniers offrent des émissions locales nulles et des réductions significatives des émissions de gaz à effet de serre sur l'ensemble du cycle de vie pour l'autopartage [20]. En effet, si les VE permettent de supprimer les émissions liées à l'échappement lors de leur utilisation, leur impact environnemental global dépend de plusieurs facteurs, comme la production de l'électricité, les procédés de fabrication des batteries et la durée de vie du véhicule. Les analyses de cycle de vie montrent que les véhicules électriques peuvent conduire à des réductions significatives des émissions de gaz à effet de serre par rapport aux véhicules thermiques, mais que l'ampleur de ces bénéfices varie fortement selon les contextes énergétiques et géographiques [21–23]. En particulier, les émissions liées à la fabrication des batteries et à l'utilisation d'une électricité fortement carbonée peuvent atténuer une partie des gains environnementaux. Dans cette thèse, les VE sont principalement considérés comme une composante technologique du système d'autopartage sans supposer a priori leur supériorité environnementale globale. Leur impact local est analysé à travers des dimensions opérationnelles et comportementales dans le cadre du système modélisé. Ils modifient également la structure des coûts des opérations, notamment via des coûts d'énergie et d'entretien potentiellement plus faibles [24]. Il est vrai que, dans le cas des véhicules électriques, des coûts d'exploitation potentiellement plus faibles pourraient ainsi encourager une utilisation accrue du véhicule, ce qui pourrait, toutes choses égales par ailleurs, contribuer à une augmentation du trafic et de la congestion. Cependant, dans le contexte de l'autopartage, cet effet peut être atténué par la structure tarifaire du service (facturation à l'usage, coûts par minute ou par kilomètre). En effet, la tarification maintient un coût marginal explicite pour l'utilisateur. De plus, dans cette thèse, l'autopartage est principalement envisagé comme une alternative à la possession de voiture individuelle, ce qui peut conduire à une réduction du nombre total de véhicules en circulation. Ainsi, l'impact net des véhicules électriques en autopartage sur la congestion dépend de l'équilibre entre ces effets opposés et des comportements de substitution modale observés. Pour ces raisons, de nombreux opérateurs d'autopartage ont commencé à introduire des VE dans leurs flottes [20]. L'intégration des VE dans une flotte d'autopartage soulève toutefois des défis spécifiques qui vont au-delà de ceux associés aux VE privés. Premièrement, l'autonomie effective des VE est sensible aux conditions météorologiques, en particulier aux températures très froides ou très élevées qui affectent les performances de la batterie et les besoins en énergie pour le chauffage ou la climatisation [25]. Deuxièmement, les VE en autopartage doivent rester disponibles avec un niveau de charge adéquat pour une grande variété de trajets tout au long de la journée. Cela engendre un problème opérationnel complexe impliquant la localisation des bornes, les stratégies de recharge et éventuellement le

repositionnement des véhicules [26]. Troisièmement, les perceptions des utilisateurs jouent un rôle central. L’anxiété d’autonomie, définie comme la crainte de ne pas disposer d’une charge suffisante pour atteindre sa destination ou un point de recharge, peut influencer la décision de réserver un véhicule, le choix du type de véhicule, l’itinéraire emprunté, voire la décision d’utiliser l’autopartage [27]. Ces réactions comportementales peuvent être amplifiées dans des environnements climatiques rigoureux, comme Montréal, où les températures hivernales descendent régulièrement bien en dessous de zéro et où les besoins de chauffage sont importants. Si les utilisateurs évitent systématiquement les véhicules électriques partagés dans certaines conditions, les bénéfices attendus de l’électrification peuvent ne pas être atteints. Pour les opérateurs, ces éléments soulèvent des questions fondamentales : comment les conditions météorologiques et l’anxiété d’autonomie influencent-elles l’adoption et l’utilisation des VE en autopartage par rapport aux véhicules thermiques ? Dans quelle mesure ces facteurs menacent-ils la viabilité de l’autopartage électrique dans les villes à climat froid ? Et comment concevoir des stratégies de composition de flotte et de recharge robustes face à ces contraintes environnementales et comportementales ?

1.1.3 Simulation multi-agents et MATSim

Répondre à ces questions nécessite des outils capables de représenter en détail les réactions comportementales des utilisateurs et leurs interactions avec l’état du réseau de transport. Les modèles de transport agrégés traditionnels se concentrent généralement sur des flux moyens et ne représentent pas explicitement la prise de décision individuelle. À l’inverse, les modèles basés sur les agents simulent le comportement de voyageurs individuels, chacun étant caractérisé par des attributs sociodémographiques, un programme d’activités quotidiennes et un ensemble de choix possibles. En captant l’hétérogénéité des préférences et des contraintes au niveau individuel, les modèles multi-agents fournissent une plateforme riche pour analyser l’adoption et l’utilisation de nouveaux services de mobilité dans différents contextes [18].

MATSim est aujourd’hui largement utilisé comme cadre de référence pour la modélisation des dynamiques de transport à grande échelle [1]. MATSim représente chaque utilisateur des systèmes de transport sous la forme d’un agent doté d’un plan journalier composé d’activités et de déplacements. Les agents adaptent itérativement leurs plans afin d’améliorer leur utilité perçue compte tenu des conditions de trafic simulées sur le réseau. Au fil des itérations, le système converge vers un état d’équilibre ou de quasi-équilibre dans lequel aucun agent ne peut améliorer facilement son plan de manière unilatérale. Grâce à son caractère open source et fortement modulaire, MATSim a été étendu pour intégrer divers modes de transport, comme l’autopartage, les vélos en libre-service ou le transport à la demande, ainsi que des

modèles détaillés de congestion, de fonctionnement des transports collectifs ou de tarification. Cependant, bien que MATSim soit largement utilisé pour la planification générale des transports et son extension pour l'autopartage, l'intégration explicite des contraintes liées aux véhicules électriques dans les modules d'autopartage reste peu représentée dans la littérature [28]. La plupart des études sur l'autopartage de véhicules électriques utilisent la simulation par événements discrets [29], des plateformes modulaires par événements ou des approches de Monte-Carlo [30], plutôt que des modèles basés sur les activités comme MATSim. Ainsi, avec ses capacités, MATSim se prête bien à l'analyse de l'autopartage de véhicules électriques. Malgré sa flexibilité, MATSim demeure difficile à calibrer. La calibration consiste à ajuster les paramètres du modèle de manière à reproduire des observations empiriques, telles que des comptages de trafic, des parts modales ou des distributions de temps de trajet. Dans MATSim, ces paramètres incluent notamment les coefficients des fonctions d'utilité, les distributions des heures de départ et des sensibilités spécifiques aux modes de transport. Le problème de calibration est un problème de grande dimension, coûteux en calcul et potentiellement marqué par la présence de multiples optima locaux [31]. La calibration manuelle est exigeante et repose sur le jugement d'experts, tandis que les stratégies automatisées basées sur l'entropie, la descente de gradient ou des métaheuristiques peuvent nécessiter un très grand nombre de simulations pour converger [32, 33].

1.1.4 Modèles de substitution et calibration de MATSim pour l'autopartage

Pour contourner ces limites, les modèles de substitution ont suscité un intérêt croissant comme moyen d'accélérer la calibration de modèles de simulation complexes. Un modèle de substitution est un modèle prédictif, souvent issu de l'apprentissage automatique, qui approxime la relation entre les paramètres d'entrée et des indicateurs de sortie d'intérêt. Une fois entraîné sur un ensemble de simulations, le modèle de substitution peut être utilisé comme approximation rapide du simulateur dans une boucle d'optimisation, permettant d'évaluer de nombreuses combinaisons de paramètres qui seraient trop coûteuses à explorer avec des simulations complètes [32]. Pour des modèles multi-agents comme MATSim, la calibration fondée sur des modèles de substitution est particulièrement attrayante. Elle peut réduire considérablement les temps de calcul tout en conservant une représentation importante des comportements individuels et du réseau. Cependant, les applications existantes en transport se sont surtout concentrées sur des modèles de demande agrégés ou sur des simulateurs de trafic. Ainsi, relativement peu d'études ont proposé des plateformes spécifiquement adaptées à la calibration de paramètres liés à l'autopartage dans MATSim. Dans cette thèse, les contributions s'appuient sur ces développements méthodologiques en proposant une procédure de

calibration fondée sur un modèle de substitution dédié au mode d'autopartage dans MATSim. La procédure suppose que les paramètres associés aux modes de base (voiture particulière, transport collectif, marche) sont déjà calibrés et elle se concentre sur les paramètres qui régissent l'utilité, la disponibilité et l'interaction du mode d'autopartage avec les autres modes. Un modèle de substitution issu de l'apprentissage automatique est entraîné sur un ensemble de simulations d'un scénario de Siouxfalls incluant l'autopartage. Le scénario de Siouxfalls constitue un scénario de référence largement utilisé dans la littérature en transport pour le développement, le test et la comparaison de méthodes de modélisation et d'optimisation. Il s'agit d'un réseau synthétique initialement proposé pour l'étude de problèmes d'affectation du trafic. Ce scénario représente une ville fictive avec une structure simplifiée de la demande et de l'offre de transport. Dans cette thèse, le scénario de Siouxfalls est utilisé comme un environnement expérimental contrôlé permettant de tester et de valider les approches méthodologiques proposées en matière de calibration et d'intégration de modèles de substitution. L'utilisation de ce cas d'étude permet de s'affranchir du temps de calcul nécessaire à MATSim pour atteindre la convergence. Ce modèle de substitution est ensuite utilisé comme évaluateur rapide dans un processus de calibration visant à identifier des ensembles de paramètres minimisant les écarts entre les sorties simulées et les indicateurs cibles (tels que les parts modales de l'autopartage, les profils d'utilisation des stations ou les charges des véhicules).

1.1.5 Extension des réseaux d'autopartage par simulation et optimisation

Au-delà de la compréhension des comportements des utilisateurs et de la calibration des modèles, les opérateurs ont besoin d'outils pour concevoir le développement futur des systèmes d'autopartage. Une question centrale concerne la configuration spatiale du réseau : où localiser les stations, combien de véhicules allouer à chaque station et comment faire évoluer le réseau dans le temps pour répondre à la demande? Il s'agit d'un problème classique de localisation d'installations et de conception de réseaux. Ces derniers deviennent plus complexes en raison de la dynamique des comportements de déplacement, des interactions avec les autres modes et des incertitudes liées à la demande [34–36]. De nombreux problèmes de localisation de stations d'autopartage ont été formulés en programmation en nombres entiers ou résolus à l'aide de métaheuristiques, telles que les algorithmes génétiques ou la recherche Tabu [32, 37]. Ces approches permettent de traiter des contraintes complexes, telles que des limites de capacité, des exigences d'équité ou encore la compatibilité avec la forme urbaine. Cependant, elles s'appuient souvent sur des représentations simplifiées de la demande, par exemple sous forme de matrices de flux agrégées ou de mesures statiques d'accessibilité. Elles ne captent donc pas toujours pleinement la manière dont une configuration donnée de stations sera

utilisée une fois intégrée dans un réseau urbain multimodal. Le couplage de l’optimisation avec la simulation multi-agents offre une manière de combler cette lacune. En évaluant des configurations candidates de stations à l’aide de MATSim, il devient possible d’estimer l’impact de ce changement sur l’adoption du mode de transport en se basant, par exemple, sur le nombre de trajets réalisés par des voitures d’autopartage. Cela permet des évaluations plus réalistes sur le plan comportemental. Ainsi, cette solution permet de soutenir la transition d’une planification principalement contrôlée par l’offre vers une conception guidée par la demande et les comportements. Dans cette thèse, la troisième contribution adopte une approche de simulation et d’optimisation. Ce travail d’optimisation vise à déterminer la localisation optimale des stations d’autopartage afin de maximiser l’utilisation du système en considérant les comportements des utilisateurs du système. Un indicateur d’accessibilité adapté à l’autopartage est utilisé pour guider les décisions de localisation des stations. Des méthodes de regroupement et la recherche Tabu sont ensuite mobilisées pour explorer l’espace des localisations possibles et sélectionner des configurations maximisant l’accessibilité sous des contraintes opérationnelles. La méthodologie est appliquée au réseau d’autopartage de Montréal et évaluée sur plusieurs cycles d’extension.

1.2 Lacunes de la littérature et objectifs de la thèse

Une revue de littérature exhaustive sur les systèmes d’autopartage, l’intégration des véhicules électriques et la simulation multi-agents met en évidence plusieurs lacunes qui motivent cette thèse. Premièrement, bien que de nombreux travaux soulignent l’importance de la météo et de l’anxiété d’autonomie pour l’adoption des VE, peu d’études analysent ces facteurs dans le contexte spécifique de l’autopartage électrique. Plus particulièrement, peu d’études portent sur les systèmes d’autopartage dans les villes à climat froid avec des approches fondées sur les données et la simulation. Deuxièmement, bien que MATSim ait été largement appliqué à des systèmes de transport multimodaux [18], il existe encore un besoin de solutions de calibration systématiques intégrant l’autopartage comme mode à part entière et exploitant les techniques modernes de modèles de substitution. Troisièmement, malgré l’abondance de modèles d’optimisation pour la localisation des stations d’autopartage, l’intégration de la simulation multi-agents, d’indicateurs d’accessibilité et de métaheuristiques reste limitée et souvent spécifique à des cas d’étude donnés [35, 36, 38]. L’objectif général de cette thèse est donc de développer, calibrer et appliquer des solutions de simulation multi-agents et d’optimisation permettant d’améliorer la compréhension des systèmes d’autopartage avec une flotte composée de voitures thermiques et d’autres électriques. Ainsi, l’objectif est de pouvoir soutenir des décisions opérationnelles et de planification plus éclairées. Pour atteindre cet

objectif, la thèse adopte le format de thèse par articles et s’organise autour de trois articles, chacun correspondant à un axe majeur. Plus précisément, la thèse répond aux questions de recherche suivantes :

- Dans quelle mesure les conditions météorologiques et l’anxiété d’autonomie affectent-elles l’adoption et l’utilisation des véhicules électriques en autopartage par rapport aux véhicules thermiques dans une ville à climat froid comme Montréal à l’aide de MATSim?
- Comment utiliser les modèles de substitution pour accélérer la calibration des paramètres liés à l’autopartage dans MATSim tout en maintenant un niveau élevé de réalisme comportemental ?
- Comment combiner la simulation multi-agents, un indicateur d’accessibilité et des algorithmes d’optimisation avancés pour concevoir des stratégies d’extension plus efficaces pour les réseaux de stations d’autopartage ?

1.3 Aperçu des trois contributions

Axe 1 – Météo, anxiété d’autonomie et utilisation de l’autopartage électrique à Montréal à l’aide de MATSim

Le premier article étudie l’impact des conditions météorologiques et de l’anxiété d’autonomie sur l’adoption et l’utilisation des véhicules électriques par rapport aux véhicules thermiques dans le cadre de l’autopartage. L’étude s’appuie sur MATSim pour simuler un système d’autopartage à Montréal proposant à la fois des véhicules électriques et des véhicules thermiques. Des modèles de consommation énergétique dépendant de la température et des hypothèses comportementales représentant l’anxiété d’autonomie sont intégrés dans la simulation. Les hypothèses liées à l’anxiété d’autonomie s’appuient sur des travaux existants, évoqués dans le chapitre suivant, montrant que la perception du risque de panne influence les décisions d’utilisation des véhicules électriques, notamment en termes de distance acceptable et de choix modal. En comparant les simulations des scénarios caractérisés par différents profils de température et des niveaux d’anxiété d’autonomie, l’article étudie comment ces facteurs influencent les distances et les durées de trajets, l’utilisation relative des véhicules électriques et thermiques, ainsi que la demande globale d’autopartage. Les résultats suggèrent que, sous des hypothèses réalistes pour Montréal, l’impact négatif des basses températures et de l’anxiété d’autonomie sur la demande d’autopartage reste limité. Ces résultats fournissent également des recommandations opérationnelles sur la composition de la flotte et le déploiement d’infrastructures de recharge.

Axe 2 – Calibration de MATSim pour l'autopartage à l'aide de modèles de substitution.

Le deuxième article traite de la calibration de MATSim dans un contexte où l'autopartage est explicitement modélisé comme un mode de transport. En s'appuyant sur un scénario de Siouxfalls incluant l'autopartage en plus de la voiture particulière, du transport collectif et de la marche, l'article propose une méthodologie de calibration fondée sur un modèle de substitution centré sur les paramètres spécifiques à l'autopartage. Un modèle de substitution issu des approches de l'apprentissage automatique est entraîné sur un ensemble de simulations MATSim soigneusement conçu pour approximer la relation entre les paramètres de l'autopartage et l'indicateur de performance clé qui est la part modale de l'autopartage. Ce modèle est ensuite intégré dans un algorithme de calibration cherchant des ensembles de paramètres minimisant les écarts entre les sorties simulées et l'indicateur cible. L'article compare la performance de cette approche à celle de stratégies de calibration plus traditionnelles et montre que la calibration fondée sur un modèle de substitution peut atteindre une qualité d'ajustement similaire ou supérieure avec un effort de calcul nettement réduit, ouvrant la voie à des procédures de calibration plus systématiques et plus fréquentes.

Axe 3 – Extension du réseau d'autopartage.

Le troisième article se concentre sur l'extension des réseaux d'autopartage et la sélection d'emplacements optimaux pour de nouvelles stations. Il développe une solution basée sur la simulation et l'optimisation dans laquelle des configurations candidates de stations sont générées et évaluées de manière itérative. Une étape de présélection et de regroupement fondée sur l'accessibilité permet d'identifier des régions prometteuses pour de nouvelles stations, tandis qu'un algorithme de recherche Tabu explore différentes localisations possibles au sein de ces régions. Pour chaque configuration candidate, MATSim est utilisé pour simuler la demande de déplacements et les choix modaux à Montréal. Par la suite, des indicateurs d'accessibilité et d'utilisation sont calculés. L'article compare des scénarios d'extension optimisée à des scénarios de référence dans lesquels des stations sont ajoutées aléatoirement dans des zones cibles. Les résultats montrent que la méthodologie de simulation accompagnée de l'optimisation proposée conduit à des améliorations significatives du nombre de trajets et des distances parcourues en autopartage, en particulier aux heures de pointe. Aussi, cette méthodologie aligne plus étroitement l'implantation des stations sur les patrons spatiaux de la demande et les objectifs d'équité que des stratégies d'extension aléatoires [35, 36].

1.4 Structure de la thèse

Du point de vue structurel, après ce chapitre introductif, le chapitre 2 présente une revue de littérature exhaustive sur les systèmes d'autopartage, l'intégration des véhicules électriques et la simulation multi-agents, en synthétisant l'état des connaissances sur l'utilisation des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage, les avancées méthodologiques pour la calibration et les stratégies de planification fondées sur la simulation et l'optimisation. Le chapitre 3 présente le cadre méthodologique des contributions de cette thèse. Le chapitre 4 présente la démarche et la structure des contributions. Les chapitres 5, 6 et 7 correspondent respectivement aux trois articles décrits ci-dessus : le chapitre 5 couvre l'axe 1 sur la météo et l'anxiété d'autonomie dans le cadre de l'adoption des VE dans une flotte d'autopartage; le chapitre 6 présente l'axe 2 sur la calibration de MATSim pour l'autopartage à l'aide de modèles de substitution; et le chapitre 7 développe l'axe 3 sur l'extension du réseau d'autopartage à Montréal. Enfin, le chapitre 8 synthétise les principaux résultats et discute de leurs implications pour l'opérateur d'autopartage. Finalement, le chapitre 9 conclut la thèse en soulignant les contributions et les limites de chaque contribution tout en proposant des pistes de recherche futures.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE GÉNÉRALE

Cette revue de littérature s'intéresse aux recherches récentes sur les systèmes d'autopartage, l'intégration des véhicules électriques (VE) et l'utilisation de la simulation multi-agents pour analyser et optimiser ces systèmes. Elle est organisée autour de trois grands axes : (1) l'autopartage électrique, avec une attention particulière portée aux conditions météorologiques, aux comportements des utilisateurs et à l'anxiété liée à l'autonomie des batteries; (2) la calibration des plateformes de simulation multi-agents ainsi que les approches méthodologiques pour reproduire de façon réaliste la demande de déplacement et les choix des utilisateurs; et (3) l'expansion des réseaux d'autopartage portant sur la localisation des stations en se basant sur des approches d'optimisation multiobjectifs et des simulations multi-agents.

2.1 Introduction

2.1.1 Contexte

Les systèmes de transport urbain à travers le monde sont soumis à des pressions croissantes liées à la congestion, aux impacts environnementaux, à l'occupation de l'espace public et à l'accessibilité sociale. L'autopartage s'est imposé au cours des dernières décennies comme un outil important pour atténuer certains de ces enjeux, en offrant un accès ponctuel à une voiture sans en supporter les coûts fixes de possession. Les travaux portant sur l'autopartage montrent que ce service peut réduire le nombre de véhicules privés, limiter les kilomètres parcourus, libérer des places de stationnement et faciliter la transition vers des modes plus durables [39].

Les systèmes d'autopartage actuels sont le résultat de plusieurs années d'expérimentations. Ces derniers vont des programmes pionniers, comme le Witkar à Amsterdam dans les années 1970 [40], aux services commerciaux à grande échelle opérant aujourd'hui dans de nombreuses villes à travers le monde, comme Communauto, Zipcar et Mobility [13, 41, 42]. L'utilisation grandissante des technologies numériques a permis d'automatiser la réservation, l'accès et la facturation. Ces technologies ont ouvert la voie à l'analyse détaillée des données d'utilisation. Cette maturité opérationnelle et technologique se traduit par une diversification des modèles d'autopartage (traditionnel avec station, à sens unique et libre-service intégral) et par une intégration croissante dans les stratégies de mobilité urbaine des villes. [43]

Ainsi, l'électrification des flottes d'autopartage représente une extension naturelle de ces systèmes. Les véhicules électriques offrent des émissions locales nulles, des coûts d'exploitation

potentiellement plus faibles et une expérience de conduite différente [39, 44]. Cependant, ces véhicules introduisent de nouvelles contraintes opérationnelles : autonomie limitée, temps de recharge, dégradation de la batterie, disponibilité des infrastructures de recharge et sensibilité aux conditions climatiques. Dans le contexte de l'autopartage, ces caractéristiques se combinent avec les comportements des utilisateurs (durée des trajets, distances parcourues, flexibilité temporelle, tolérance au risque d'autonomie) pour déterminer la performance globale du système.

Dans ce cadre, la compréhension des interactions entre le comportement des utilisateurs, les caractéristiques des véhicules électriques et les décisions opérationnelles des opérateurs est essentielle pour concevoir et dimensionner des services d'autopartage électriques robustes. Ce travail nécessite des outils de modélisation capables de représenter la complexité des choix individuels, la variabilité spatiale et temporelle de la demande et les contraintes du réseau de transport. La simulation multi-agents fournit un cadre puissant pour explorer ces interactions et évaluer différents scénarios d'offre et de régulation.

2.1.2 Rôle de la simulation et de l'optimisation

La modélisation basée sur les agents s'est imposée comme une approche centrale pour l'étude des systèmes de mobilité complexes [18, 31]. Contrairement aux modèles agrégés classiques, les modèles multi-agents représentent explicitement les individus (ou groupes d'individus) et leurs plans d'activités ainsi que leurs choix de mode, d'itinéraire et de destination. Ce genre de modèle permet d'effectuer une étude détaillée des politiques de transport, de nouveaux services de mobilité (comme l'autopartage ou le covoiturage) et des scénarios d'aménagement urbain. Cependant, pour que ces simulations produisent des résultats crédibles, il est essentiel de calibrer soigneusement les paramètres comportementaux et les distributions de demande sous-jacentes.

Complémentairement à la simulation, l'optimisation joue un rôle clé pour explorer l'espace des solutions possibles et identifier des configurations de service performantes. Dans le contexte de l'autopartage, l'optimisation peut porter sur la localisation des stations, la dimension des flottes, la gestion de la recharge, les politiques de tarification ou encore les stratégies de repositionnement des véhicules. Étant donné la nature combinatoire et multiobjectifs de ces problèmes, la littérature recourt fréquemment à des métaheuristiques (recherche Tabu, algorithmes génétiques, optimisation par essaim de particules, etc.). [45, 46]

Dans ce contexte, la plateforme de simulation multi-agents MATSim (Multi-Agent Transport Simulation) occupe une place centrale dans la littérature récente sur la modélisation des systèmes de transport. MATSim repose sur une approche basée sur les activités. Dans cette

approche, les individus sont modélisés comme des agents dotés de chaînes d’activités quotidiennes. Dans MATSim, les choix de modes, d’itinéraires et d’horaires évoluent itérativement en fonction de l’expérience des agents et des conditions du système [1]. Ce fonctionnement permet de représenter de manière cohérente les interactions entre les comportements individuels, la congestion du réseau et l’offre de mobilité. En effet, MATSim a été largement utilisé pour analyser les politiques de transport, les services de mobilité partagée et les systèmes multimodaux à grande échelle [18, 19]. Son caractère extensible a conduit au développement de modules dédiés à l’autopartage, permettant de modéliser la disponibilité des véhicules, les contraintes de stationnement et les dynamiques de réservation [28]. Il est important de noter que, dans cette thèse, les comportements décrits correspondent à ceux des agents simulés dans MATSim et ne doivent pas être interprétés comme des comportements réels observés, même lorsque le terme « individus » est utilisé.

Ainsi, MATSim constitue un cadre méthodologique transversal reliant les trois axes de cette revue de littérature. Il sert de support à : (1) l’analyse des comportements des utilisateurs face aux véhicules électriques et aux conditions météorologiques; (2) à l’étude des méthodologies de calibration des modèles multi-agents; et (3) à l’évaluation des stratégies d’extension du réseau de stations d’autopartage. Les sections suivantes analysent ces trois axes, en mettant en évidence les apports et les limites de la littérature existante. De plus, ces sections mettent en exergue le rôle structurant joué par la simulation multi-agents dans ces travaux.

2.2 Autopartage électrique, météo et anxiété d’autonomie

2.2.1 Adoption de l’autopartage et transition vers les véhicules électriques

La littérature sur l’autopartage documente de manière assez cohérente les bénéfices potentiels de ce service en termes de réduction de la motorisation et de baisse des kilomètres parcourus. Des études empiriques montrent que l’inscription à un service d’autopartage conduit souvent à la vente d’un ou plusieurs véhicules au sein des ménages [47]. L’utilisation du service pousse aussi à une réorganisation des chaînes de déplacements avec une utilisation plus importante des transports collectifs, de la marche et du vélo. Ces effets sont toutefois hétérogènes selon les contextes urbains, la qualité de l’offre alternative et les profils sociodémographiques des utilisateurs. [48]

Avec l’arrivée des véhicules électriques, la littérature documente une progression claire, des projets pilotes exploratoires d’autopartage de véhicules électriques aux analyses de compétitivité opérationnelle et d’adoption par les utilisateurs. Les premières études de simulation ont comparé les véhicules électriques aux voitures thermiques selon plusieurs indicateurs

opérationnels, notamment la disponibilité, l'autonomie et le temps d'indisponibilité pour la recharge [49]. Ces études, utilisant une simulation à événements discrets intégrant des routines de recharge réalistes, ont conclu que les véhicules électriques pouvaient être compétitifs en fonction des écarts de prix entre le carburant et l'électricité et des caractéristiques d'autonomie. Une autre étude [39] propose une analyse exhaustive des tendances d'électrification des véhicules dans les flottes d'autopartage et des entreprises de transport avec chauffeur (VTC), identifiant les principaux facteurs et freins à l'adoption. Cette analyse souligne l'importance de la densité de l'infrastructure de recharge, des considérations d'autonomie et de l'expérience utilisateur comme déterminants essentiels d'une adoption plus large dans les opérations de flottes partagées.

Ainsi, la compréhension des préférences des utilisateurs est essentielle pour assurer le succès du déploiement des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage. Des études utilisant des expériences de choix basées sur les préférences des utilisateurs révèlent que les écarts de prix, les conditions météorologiques, les caractéristiques des véhicules et la disponibilité perçue des places de stationnement influencent significativement la décision d'utiliser l'autopartage et la préférence pour les véhicules électriques plutôt que pour les véhicules thermiques [50].

Aux États-Unis, les analyses américaines [51] montrent que les utilisateurs sont sensibles aux compromis entre le prix et les horaires, ce qui influence l'adoption des nouvelles technologies de véhicules dans les flottes d'autopartage. D'autres travaux en Chine [52] apportent des éclairages supplémentaires: des expériences de choix indiquent que la réduction des écarts de prix et l'amélioration de la prévisibilité sur la disponibilité des infrastructures de recharge sont des leviers clés pour favoriser l'adoption des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage [52].

Au-delà des considérations opérationnelles, la recherche s'intéresse aussi aux bénéfices sociétaux plus larges de l'autopartage. Des études examinent l'autopartage comme une option de transport actif [53]. En effet, ce travail conclut que les utilisateurs qui délaissent la voiture individuelle au profit de l'autopartage augmentent souvent leurs déplacements à pied et en transports en commun, ce qui peut avoir des effets bénéfiques sur leur santé. Toutefois, ces bénéfices dépendent du modèle d'autopartage et du contexte urbain.

Cependant, les évaluations environnementales présentent des résultats mitigés. Même si l'utilisation des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage peut réduire leurs émissions, les bénéfices dépendent fortement des pratiques de gestion de cette flotte, par exemple, l'importance avec laquelle l'autopartage se substitue aux déplacements en véhicule individuel plutôt qu'aux transports en commun ou aux modes de transport actifs [54, 55].

Ainsi, plusieurs études montrent que les véhicules électriques sont attractifs pour certaines catégories d'utilisateurs (par exemple, les personnes sensibilisées aux enjeux environnementaux ou curieuses des nouvelles technologies). Cependant, des freins importants à l'utilisation des véhicules électriques subsistent : l'anxiété liée à l'autonomie des véhicules électriques, la méconnaissance de la technologie, l'incertitude quant à la disponibilité de la recharge et les perceptions liées aux performances du véhicule en conditions réelles (vitesse, confort, chauffage, climatisation, etc.). Ces études combinent des enquêtes auprès des utilisateurs, des données de réservation et des mesures techniques (par exemple, l'état de charge de la batterie, la température extérieure, la pluviométrie) pour quantifier l'impact de ces facteurs sur la demande et la performance du service. Ces travaux confirment que l'adoption des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage ne dépend pas uniquement des caractéristiques techniques des véhicules, mais aussi de la façon dont les opérateurs conçoivent l'offre (localisation des stations, garantie minimale d'autonomie, politiques de recharge, communication sur les limitations et les avantages des VE) et de la manière dont les utilisateurs perçoivent et gèrent le risque lié à l'autonomie de ces véhicules.

2.2.2 Effets des conditions météorologiques sur l'autonomie et l'usage des VE

Les conditions météorologiques, et plus particulièrement la température ambiante, influencent considérablement la consommation d'énergie et l'autonomie réelle des véhicules électriques. De nombreuses études empiriques et de modélisation ont quantifié ces effets. En effet, les tests de décharge complète portant sur des véhicules électriques démontrent une réduction de l'autonomie par basses températures ambiantes [56]. Cette réduction présente un comportement non linéaire, caractérisé par un plateau supérieur au-dessus d'environ +20 °C, un plateau inférieur en dessous d'environ -15°C, et une diminution quasi linéaire entre ces deux plages. Une analyse de flottes réelles réalisée [57] a révélé que l'impact des basses températures se traduit par une augmentation des trajets courts. Cet effet limite la perte d'autonomie perçue par le conducteur. L'impact moyen du climat sur l'efficacité est d'environ moins de 10% pour de nombreux trajets. D'une manière générale, les mécanismes physiques à l'origine de la réduction de l'autonomie des VE par temps froid sont : une augmentation de la résistance interne de la batterie à basse température, les besoins énergétiques liés au chauffage de l'habitacle (charges du système de climatisation) et la réduction de l'efficacité du freinage régénératif.

En plus de l'impact des basses températures, les climats chauds affectent également l'efficacité des VE. En effet, le travail [58], portant sur l'analyse des trajets effectués avec des VE au Koweït, démontre une augmentation de la consommation énergétique au-dessus de 23°C

environ, avec des augmentations modélisées d'environ 6% à 30°C et d'environ 22% à 40°C en énergie moyenne par trajet. Ces augmentations sont principalement dues aux charges de climatisation et aux températures extrêmes, à la gestion thermique de la batterie.

Ainsi, les effets cumulés des conditions météorologiques sur la demande de recharge ont des implications importantes pour la planification du réseau. Des études probabilistes et de simulation quantifient l'augmentation des besoins de puissance de pointe cumulés lors des journées froides – par exemple, une augmentation d'environ 630 MW à l'échelle nationale au Royaume-Uni [59].

Les impacts météorologiques ne se limitent pas à l'efficacité physique de la batterie; ils influencent également le comportement des utilisateurs et le fonctionnement du système. L'analyse des données révèle des fluctuations saisonnières des indicateurs d'anxiété liée à l'autonomie de la batterie qui correspondent à la température ambiante et à la consommation liée au chauffage, à la ventilation et à la climatisation [60,61]. Les utilisateurs semblent recharger plus fréquemment et avec un niveau de charge plus élevé par temps extrême, ce qui suggère une anticipation visant à limiter le risque de panne d'autonomie. Pour les opérateurs d'autopartage, ces tendances impliquent: Une variation saisonnière de la disponibilité et de la rotation des véhicules, la nécessité d'une tarification dynamique ou d'incitations pendant les périodes de fortes demandes météorologiques, un déploiement stratégique des infrastructures de recharge tenant compte du climat local et des choix stratégiques concernant la composition de la flotte, en équilibrant le nombre de véhicules électriques et de véhicules thermiques.

2.2.3 Anxiété d'autonomie et comportements des utilisateurs

L'anxiété d'autonomie désigne la crainte de ne pas disposer d'une charge suffisante pour terminer un trajet ou accomplir les déplacements prévus avant la prochaine recharge. Les analyses de préférences et les enquêtes montrent que l'anxiété perçue liée à l'autonomie des VE réduit la préférence des utilisateurs pour les véhicules électriques et influence les choix de leurs utilisations. Des études utilisant des modèles logit révèlent un impact plus marqué de l'anxiété liée à l'autonomie sur les décisions d'acquisition d'un véhicule supplémentaire que sur les décisions de remplacement. Ces résultats suggèrent que les préoccupations liées à l'autonomie sont plus importantes lorsque le véhicule électrique est le seul ou le principal véhicule du ménage [62,63]. Une enquête exhaustive menée dans le travail [27] sur la perception de l'anxiété liée à l'autonomie par les propriétaires actuels et potentiels de véhicules électriques. Les résultats indiquent que les propriétaires actuels de véhicules électriques font état d'une anxiété liée à l'autonomie. Aussi, les expériences répétées avec les véhicules électriques réduisent significativement l'anxiété au fil du temps et les informations sur l'autonomie

réelle peuvent modifier les perceptions.

Des ensembles de données à grande échelle sur la recharge et les déplacements fournissent des preuves objectives de la relation entre l'infrastructure de recharge et l'anxiété liée à l'autonomie. Les travaux [64] ont porté sur l'analyse des données de Pékin. Ces études montrent que des vitesses de recharge plus rapides sont associées à des niveaux de charge plus élevés. Ces résultats favorisent la réduction des indicateurs d'anxiété liée à l'autonomie. Aussi, d'autres études confirment que le temps d'attente et de charge constitue une source d'anxiété indépendante qui influence les décisions de recharge et peut influencer les préoccupations liées à l'autonomie dans les choix des utilisateurs [65]. Cette conclusion a des implications pour la planification des infrastructures en suggérant que des améliorations de la vitesse de recharge peuvent générer des avantages considérables en termes de confiance des utilisateurs et d'utilisation du système d'autopartage. Afin de juger des améliorations possibles, les outils d'aide à la décision pourraient être des composantes importantes pour les opérateurs d'autopartage désirant intégrer des véhicules électriques dans leurs flottes.

Les modèles de simulation pour les systèmes comportant des véhicules électriques partagés intègrent de plus en plus l'anxiété liée à l'autonomie dans les modules de décision et testent la sensibilité à la vitesse de recharge et au prix [66]. Ces modèles montrent que les paramètres d'anxiété affectent sensiblement l'utilisation des véhicules et les capacités requises des stations. Ces résultats confirment l'importance de prendre en compte les facteurs psychologiques en plus des infrastructures physiques.

2.2.4 Synthèse du premier axe

En conclusion, la littérature sur l'introduction des véhicules électriques dans le cadre de l'autopartage révèle un domaine en pleine maturation, passant des études de faisabilité à l'optimisation opérationnelle. Les principaux points soulevés sont :

1. L'impact des conditions météorologiques : la température influence considérablement l'efficacité, l'autonomie et le comportement des utilisateurs avec des conséquences sur la gestion des flottes et la planification des infrastructures.
2. L'anxiété liée à l'autonomie est multidimensionnelle : la distance, le temps et les problèmes d'infrastructure contribuent tous à cette anxiété. Sa réduction nécessite des infrastructures physiques et des stratégies adaptées.
3. La simulation est essentielle : la modélisation des interactions complexes entre le comportement des utilisateurs, la technologie des véhicules, l'infrastructure de recharge et

l'impact sur le réseau électrique requiert des outils de simulation sophistiqués.

4. L'expérience utilisateur favorise l'adoption : la rapidité de recharge, l'accessibilité des stations et la mise à disposition d'informations sont tout aussi importantes que l'autonomie des véhicules pour le succès de l'utilisation des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage.

2.3 Méthodologies de modélisation multi-agents et leur calibration

2.3.1 Les systèmes basés agents et la modélisation basée agents

Utilisé pour simuler et reproduire le comportement des individus dans un environnement donné, l'approche basée agents s'appuie sur le concept d'agent. Dans le domaine informatique, un agent est défini comme une entité percevant l'environnement dans lequel elle évolue à l'aide de capteurs, par exemple. Cette entité interagit avec l'environnement à l'aide de différentes actions. Pendant les interactions avec son environnement, l'agent tend à avoir un comportement idéal. La définition d'un comportement idéal est le second concept de l'approche basée agents. Évaluer le comportement d'un agent dans son environnement passe par une mesure de l'état de l'agent et de l'environnement. Pour chaque caractéristique désirée, la définition d'un modèle basé agents doit préciser les variables à mesurer. Un agent devient un agent rationnel après avoir défini les actions qu'il peut exercer sur l'environnement, altérant ainsi l'état de ce dernier. Comme défini dans le livre [67], un agent rationnel sélectionne une action pour maximiser une mesure de performance en tenant compte de l'environnement perçu et de la base de connaissances de l'agent. Ainsi, les caractéristiques d'un agent rationnel sont l'environnement avec lequel il interagit, les actions que l'agent peut effectuer dans cet environnement, la base de connaissances à laquelle il a accès, la perception de l'environnement et la connaissance accumulée durant les interactions avec l'environnement et les autres agents. Comme présenté dans [67], il existe quatre types d'agents :

- Agents avec des réflexes simples : Ce premier type d'agent agit en fonction de ce qu'il perçoit sans tenir compte des actions passées.
- Agents avec des réflexes reposant sur des modèles : Ce type d'agents prend en considération l'historique de l'environnement en plus de ce qu'il perçoit comme modification de cet environnement.
- Agents basés sur des buts : le fait que les agents soient conscients de leur environnement et de son historique ne suffit plus. L'action des agents dépend du but qu'ils doivent

atteindre. Par exemple, un automobiliste doit se rendre sur son lieu de travail. Au cours de son trajet, il a croisé le chemin d'un accident générant un embouteillage sur la route. L'action qui sera effectuée n'est pas aléatoire, mais elle aura pour but d'arriver sur le lieu de travail compte tenu des spécificités de l'environnement.

- Agents basés sur l'utilité : Avoir des objectifs seuls pour effectuer des actions n'est pas suffisant. Dans l'exemple utilisé précédemment, arriver au lieu de travail en 15 min a plus de valeur qu'arriver en une heure. Pour permettre la comparaison entre ces deux résultats, la notion d'utilité est définie. Ainsi, le concepteur d'un agent devra déterminer une fonction d'utilité pour mesurer la performance d'une action.

Après avoir décrit les quatre types d'agents, la partie importante à ajouter à un agent basé sur l'utilité est le module d'apprentissage. Dans [68], Turing a décrit une manière de construire des machines d'apprentissage. L'ajout de la capacité d'apprentissage permet à l'agent d'effectuer ses actions dans un environnement inconnu tout en interagissant avec ce dernier. Avec les caractéristiques décrites pour un agent, son utilisation est devenue de plus en plus importante pour modéliser des systèmes complexes dans plusieurs domaines. Dans le domaine du transport, les chercheurs ont modélisé les divers systèmes de transport à l'aide de systèmes multi-agents.

2.3.2 Les systèmes de simulation basés agents dans le transport

Dans de nombreux modèles de simulation de transport, l'approche basée sur les agents est utilisée pour simuler le comportement individuel et pour générer des flux de trafic sur la base des décisions individuelles des agents. Selon le modèle, les agents peuvent représenter des conducteurs, des ménages, des véhicules, des capteurs, des feux de circulation, etc. [69]. Les agents sont des « individus » intelligents » qui sont conscients de leur contexte local » [70]. Ils agissent en suivant des règles dépendant de leur environnement local, de leurs agents voisins et potentiellement des expériences passées [70]. En utilisant la modélisation à base d'agents, les interactions des agents peuvent entraîner des phénomènes, créant des propriétés émergentes du système, différentes de celles de l'agent [31].

Les modèles existants basés agents dans la simulation des transports se distinguent de différentes manières : la manière avec laquelle les agents sont simulés ainsi que la manière avec laquelle ils peuvent agir si l'adaptation de leur comportement est possible. Dans certains modèles, l'adaptation des comportements des agents peut conduire à l'équilibre du système par le biais de rétroactions recueillies durant le fonctionnement de la simulation. Le comportement de l'agent dans la simulation des systèmes de transports peut varier en fonction

de la nature des réactions aux conditions changeantes de l'environnement. Les modèles macroscopiques utilisent des équations mathématiques prédéfinies pour simuler les flux de trafic [31]. En revanche, les modèles microscopiques simulent chaque agent individuellement réagissant au comportement des autres agents [71]. Finalement, les modèles mésoscopiques représentent un niveau de détail moyen [69].

Certains modèles peuvent décrire le comportement de manière très détaillée en assurant le suivi des voitures et le changement de voie au niveau individuel. Les simulations au niveau microscopique peuvent être basées sur une approche d'automates cellulaires [69]. D'autres modèles peuvent simuler des scénarios à grande échelle où ils ont une meilleure capacité de calcul. Cette dernière peut, par exemple, être atteinte par une approche mésoscopique utilisant des modèles de files d'attente. Dans cette approche, le conducteur du véhicule se déplace passivement dans le système, de sorte qu'aucune prise de décision active n'est nécessaire pendant la conduite [69]. Une autre distinction peut être faite entre les approches basées sur les déplacements et celles basées sur les activités. Les approches basées sur les déplacements génèrent des déplacements individuels, sans qu'aucune relation spatiale ou temporelle entre les déplacements ou les activités ne soit prise en compte et sans que les individus ne fassent partie d'un ménage [72]. Au contraire, l'approche basée sur les activités est construite sur des statistiques et des données démographiques et peut simuler la demande de trajet individuelle pour chaque agent en utilisant des horaires et des activités quotidiennes sur les sites ciblés. Dans ce type d'approches, des horaires quotidiens avec des décisions individuelles peuvent être établis (comme le choix du mode et de l'itinéraire), ce qui conduit à des plans réalistes et optimisés grâce aux retours d'information. Grâce à une approche de la théorie des jeux, ces rétroactions peuvent être prises en compte pour influencer les décisions individuelles. Ces rétroactions décrivent les interactions entre les agents. Le résultat global peut être un état d'équilibre, où aucun agent ne peut améliorer sa situation en changeant son itinéraire, par exemple, [69]. De plus, il existe différentes manières d'impacter le système, le plan temporel et spatial. La mise à jour peut être effectuée à chaque pas de temps ou uniquement lorsque des événements se produisent [31]. L'horizon temporel est généralement d'une journée, mais peut aussi bien être de quelques heures ou d'une période plus longue. La résolution spatiale fait référence à la taille du réseau et au niveau de détail du modèle. Basé sur les composantes des systèmes basés agents définis plus haut, les attributs essentiels pour les systèmes basés agents dans le domaine du transport peuvent être définis en quatre groupes: propriétés des agents, environnement, propriétés du modèle/simulation et métadonnées. Ces propriétés sont les suivantes :

- **Connaissance:** Chaque agent a une connaissance spécifique. Cette connaissance peut être individuelle, des informations sur ses propres activités, plans, itinéraires, etc. Mais il peut aussi avoir des connaissances globales, par exemple, des informations sur les itinéraires d'autres agents ou la situation globale des routes. Les agents peuvent avoir des connaissances à la fois individuelles et globales.
- **Mémoire:** Il s'agit de la capacité de mémoriser ou d'enregistrer des données. Les agents peuvent avoir des plans quotidiens ou des destinations et itinéraires habituels dont ils se souviennent.
- **Adaptation et apprentissage (équilibre):** Si les agents peuvent se souvenir de leur routine quotidienne, il leur est possible de replanifier la journée et d'adapter les activités et le routage. Les agents peuvent adapter leur comportement à une organisation en évolution et donc ils peuvent faire preuve d'une grande flexibilité [31].
- **Actions:** Les simulations macroscopiques décrivent le trafic de manière agrégée sans distinguer les véhicules, tandis que les simulations microscopiques modélisent chaque véhicule et ses interactions [31]. Les simulations mésoscopiques offrent un compromis en représentant les déplacements en utilisant des modèles de file d'attente sans avoir la possibilité de changer de décision au cours du trajet. [69, 71].
- **Interactions:** Les interactions possibles sont un ensemble d'actions possibles à effectuer dans l'environnement et envers d'autres agents. Les agents peuvent exécuter différentes actions pour réagir aux conditions changeantes de l'environnement. Dans le cas de la modélisation des transports, l'environnement de la simulation du trafic est représenté par un réseau de transport avec ses propriétés, telles que les segments de route, les intersections, les feux de circulation, les panneaux de signalisation, etc. Au sein de ce réseau, les agents ont différentes possibilités de modes de déplacement (voiture, vélo, transports en commun, etc.). [69]

Implémenter ces propriétés dans le domaine du transport donne un moyen de reproduire le comportement des différents modes et de leurs utilisateurs. L'interaction des agents entre eux et avec leur environnement reconstitue les événements rencontrés dans le monde réel, comme les congestions sur certains segments du réseau routier. Cette approche a donné lieu à la plateforme logicielle MATSim (Multi-Agent Transport Simulation) [1] présentée dans la sous-section suivante.

2.3.3 Modélisation et simulation multi-agents dans le domaine du transport

Les modèles multi-agents représentent les systèmes de transport comme des ensembles d’agents autonomes (voyageurs) interagissant entre eux et avec leur environnement, qui est représenté par les diverses infrastructures des modes de transport [1]. Cette approche désagrégée offre plusieurs avantages par rapport aux modèles agrégés traditionnels :

- Hétérogénéité : Les agents peuvent avoir des caractéristiques, des préférences et des contraintes diverses.
- Comportement émergent: Des schémas systémiques émergent des décisions et interactions individuelles.
- Test de politiques : Une représentation détaillée permet l’évaluation d’interventions ciblées.
- Adaptation dynamique : Les agents peuvent apprendre et ajuster leur comportement au fil du temps.

Le travail [31] passe en revue les techniques, les avantages et les problèmes de la modélisation multi-agents pour la simulation du trafic, en soulignant les exigences de calcul et les difficultés de calibration comme principales limitations. Aussi, le travail [18] propose une étude exhaustive des outils de modélisation et de simulation multi-agents, recensant 85 outils et soulignant la diversité des plateformes disponibles pour différents domaines d’application.

Ainsi, afin de résoudre des problématiques complexes liées au comportement humain en transport, des outils informatiques ont été développés [73]. En effet, plusieurs types de solutions ont vu le jour, telles que Transims [74], Sumo [75], Polaris [76] ou encore MATSim [77]. Certaines de ces solutions sont des outils de simulation reposant sur les modélisations basées agents [78] [18]. Ces agents sont définis comme des « entités agissantes » [79]. Les agents sont autonomes et possèdent la capacité d’interagir entre eux dans le cadre d’un certain environnement en agissant adéquatement à la situation rencontrée. D’une manière plus précise et comme présentée précédemment, un agent est constitué d’un ensemble de modules assurant un comportement bien défini.

Cependant, les outils présentés auparavant présentent des limites importantes pour l’étude des systèmes d’autopartage incluant des véhicules électriques. Les modèles macroscopiques et mésoscopiques reposent sur des flux agrégés et ne permettent pas de représenter finement les décisions individuelles des utilisateurs ni la gestion dynamique des véhicules partagés. Les simulateurs microscopiques de trafic sont orientés vers la circulation des véhicules. Ils

sont peu adaptés à la modélisation des choix d’activités et des modes de transport à l’échelle du territoire étudié. Toutefois, MATSim repose sur une approche multi-agents et est basé sur les activités. Avec ces capacités, MATSim permet de modéliser simultanément des comportements individuels, la gestion de flotte d’autopartage ainsi que les diverses contraintes spécifiques à ce mode de transport. Sa capacité démontrée à traiter des scénarios de grande taille et à intégrer une extension dédiée à l’autopartage en fait un cadre méthodologique plus adapté que les autres plateformes pour les travaux visés par cette thèse. Ainsi, dans cette thèse, la plateforme MATSim est utilisée. Elle est décrite et détaillée dans la sous-section suivante.

2.3.4 Présentation de la plateforme MATSim

MATSim (Multi-Agent Transport Simulation) est un simulateur de transport multi-agents open source et désagréé, conçu pour des applications urbaines et régionales à grande échelle [1]. Dans ce travail [1], l’architecture de MATSim est composée des modules clés suivants :

- Plans d’activités: les agents gèrent les séquences d’activités quotidiennes (lieux, horaires, modes de transport).
- Simulation de mobilité : les déplacements physiques sur les réseaux avec la dynamique du trafic.
- Replanification : les agents modifient itérativement leurs plans en fonction de leur expérience et de l’utilité.
- Scoring : le score correspond à une mesure de performance individuelle associée à un plan d’activités. Il est interprété comme une fonction d’utilité représentant la satisfaction de l’agent. Ce score est calculé en combinant des contributions positives liées à la réalisation des activités, comme la durée, le type d’activité ou encore le respect des horaires souhaités, et des contributions négatives associées aux déplacements, comme le temps de trajet, les coûts monétaires et les pénalités de retard ou d’attente. Ainsi, à chaque itération, les agents comparent les scores de leurs plans et tendent à conserver ou générer des plans offrant une utilité plus élevée. Ce mécanisme d’évaluation et de sélection conduit le système progressivement vers un état d’équilibre où les scores ne s’améliorent plus significativement.

La figure 2.1 représente la boucle de fonctionnement de MATSim. La boucle commence par une demande initiale issue des données de la population de l’aire d’étude et des différents

déplacements effectués. Par la suite, chaque agent effectue son plan, c'est-à-dire les divers déplacements habituellement planifiés durant une journée normale. À la fin de la journée (itération), chaque agent évalue son plan et modifie certaines de ses parties, puis il effectue une autre journée (itération) avec le plan modifié. Cette étape de simulation et d'évaluation des plans est itérative. Après un nombre suffisant d'itérations, le système atteint un équilibre. L'état d'équilibre correspond à une situation où, après de nombreuses itérations, les agents n'améliorent plus significativement leurs scores, car leurs choix (itinéraires, horaires, modes) sont cohérents avec les conditions de congestion qu'ils génèrent collectivement.

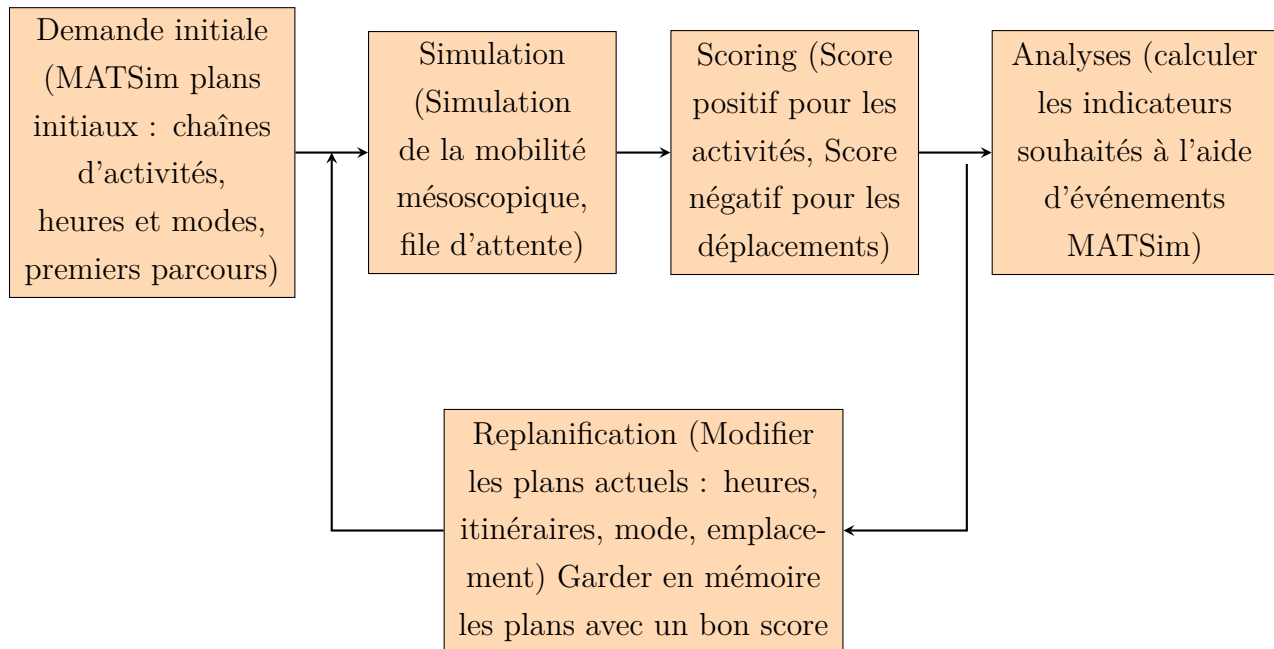


Figure 2.1 La boucle de fonctionnement de MATSim [1]

Cette conception modulaire permet d'étendre MATSim à différents modes et services de transport. Le travail [1] constitue l'ouvrage de référence sur MATSim, documentant ses fondements théoriques, son implémentation et ses applications. Ainsi, plusieurs groupes de recherche ont développé des extensions MATSim pour la simulation de l'autopartage :

- Autopartage avec stations : Modélisation de la prise en charge et du retour des véhicules dans des stations fixes avec des contraintes de capacité [19]
- Autopartage à sens unique : Optimisation des points de prise en charge et de retour avec des stratégies de relocalisation [38]

- Autopartage en libre-service : Flexibilité des points de prise en charge et de retour au sein des zones de service [80]

2.3.5 Méthodes de simulation pour l'autopartage de véhicules électriques

La modélisation des systèmes d'autopartage de véhicules électriques nécessite de représenter la dynamique énergétique des véhicules, les processus de recharge non linéaires, les décisions de recharge des utilisateurs et les interactions avec le réseau. La littérature utilise diverses méthodes, notamment la simulation à événements discrets, les modèles modulaires événementiels, les approches ascendantes de Monte Carlo et les simulateurs intégrés de trajets et de recharge.

- Simulation à événements discrets : Les premières études comparatives ont utilisé la simulation à événements discrets pour modéliser les événements au niveau du véhicule, les routines de recharge réalistes et les règles de fonctionnement [49]. Ces modèles suivent l'état de chaque véhicule (disponible, loué, en charge, en déplacement) et évaluent des indicateurs tels que la disponibilité, le temps d'indisponibilité pour la recharge et la compétitivité sur différents marchés.
- Simulation modulaire événementielle: Des travaux plus récents utilisent des architectures modulaires avec des modules distincts pour le véhicule, la station et le réseau. Par exemple, des simulations de systèmes de recharge partagée pour véhicules électriques à Chengdu ont intégré des modules explicites de gestion de l'autonomie et testé la sensibilité à la vitesse de charge et au prix. Ces travaux ont démontré que les paramètres d'anxiété influencent significativement les besoins en capacité et le taux d'utilisation des bornes [66].
- Simulation ascendante de Monte Carlo: Les approches probabilistes génèrent des trajectoires de trajet et modélisent de manière stochastique les décisions de recharge des utilisateurs en considérant les effets de la température. Des outils comme STEP-TV et PyChargeModel ont été utilisés pour simuler les charges de recharge spatio-temporelles et comparer les pics de demande selon différentes hypothèses de comportement des utilisateurs [81, 82].

Bien que MATSim ait été largement utilisé pour la simulation d'autopartage [1, 83], son application spécifique à l'utilisation des véhicules électriques dans l'autopartage est moins documentée dans la littérature actuelle. L'architecture modulaire de MATSim permet d'ajouter des fonctionnalités spécifiques aux véhicules électriques, notamment : le suivi de l'état de

charge de la batterie, l'infrastructure et la gestion des files d'attente des bornes de recharge et le choix d'itinéraire en fonction de l'autonomie. Cependant, les études de cas complètes illustrant l'application de MATSim à l'utilisation des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage à grande échelle, en tenant compte des conditions météorologiques et de l'anxiété liée à l'autonomie, restent peu nombreuses dans la littérature scientifique.

2.3.6 Méthodologies de la calibration pour les modèles multi-agents

La calibration des modèles de transport multi-agents consiste à ajuster les paramètres pour qu'ils correspondent aux données observées, telles que le trafic, la répartition modale et les temps de trajet. Ce défi est particulièrement important pour MATSim en raison des facteurs suivants : forte dimensionnalité (de nombreux paramètres influencent le comportement (constantes modales, valeurs temporelles, sensibilité aux coûts)); sorties (la variabilité de la simulation exige de multiples exécutions ou des échantillons de grande taille); coût de calcul (chaque évaluation peut nécessiter de quelques minutes à plusieurs heures voire même jours pour des scénarios réalistes et des espaces de réponse complexes : Les fonctions objectifs sont généralement non convexes et présentent de multiples optima locaux). Le travail [84] propose une analyse approfondie de la méthodologie de calibration pour les modèles de simulation multi-agents dans le domaine du transport, en présentant une approche structurée qui a influencé les recherches ultérieures.

L'approche de calibration la plus simple consiste en un ajustement manuel itératif. Pour atteindre la calibration, l'utilisateur modifie les valeurs des paramètres en fonction de ses connaissances du domaine. La simulation est exécutée. Par la suite, les résultats sont comparés aux données observées. Finalement, le processus se répète jusqu'à l'obtention d'une correspondance satisfaisante. Cette approche possède certains avantages, tels que la simplicité de la mise en œuvre, la facilité d'interprétation ainsi que l'utilisation de l'expérience de l'utilisateur. Cependant, des inconvénients subsistent tels que le côté chronophage de l'approche, la subjectivité des modifications des paramètres, la complexité de son utilisation pour un grand nombre de paramètres ainsi que la difficulté à documenter et à reproduire. La calibration manuelle reste courante pour le développement initial du modèle et l'ajustement d'un petit nombre de paramètres, mais elle est de plus en plus souvent complétée ou remplacée par des méthodes automatisées pour les applications en production.

La deuxième approche utilisée pour la calibration est celle basée sur l'entropie. Les méthodes basées sur l'entropie utilisent des principes de la théorie de l'information pour inférer les distributions de paramètres ou les flux origine-destination (OD) qui correspondent le mieux aux données observées, tout en assurant la cohérence avec les informations antérieures. Pour

MATSim, les méthodes d'entropie ont été utilisées pour l'estimation des comptages [85]. L'approche est théoriquement fondée et garantit la cohérence avec les observations. Cependant, la convergence peut nécessiter de nombreuses itérations, en particulier pour les grands réseaux. Le coût de calcul peut être élevé lorsque chaque évaluation de contrainte requiert une simulation complète. La méthode suppose que la maximisation de l'entropie est l'objectif approprié, ce qui peut ne pas toujours correspondre à la réalité comportementale.

La troisième approche est liée à la descente de gradient et aux méthodes apparentées. Ces méthodes utilisent les dérivées de la fonction objectif pour guider la mise à jour des paramètres. Deux types de gradients existent : 1) des gradients analytiques : Rarement disponibles pour les modèles à base d'agents (Agent Based Model (ABM)) complexes en raison des processus stochastiques et des événements discrets. 2) des gradients numériques qui peuvent être estimés par différences finies. Les avantages de ces méthodes offrent une convergence rapide donnant une solution proche de la solution optimale. Cependant, ces méthodes comportent des risques de blocage dans des minima locaux et ils nécessitent un réglage précis du pas d'intégration, mais aussi, ces calculs peuvent être coûteux. Les travaux [86] ont mis en place une approche basée sur un métamodèle qui intègre l'information de gradient pour améliorer la convergence lors de la calibration de microsimulations multimodales à grande échelle.

Une autre méthode de calibration est la Simultaneous Perturbation Stochastic Approximation (SPSA). Cette méthode résout le problème de la dimensionnalité dans l'estimation du gradient en l'approximant par des perturbations simultanées de tous les paramètres. Les avantages de cette méthode sont qu'elle ne nécessite que deux évaluations de fonction par itération, quelle que soit la dimension. L'application de cette méthode à la calibration et plus spécifiquement pour la matrice Origine-Destination dans l'affectation dynamique du trafic [87]. Cette méthode est particulièrement intéressante pour les problèmes de grande dimension où l'estimation du gradient par différences finies n'est pas conseillée.

2.3.7 Modèle de substitution pour la calibration

Une autre approche pour la calibration est l'utilisation des modèles de substitution pour approximer les sorties des modèles de simulation coûteux. Lors de la calibration, les modèles de substitution permettent une réduction du nombre de simulations puisque la calibration se fait en utilisant le modèle de substitution plutôt que l'exécution de la simulation complète à chaque itération. Ainsi, cette méthode permet d'évaluer plusieurs points candidats facilitant l'exploration d'une plus grande partie de l'espace des paramètres. Plusieurs modèles peuvent être utilisés comme modèles de substitution telle que Kriging, fonctions de base radiale (RBF)

de substitution ou encore SPSA assisté par métamodèle (MSPSA). Les travaux dans [32] ont montré une application de l'optimisation par essais stochastiques (SBO) basé sur le Kriging à la calibration d'un modèle dynamique avec des données réelles. Ces travaux ont démontré une amélioration de la correspondance des écarts avec un nombre réduit d'évaluations du simulateur. D'autres travaux [33] ont utilisé le Kriging pour optimiser la conception d'un service d'autopartage, réduisant ainsi l'écart de calibration de 29,68% à 21,90% après 400 évaluations initiales et 100 évaluations des nouveaux points. Des travaux [88] sur la calibration de l'origine Destination (OD) pour les réseaux complexes montrent une amélioration d'au moins 50% par rapport à la SPSA de base et à la SPSA pondérée. Ces études démontrent l'intérêt de l'utilisation d'un métamodèle dans le cas des calibrations de grande dimension.

Concernant les modèles de substitution basés sur des méthodes d'apprentissage automatique supervisées, ces modèles peuvent approximer efficacement le comportement complexe des modèles à base d'agents (ABM) et permettre l'exploration à grande échelle de l'espace des paramètres, en servant de filtres pour guider les évaluations coûteuses des simulateurs [89]. Ces méthodes offrent une gestion améliorée des très grandes dimensions et des non-linéarités complexes, l'évaluation rapide des résultats des simulations après entraînement ainsi qu'une grande flexibilité architecturale. Cependant, des inconvénients existent comme le risque de surapprentissage et la difficulté d'interprétation des résultats comparativement aux modèles paramétriques. Ainsi, le travail [86] propose d'intégrer des relations de trafic analytiques simplifiées dans les modèles de substitution afin d'en améliorer la précision. Par exemple, un métamodèle pour les flux de liens pourrait inclure des termes représentant les informations fondamentales du réseau (flux-densité-vitesse), le choix d'itinéraire basé sur des calculs simplifiés du plus court chemin ou encore les conditions d'équilibre offre-demande. Les avantages de cette approche ont consisté en l'amélioration de l'exploration de l'espace des paramètres et la réduction de la taille de l'information requise pour la calibration grâce à l'intégration des connaissances du domaine.

2.3.8 Calibration de l'autopartage dans MATSim

La calibration de l'autopartage ajoute de la complexité par rapport à la calibration modale standard. Cette complexité vient du couplage offre-demande. Contrairement aux transports en commun ou aux voitures particulières, la disponibilité de l'autopartage dépend de la localisation des véhicules en temps réel et des réservations. Cette offre endogène crée des rétroactions que les méthodes de calibration origine-destination (OD) ou de flux standard peuvent ne pas saisir correctement [38, 90]. Pour l'autopartage, les stratégies de relocalisation, les règles de réservation et les politiques tarifaires influencent la sensibilité de l'utilisation et les

choix du mode de transport. Ces éléments doivent être paramétrés et calibrés conjointement avec les préférences de la demande [80, 91]. Une autre spécificité du système d'autopartage est la rareté des données. En effet, les observations relatives à l'autopartage (locations, prises en charge, retours, réservations) sont souvent limitées ou confidentielles. La calibration peut s'appuyer sur : des enquêtes de mobilité auprès de petits échantillons d'autopartage, des comptages par boucle magnétique ou reconnaissance de plaques d'immatriculation ne faisant pas la distinction entre l'autopartage et d'autres situations similaires, les journaux d'exploitation (si disponibles grâce à des partenariats) ainsi que les enquêtes de préférences déclarées pour compléter les données de préférences révélées. Aussi, l'ajout de l'autopartage augmente considérablement l'espace des états de la simulation (inventaire des véhicules, états de réservation, capacités des stations), ce qui accroît le coût par exécution et renforce la pertinence d'une calibration par approximation.

Des études de cas portant sur la calibration sont présentes dans la littérature. Une première étude porte sur l'autopartage en libre-service à Zurich: Le travail [80] modélise des opérateurs d'autopartage en libre-service concurrents à Zurich à l'aide de MATSim. La calibration, axée sur les paramètres de choix du mode de transport, a montré que: un prix fixe optimal par minute se situait autour de 0,41 CHF/min sous les hypothèses testées; les changements de localisation pouvaient s'avérer non rentables pour l'opérateur concerné, tandis qu'ils profitaient à ses concurrents et, finalement, les effets de la concurrence modifiaient sensiblement les stratégies de tarification optimales. Une autre étude est celle portant sur le réseau multimodal de Hong Kong: le travail [86] a montré l'utilisation d'une calibration hybride basée sur un métamodèle pour une simulation microscopique multimodale de grande envergure incluant l'autopartage. Cette approche a permis d'obtenir une meilleure convergence et une meilleure qualité de solution que les méthodes standard, en calibrant avec succès un réseau présentant des interactions modales complexes.

Au-delà de la calibration, MATSim a été utilisé pour évaluer les stratégies opérationnelles de l'autopartage. Des stratégies d'utilisation ont été simulées dans le travail [92] ou des gains d'utilisation allant à plus de 50% ont été atteints. Aussi, une estimation de la demande [19] a été effectuée en développant des approches de microsimulation basées sur les activités pour l'estimation de la demande d'autopartage. Ce travail a fourni des méthodes fondamentales pour l'intégration de l'autopartage dans la chaîne d'activités de MATSim.

2.3.9 Synthèse du deuxième axe

La littérature sur la calibration de MATSim révèle une transition des méthodes manuelles et automatisées simples vers des approches sophistiquées basées sur des modèles de substitution.

Les principaux constats montrent une amélioration de la convergence et de l’extrapolation avec l’intégration des relations analytiques du trafic dans les métamodèles ainsi que la nécessité de mettre en place des méthodes spécialisées au-delà de la calibration standard pour faire face à la rareté des données de l’autopartage. Ainsi, des lacunes méthodologiques persistent, comme la gestion du bruit stochastique et le passage à un système de plus grande dimension.

2.4 Extension des réseaux d’autopartage et optimisation des stations

2.4.1 Problématique de la localisation des stations

La planification stratégique des réseaux d’autopartage aborde des questions fondamentales [19, 93] :

- Où implanter les stations?
- Combien de véhicules déployer?
- Quelle capacité (places de stationnement) est nécessaire à chaque station?
- Comment redistribuer les véhicules pour équilibrer l’offre et la demande?

La réponse à ces questions implique des compromis entre les objectifs de l’opérateur (rentabilité, taux d’utilisation, coûts d’exploitation), les objectifs de l’utilisateur (accessibilité, disponibilité, qualité du service) et les objectifs sociétaux (impact environnemental, équité, intégration aux transports en commun).

La littérature utilise diverses formulations de programmation mathématique. Parmi ces approches mathématiques, on trouve la programmation linéaire en nombres entiers mixtes. Les applications de cette approche incluent l’implantation de stations avec des trajets réalisables dépendant du temps et les relocalisations [94]. Aussi, l’approche basée sur la programmation non linéaire en nombres entiers mixtes (MINLP) intègre des réponses à la demande non linéaires (par exemple, des modèles de choix logit) ou des fonctions de coût non linéaires. Ses applications incluent la localisation de stations avec demande endogène et sensibilité aux prix [34]. Une autre approche consiste en l’optimisation à deux niveaux. Le niveau supérieur représente les décisions de l’opérateur, tandis que le niveau inférieur représente l’équilibre de l’utilisateur. Ces travaux [35, 95] capturent l’interaction stratégique entre la planification de l’opérateur et la réaction comportementale des utilisateurs.

Pour ce qui est de la complexité de calcul, les travaux [96] analysent la complexité algorithmique des problèmes de localisation des stations pour la mobilité partagée. Les principaux

résultats montrent que les problèmes de sélection des stations et de sélection des segments de rue sont NP-difficile, même des versions simplifiées sont insolubles pour les grandes instances. Les différentes formulations MILP présentent des propriétés algorithmiques variables. Ces résultats de complexité justifient l'utilisation d'heuristiques et de métaheuristiques pour les grands réseaux urbains.

2.4.2 Algorithmes d'optimisation pour l'extension des réseaux d'autopartage

Divers algorithmes ont vu le jour pour faire face à cette problématique d'optimisation. Les solveurs MILP standard (CPLEX, Gurobi, SCIP) utilisent la méthode de séparation et d'évaluation progressive pour résoudre les problèmes de localisation des installations. Les performances dépendent de la taille du problème et de la précision de la formulation. Les limites de ces solveurs sont le nombre de points candidats à être les prochains emplacements. En effet, les méthodes exactes traitent généralement jusqu'à 100 à 500 emplacements candidats et 1 000 à 5 000 points dans un délai raisonnable (de quelques minutes à quelques heures). Les instances plus importantes nécessitent une décomposition ou des heuristiques [94]. Dans ce travail, la décomposition de Benders a été appliquée à l'implantation de stations d'autopartage à sens unique à Pékin. Séparant l'implantation des stations des décisions opérationnelles, cette méthodologie a permis de résoudre des problèmes plus complexes.

Les algorithmes génétiques représentent une recherche basée sur une population utilisant la sélection, le croisement et la mutation. Les algorithmes génétiques ont été appliqués à la sélection de places de stationnement pour l'autopartage et à la localisation multicritères de stations [35]. Leurs avantages comprennent la flexibilité pour les objectifs et les contraintes complexes. Cependant, leurs inconvénients sont liés au grand nombre d'hyperparamètres à optimiser et à l'absence de garantie de l'optimalité des résultats. Les méthodes de gradient, quant à elles, peuvent s'avérer efficaces. Cette approche a été utilisée pour la localisation de gares à Suzhou avec des relocalisations et une demande logit démontrant son adaptabilité aux problèmes à l'échelle d'une ville [34].

Concernant la recherche Tabu, malgré l'importance de cette méthode en optimisation combinatoire, la littérature consultée ne fournit pas suffisamment de preuves de son application à la localisation des stations d'autopartage. Ceci représente une piste de recherche intéressante, car la recherche Tabu a démontré son efficacité pour des problèmes de localisation d'installations similaires dans d'autres domaines.

2.4.3 Analyse spatiale et indicateurs d'accessibilité

L'accessibilité quantifie la facilité d'accès aux destinations ou aux services. Pour l'autopartage, les dimensions pertinentes sont les suivantes :

- Accessibilité piétonne : Pourcentage de la population vivant à une distance de marche (par exemple, 500 m) d'une station [97].
- Intégration des transports en commun : Connectivité entre les stations d'autopartage et les arrêts de transport en commun [95, 98].
- Couverture du service : Étendue spatiale de la zone de service, mesurée par le pourcentage de la superficie de la ville incluse dans la zone de service, de la population ayant accès au service ou des origines-destinations accessibles pour l'utilisateur [99].
- Considérations d'équité: Répartition spatiale des gains d'accessibilité selon les groupes socio-économiques ou les quartiers. Des études examinent si l'autopartage améliore ou aggrave les inégalités de l'accessibilité [48].

Les systèmes d'information géographique (SIG) permettent une analyse de pertinence multi-critères pour l'implantation de stations. Ce travail [100] illustre cette approche pour l'option de l'autopartage en sens unique avec stations. À Palerme, l'intégration de l'analyse SIG et de l'optimisation a permis de concevoir un réseau d'autopartage. L'analyse de cette méthodologie a révélé que le service existant était sous-dimensionné, recommandant environ 45% de stations en moins, mais avec une répartition spatiale différente.

Pour les méthodes de clustering, ces algorithmes identifient les schémas spatiaux de la demande qui orientent l'implantation des stations. Le travail [37] a appliqué une méthode de clustering aux trajectoires GPS des taxis pour le déploiement de stations d'autopartage à Pékin. En plus du clustering, la division de la ville en grille et l'agrégation de la demande par cellule, puis le regroupement des cellules est une méthode qui permet de traiter des données massives de trafic urbain. Dans ce travail [101], le filtrage et le clustering ont été utilisés pour implanter les sites d'autopartage, démontrant ainsi l'efficacité du calcul pour les grands ensembles de données.

Au-delà du clustering, les modèles statistiques et d'apprentissage automatique prédisent la demande avec une résolution spatiale fine. Dans le travail [102], une régression logistique sur grille avec LASSO a été appliquée pour estimer la demande potentielle de transport à Chengdu. Par la suite, les cellules de la grille ont été classées afin de recommander l'emplacement des stations.

2.4.4 Synthèse du troisième axe

La littérature sur l’extension des réseaux d’autopartage révèle des méthodes sophistiquées, mais aussi d’importantes lacunes. En effet, plusieurs formulations mathématiques ont été utilisées : La programmation linéaire en nombres entiers mixtes (MILP), la programmation non linéaire en nombres entiers mixtes (MINLP), la programmation à deux niveaux et la programmation stochastique ont toutes leur utilité selon les caractéristiques du problème. Cependant, des défis informatiques subsistent. Le choix de la localisation des stations est un problème NP-difficile. Pour faire face à ce problème, la décomposition et les métaheuristiques sont essentielles pour les instances de grande taille. De plus, les SIG, les indicateurs d’accessibilité et le clustering permettent d’orienter la sélection des emplacements potentiels et l’estimation de la demande. Enfin, les outils d’aide à la décision font le lien entre les méthodes de recherche et les besoins des praticiens.

Les lacunes de recherche qui en émergent sont en lien avec l’utilisation de la recherche Tabu et son manque d’utilisation malgré des succès dans des domaines connexes. De plus, l’intégration explicite de la simulation MATSim à l’optimisation de l’emplacement des stations est peu documentée. Les méthodes présentées dans la revue de littérature se concentrent sur la conception statique du réseau. Ainsi, les approches d’extension dynamique et de planification adaptative sont peu explorées.

2.5 Synergies entre les axes de recherche

Les trois axes abordés, à savoir l’introduction des véhicules électriques dans une flotte d’autopartage, la calibration de ce mode dans MATSim et l’extension du réseau d’autopartage, sont étroitement liés. En effet, l’impact des conditions météorologiques et l’anxiété liée à l’autonomie influencent directement la conception du réseau d’autopartage. L’impact négatif des basses températures sur l’autonomie des batteries augmente la fréquence de recharge, ce qui nécessite une infrastructure de recharge adéquate. L’anxiété liée à l’autonomie peut nécessiter des flottes plus importantes pour garantir la disponibilité des véhicules, ce qui affecte la viabilité économique. Ainsi, l’extension du réseau doit tenir compte de ces contraintes : l’autonomie des batteries liée à la température, le temps de recharge des batteries et l’impact de l’anxiété liée à l’autonomie sur le comportement des utilisateurs. Aussi, la calibration de l’autopartage dans MATSim est essentielle pour une planification fiable de l’extension du réseau d’autopartage. Les modèles multi-agents calibrés fournissent des estimations réalistes de la demande pour l’optimisation. Les paramètres de choix modal calibrés déterminent la réaction des utilisateurs aux nouvelles stations. Ainsi, la simulation valide les résultats

d’optimisation en modélisant un comportement réaliste des utilisateurs. Il est important de mentionner que dans cette thèse, l’analyse se concentre exclusivement sur l’autopartage basé station. Plus précisément, seuls les services de type aller-retour et aller simple avec stations sont considérés. Dans ces services, les véhicules sont loués et retournés à des emplacements dédiés. Les opérateurs d’autopartage offrent également des voitures en libre service. Toutefois, ce service n’est pas inclus dans l’analyse. Ce choix s’explique par la volonté de modéliser un système avec des contraintes spatiales explicites liées aux stations. Ces contraintes permettent de mieux étudier les problématiques de localisation et de dimensionnement de la flotte ainsi que son accessibilité. Finalement, ces trois axes se combinent parfaitement afin de concevoir un réseau étendu d’autopartage incluant des véhicules électriques dans la flotte de ce système. Ce système étendu prend en compte les conditions météorologiques, l’autonomie limitée des batteries des véhicules électriques, l’infrastructure de recharge et le comportement réaliste des utilisateurs. Dans les divers travaux de la revue de littérature, les approches utilisées ont consisté en : la collecte de données, la modélisation, la calibration, l’optimisation, l’amélioration itérative et l’analyse de scénarios. Les défis qui en découlent sont le besoin de données, le coût de calcul et la complexité des modèles.

2.6 Lacunes de la revue de littérature

La revue de littérature montre que, pour l’intégration des véhicules électriques dans une flotte d’autopartage, la plupart des études portent sur les préférences à court terme ou déclarées. Les analyses de l’adaptation des utilisateurs sur plusieurs mois ou années sont rares. La sensibilité des utilisateurs à l’autonomie des véhicules électriques impactée par les conditions météorologiques est peu étudiée. Les décisions de recharge des utilisateurs (lieu, moment, quantité) restent à développer et l’impact de l’utilisation des recharges est souvent considéré comme externe. Les modèles intégrant les opérations d’autopartage et la gestion du réseau de recharge émergent, mais ne sont pas encore aboutis et les études de cas utilisant MATSim incluant ces contraintes sont limitées.

Dans la littérature liée à la calibration des systèmes multi-agents et de MATSim, les méthodes de calibration multidimensionnelle pour plusieurs paramètres sont peu explorées. Les méthodes basées sur l’entropie et le gradient sont moins interprétables. Les méthodes adaptatives mettant à jour les paramètres avec de nouvelles données ne sont pas présentes dans la littérature. Il existe une absence de consensus sur les erreurs de calibration acceptables et les indicateurs de validation pour les modèles d’autopartage ainsi qu’une incertitude sur l’application des résultats d’une ville à l’autre. Enfin, des contraintes existent sur l’équilibre entre le coût de chaque itération et la précision de la calibration.

Concernant l’extension du système d’autopartage, l’utilisation de MATSim combinée avec des méthodes d’optimisation n’est pas présente dans la littérature. L’application de la recherche Tabu à la localisation des stations n’est pas documentée. La plupart des méthodes privilégient une conception statique, alors que la planification adaptative à l’évolution de la demande est peu explorée.

Ainsi, la revue de littérature met en évidence plusieurs lacunes de recherche. Cette thèse porte sur trois axes : l’intégration de la température et de l’anxiété liée à l’autonomie dans les modèles d’autopartage avec véhicules électriques, le développement d’une méthodologie de calibration en se basant sur des modèles de substitution et le développement d’une approche d’extension du réseau d’autopartage basée sur MATSim et des techniques d’optimisation. L’objectif est de relier les données, la simulation multi-agents et l’optimisation dans une plateforme intégrée.

2.7 Conclusion

Cette revue de littérature exhaustive a synthétisé les recherches menées autour de trois thèmes interdépendants, essentiels à l’avenir de la mobilité urbaine durable : l’adoption des véhicules électriques dans les systèmes d’autopartage, la calibration des modèles de transport multi-agents, l’autopartage dans MATSim en particulier, et l’extension stratégique des réseaux d’autopartage par l’optimisation.

Les véhicules électriques passent progressivement du statut de projets pilotes à celui d’options compétitives au sein des flottes d’autopartage. Les conditions météorologiques, notamment la température, ont un impact significatif sur l’efficacité du système, l’autonomie des véhicules électriques et le comportement des utilisateurs. Le froid réduit l’autonomie et augmente la demande de recharge et l’anxiété liée à l’autonomie demeure un obstacle, mais peut être atténuée par des actions d’information et un déploiement stratégique des infrastructures de recharge. Les méthodes de simulation permettent de modéliser les interactions entre le comportement des utilisateurs, la technologie de batterie des véhicules et les infrastructures de recharge. Les avantages environnementaux dépendent de la gestion de la recharge et des tendances de substitution modale. Les modèles multi-agents comme MATSim permettent une simulation détaillée de l’autopartage, mais nécessitent une calibration précise, avec des approches par modèles de substitution pour réduire le nombre de simulations et améliorer la convergence.

La planification stratégique des réseaux d’autopartage fait appel à diverses formulations mathématiques et le problème de localisation des stations nécessite des métaheuristiques.

Les méthodes d'analyse spatiale, les indicateurs d'accessibilité et le clustering éclairent la sélection des localisations candidates et l'estimation de la demande. Les systèmes d'aide à la décision font le lien entre les méthodes de recherche et les besoins des praticiens. Les impacts météorologiques et l'anxiété liée à l'autonomie influencent les décisions de conception du réseau, tandis qu'une calibration précise est essentielle pour une planification fiable de l'extension du réseau. L'intégration complète des véhicules électriques avec une simulation calibrée et la prise en compte des conditions météorologiques, de l'anxiété liée à l'autonomie et des infrastructures de recharge se heurtent à des défis liés au coût de calcul, à la complexité des modèles et aux besoins en données. La transition vers une mobilité urbaine durable exige des progrès coordonnés et la poursuite des recherches intégrant ces thématiques est essentielle pour le développement de systèmes de mobilité urbaine durables, accessibles et efficaces.

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE

3.1 Cadre méthodologique général de la thèse

Les travaux présentés dans cette thèse relèvent d'une recherche non seulement appliquée, mais aussi méthodologique. Ils visent à fournir des outils opérationnels pour analyser et concevoir des systèmes d'autopartage. Ces travaux contribuent à la formalisation de méthodes reproductibles de modélisation, de calibration et d'optimisation. La démarche est basée sur l'évaluation de scénarios par simulations MATSim et sur l'exploitation structurée d'alternatives de conception, comme l'introduction des véhicules électriques au sein d'une flotte d'autopartage, la calibration des paramètres du module d'autopartage MATSim ou encore l'extension spatiale d'un réseau d'autopartage. Comme expliqué dans la revue de littérature, MATSim est la plateforme la plus pertinente lorsque le besoin est d'utiliser des simulations multi-agents à grande échelle, incluant la modélisation des comportements individuels, la gestion de flotte d'autopartage ainsi que les diverses contraintes spécifiques à l'autopartage. Avec sa capacité à traiter des scénarios de grande taille et à intégrer l'utilisation de l'autopartage, MATSim représente la plateforme de simulation la plus adaptée pour les travaux conduits dans cette thèse.

Dans l'ensemble des contributions, l'essence de l'approche est de quantifier l'effet des décisions (paramétriques ou spatiales) sur des indicateurs d'adoption et d'utilisation du service d'autopartage à partir des simulations MATSim exécutées jusqu'à un état d'équilibre. Les scénarios de simulation constituent un élément central du cadre méthodologique de la thèse, car ils permettent d'explorer de manière systématique l'impact de différentes hypothèses et décisions sur le fonctionnement des systèmes d'autopartage. Pour chacun des travaux, un scénario de référence est défini, servant de point de comparaison commun pour l'ensemble des analyses. Le scénario de référence correspond à la configuration initiale du système d'autopartage, telle qu'observée et reconstruite à partir des données disponibles. Il inclut la localisation existante des stations, la composition de la flotte, ainsi que les paramètres comportementaux de base utilisés dans la simulation. La construction du scénario de base de simulation de l'autopartage dans MATSim s'effectue comme suit :

3.1.1 Données d'entrée de MATSim

Comme la plupart des modèles multi-agents (ABM), MATSim repose sur une population synthétique représentant la zone étudiée. Cette population reproduit les principales carac-

téristiques observées de la population réelle :

- les caractéristiques sociodémographiques, telles que l'âge, le sexe ou la taille du ménage;
- les habitudes de déplacement, comme le nombre de trajets quotidiens ou la motorisation;
- les habitudes d'activités, notamment la localisation des activités principales et secondaires ainsi que leur durée.

La génération de la population synthétique s'appuie sur quatre sources de données : une enquête origine-destination (année 2013) [103], les données de recensement (année 2016) [104], les données sur la possession automobile (année 2016) [105] et les données de logement (année 2014) [106]. Les données de recensement sont utilisées pour calculer des facteurs d'expansion appliqués aux individus de l'enquête origine-destination. Pour ce faire, la méthode Hierarchical Iterative Proportional Updating (HIPU) [107,108] est appliquée au niveau des secteurs de recensement et des aires de diffusion. Les données de logement sont utilisées pour localiser les activités quotidiennes des agents synthétiques, telles que le travail, l'éducation ou les achats. Pour réaliser leurs activités quotidiennes, les agents doivent se déplacer en utilisant un mode de transport. Tous les modes de transport conventionnels sont considérés : voiture privée, transport collectif, vélo et marche, en plus de l'autopartage. Il est important de mentionner que cette thèse se concentre sur l'île de Montréal bien que certaines données utilisées pour la construction du scénario (notamment les données de mobilité et démographiques) soient issues de la région métropolitaine de Montréal (RMR). Ce choix s'explique par la forte concentration des services d'autopartage sur l'île, ainsi que par la disponibilité et la qualité des données à cette échelle permettant une modélisation plus précise des phénomènes étudiés. Ainsi, les analyses, les simulations et les résultats présentés portent exclusivement sur le territoire de l'île de Montréal.

3.1.2 Données d'entrée de l'autopartage

La simulation de l'autopartage nécessite des informations sur l'offre et la demande du système. L'offre d'autopartage inclut la localisation et le nombre de stations d'autopartage, ainsi que le nombre et le type de véhicules disponibles. La demande de l'autopartage dépend de l'abonnement au service.

3.1.2.1 Abonnement au service de l'autopartage

L'accessibilité aux stations d'autopartage joue un rôle clé dans la détention d'un abonnement au service [47]. Dans le scénario de base construit pour cette thèse, tous les agents résidant à proximité d'une station d'autopartage, définie comme une distance inférieure à 500 mètres et titulaires d'un permis de conduire valide, se voient attribuer un abonnement à l'autopartage. Les membres du système d'autopartage sont supposés ne pas avoir accès à une voiture privée. Tout agent disposant d'un permis de conduire valide peut demander un abonnement à l'autopartage. Le coût marginal d'un trajet en autopartage est fixé à 0,30\$/minute. Cette valeur est cohérente avec les ordres de grandeur utilisés dans la littérature scientifique sur la modélisation de l'autopartage. Par exemple, [80] considère des structures tarifaires basées sur le temps d'utilisation avec des coûts marginaux reflétant les pratiques observées chez les opérateurs réels. Ainsi, la valeur de 0,30\$/minute constitue une approximation réaliste du coût marginal perçu par les utilisateurs. Cette hypothèse vise à représenter un ordre de grandeur crédible plutôt qu'une tarification spécifique. Comme pour la possession d'une voiture privée ou d'un abonnement au transport collectif, les frais d'abonnement à l'autopartage sont considérés comme des coûts irrécupérables et ne sont donc pas inclus dans l'utilité quotidienne ni dans les décisions de choix modal des membres.

3.1.2.2 Offre d'autopartage

La localisation des stations d'autopartage est déterminée à partir de la densité des déplacements en voiture sur l'île de Montréal (Figure 3.1). Dans ce travail, le territoire est découpé en cellules spatiales constituant des unités d'agrégation utilisées pour mesurer la production de déplacements automobiles. Les stations d'autopartage en aller simple et en aller-retour ne correspondent pas aux cellules elles-mêmes, mais elles sont localisées à l'intérieur des cellules sélectionnées. Plus précisément, une station est implantée dans toutes les cellules produisant plus de 60 déplacements automobiles par jour. Le nombre de véhicules affectés à chaque station est proportionnel au nombre de déplacements produits par la cellule correspondante. Par exemple, une cellule produisant 60 déplacements automobiles par jour se voit attribuer une station d'autopartage comprenant deux véhicules en aller simple et deux véhicules en aller-retour. L'attribution d'un véhicule pour environ 15 déplacements automobiles quotidiens reflète le fait qu'un même véhicule d'autopartage peut être utilisé par plusieurs usagers au cours d'une journée. Cette hypothèse est cohérente avec la littérature sur l'autopartage qui met en évidence une forte capacité de mutualisation de l'usage des véhicules. Par exemple, [109] montrent qu'un véhicule d'autopartage peut remplacer entre 9 et 13 véhicules privés, ce qui traduit une intensification de son utilisation. Aussi, l'hypothèse selon laquelle

les agents peuvent utiliser l'autopartage pour différents types d'activités, y compris des activités primaires et secondaires, doit être interprétée comme une possibilité comportementale offerte par le modèle et non comme un usage dominant observé empiriquement. En effet, plusieurs études montrent que les utilisateurs de l'autopartage sont majoritairement des individus ayant des besoins de mobilité occasionnels ou complémentaires aux autres modes de transport, tels que des déplacements pour des achats, des loisirs ou des activités spécifiques [109]. Ces utilisateurs tendent à dépendre principalement des transports actifs ou en commun pour leurs déplacements quotidiens, notamment pour les trajets domicile-travail. Dans le cas de Communauto, les utilisateurs sont généralement des ménages urbains sans voiture privée ou ayant un accès limité à un véhicule. Ces utilisateurs utilisent l'autopartage comme une solution flexible pour des besoins ponctuels plutôt que pour des déplacements systématiques. Ainsi, dans le modèle proposé, l'autopartage est accessible pour tous les types d'activités afin de permettre une flexibilité comportementale. Cependant l'utilisation effective du système résulte des décisions des agents durant la simulation influencées par les coûts, les contraintes et les préférences. Cette approche permet de ne pas contraindre a priori les choix des agents tout en reproduisant des comportements réalistes à l'échelle agrégée.

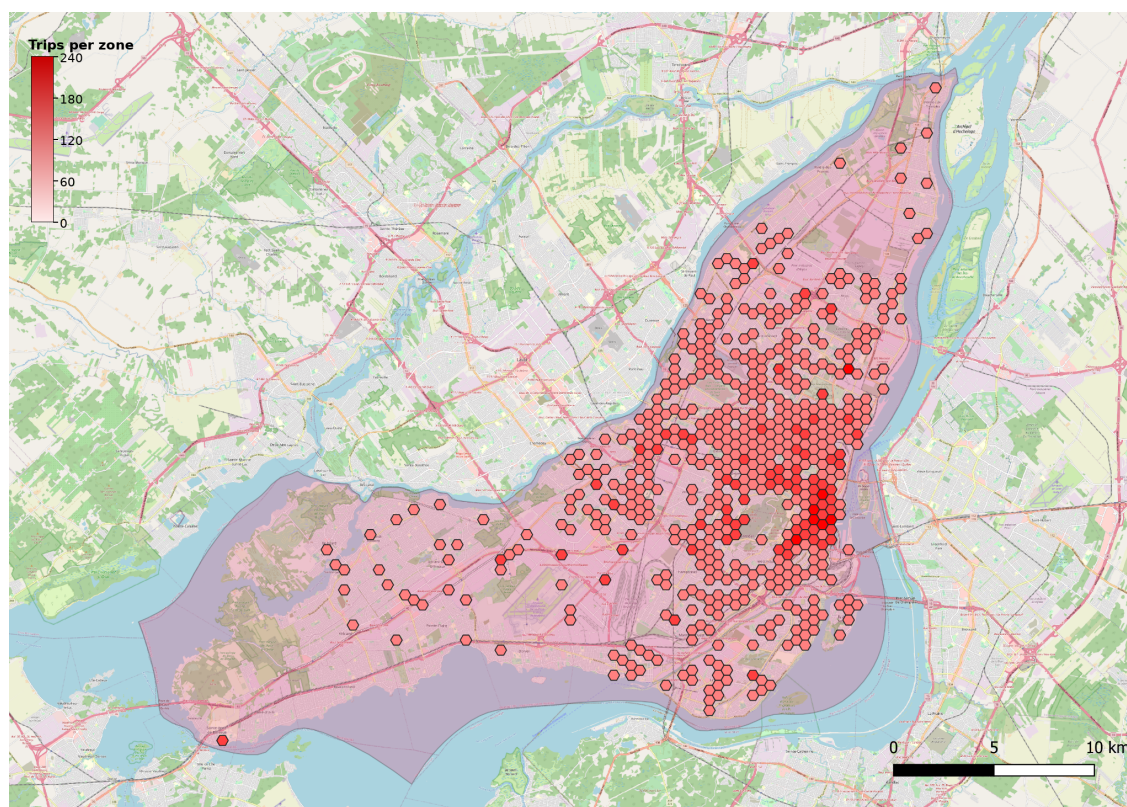


Figure 3.1 Localisation des stations d'autopartage sur l'île de Montréal

Zone d'étude Par sa population, la région métropolitaine de recensement (RMR) de Montréal, ci-après désignée comme Montréal, est la deuxième plus grande RMR du Canada et la première de la province de Québec. Elle compte environ 4 millions d'habitants, dont la moitié résident sur l'île de Montréal. (figure 3.2).

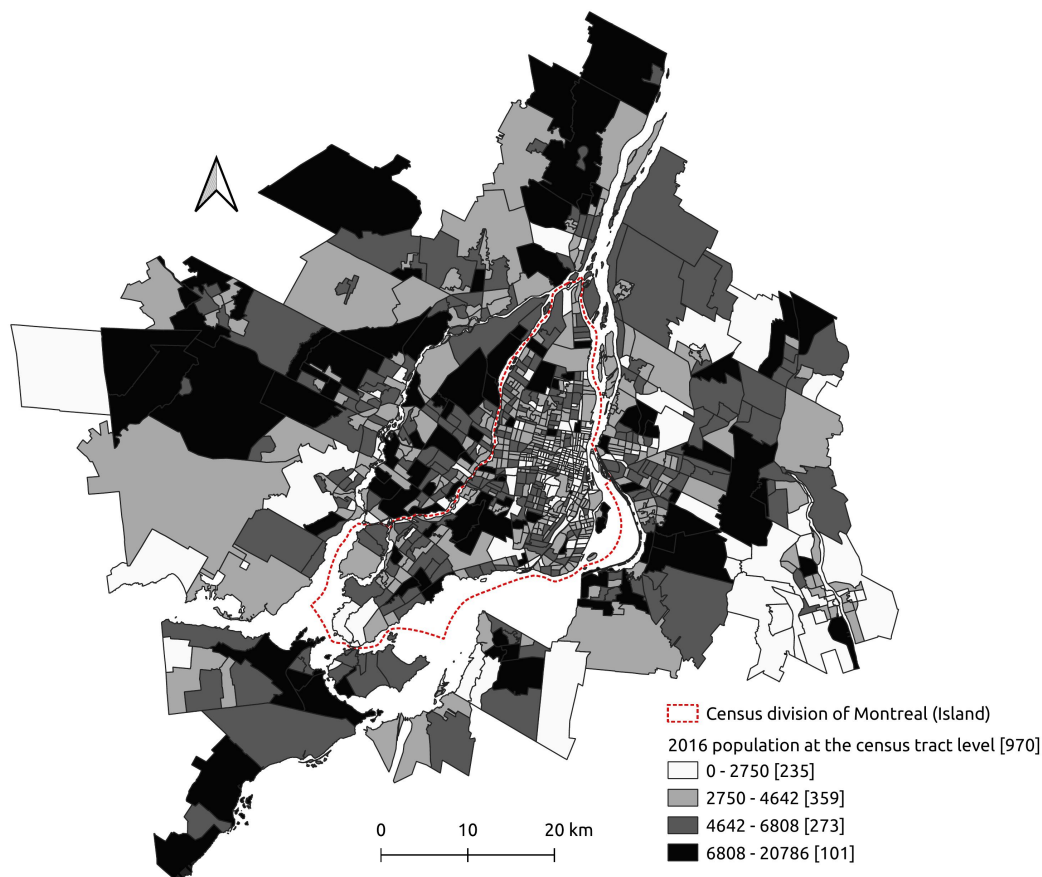


Figure 3.2 Zone d'étude de la RMR de Montréal et la densité de sa population en 2016

L'utilisation de MATSim est indispensable dès que l'intérêt est porté sur des mécanismes tels que la réservation, la disponibilité des véhicules par station, ou la concurrence entre modes. Dans le cadre de la première contribution, les scénarios sont construits afin d'analyser l'intégration des véhicules électriques au sein de la flotte d'autopartage. Ces scénarios comparent des configurations avec et sans véhicules électriques, ainsi que différentes conditions de température, afin d'évaluer leur effet sur l'utilisation du service. Cependant, l'exécution répétée de simulations jusqu'à l'équilibre est coûteuse. Pour rendre le processus de calibration plus faisable, la deuxième contribution introduit un modèle de substitution (surrogate model) basé sur XGBoost [110], entraîné à partir d'un ensemble de simulations. L'objectif de ce type de modèle dans ce travail est d'approximer la relation entre les paramètres comportement-

taux et la part modale simulée de l'autopartage. Pour la deuxième contribution, les scénarios correspondent aux différentes configurations paramétriques évaluées lors du processus de calibration. Chaque scénario est défini par un vecteur spécifique de paramètres d'autopartage et les résultats de simulation associés sont comparés à la part modale observée. Pour la conception du réseau, la troisième contribution intègre un algorithme d'optimisation (recherche Tabu [111]) pilotant la génération de configurations de stations. Par la suite, les nouvelles configurations des stations sont évaluées par simulation MATSim. Ainsi, les scénarios sont liés aux différentes configurations spatiales du réseau d'autopartage, correspondant à des ensembles de stations ajoutées au réseau existant. Ces scénarios permettent d'analyser les effets de stratégies d'extension alternatives sur l'utilisation et l'accessibilité du service. Afin d'évaluer la pertinence des scénarios optimisés, la troisième contribution introduit une comparaison systématique avec des solutions générées aléatoirement. Ces solutions aléatoires sont construites en sélectionnant des stations candidates sans recourir à un algorithme d'optimisation guidé. La comparaison entre scénarios optimisés et scénarios aléatoires permet de distinguer les gains réellement attribuables à la méthodologie proposée de ceux qui pourraient résulter d'un simple effet de hasard. Les indicateurs issus des simulations, tels que l'utilisation du service ou l'accessibilité, sont utilisés pour quantifier ces différences. Cette approche fournit un cadre de validation interne des résultats de l'optimisation. Cette approche montre que les configurations identifiées par la recherche Tabu couplée à la simulation présentent des performances supérieures à celles obtenues par des stratégies non guidées.

Finalement, les trois contributions sont conçues comme des briques cohérentes et complémentaires. Le volet de l'introduction des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage (première contribution) spécifie une modélisation de l'autopartage intégrant des véhicules électriques en considérant l'état de charge de la batterie, la recharge des VE et des contraintes d'utilisation. Ce travail met également en évidence le rôle de facteurs tels que la température et l'anxiété liée à l'autonomie de la batterie [112] dans l'adoption et l'utilisation. Le volet de la calibration du module d'autopartage dans MATSim (deuxième contribution) établit un cadre systématique pour ajuster les paramètres comportementaux de l'autopartage afin de reproduire une grandeur observée (la part modale). Afin d'atteindre cet objectif, la méthodologie s'appuie sur un processus itératif et un modèle de substitution XGBoost pour limiter le nombre de simulations nécessaires. Enfin, le volet lié à l'extension du système d'autopartage (troisième contribution) s'appuie sur une évaluation par simulation des configurations de stations candidates afin d'identifier des schémas d'extension plus performants. Cette méthodologie s'appuie sur une recherche Tabu et l'utilisation d'indicateurs comme l'accessibilité des stations. Cette articulation permet (1) d'enrichir le réalisme opérationnel du mode d'autopartage (introduction des véhicules électriques dans la flotte d'autopartage),

(2) de garantir une cohérence comportementale via la calibration, puis (3) d’exploiter le modèle calibré pour comparer et optimiser des décisions d’aménagement du réseau. En résumé, le cadre méthodologique général s’appuie sur une boucle «simulation – apprentissage – décision» : la simulation multi-agents fournit une évaluation comportementale des configurations et des paramètres, le modèle de substitution rend la calibration plus efficace, et l’optimisation exploite ces évaluations pour sélectionner des solutions d’extension plus performantes. Ainsi, les sections suivantes apporteront plus de détails liés à chaque contribution de cette thèse.

3.2 Modélisation des véhicules électriques dans une flotte d’autopartage

Certaines études de la littérature ont effectivement mis en évidence l’influence des conditions météorologiques sur les comportements de mobilité. Cet impact est mis en exergue en termes de choix modal ou de fréquence des déplacements. Toutefois, ces travaux restent généralement limités à des analyses statistiques ou à des modèles agrégés. Les travaux dans la littérature n’intègrent pas explicitement ces effets dans des cadres de simulation comportementale à base d’agents. Par conséquent, cette contribution réside dans l’intégration explicite des conditions météorologiques au sein d’un modèle multi-agents basé sur les activités (MATSim) appliqué à un système d’autopartage incluant des véhicules électriques. Plus précisément, les conditions météorologiques influencent à la fois le comportement des agents et les contraintes opérationnelles du système.

Ainsi, la première contribution propose une modélisation détaillée du système d’autopartage au sein de MATSim. En se basant sur le scénario de base décrit précédemment, la première contribution ajoute l’utilisation des véhicules électriques dans le cadre de l’autopartage. Pour la considération des véhicules électriques dans la flotte d’autopartage, la méthodologie adoptée repose sur la représentation de l’état de charge des batteries, qui constitue une variable centrale du fonctionnement du service. Chaque véhicule électrique possède un niveau de charge qui évolue au cours du temps en fonction des déplacements réalisés et des phases de recharge. Bien qu’une flotte d’autopartage peut être composée de plusieurs types véhicules électriques, dans cette thèse, le choix du véhicule électrique à modéliser est assez conservateur avec une capacité de batterie de 30kWh qui correspond à la première génération des véhicules électriques. L’autonomie des véhicules électriques est modélisée comme une capacité maximale de distance pouvant être parcourue avant que la batterie n’atteigne un seuil critique. La consommation d’énergie est principalement fonction de la distance parcourue, mais elle est également influencée par des facteurs exogènes tels que la température extérieure. Cette considération permet de représenter la diminution de l’autonomie effective en conditions climatiques défavorables. La recharge des véhicules est modélisée de manière explicite dans

le système. Les véhicules sont rechargés lorsqu'ils sont stationnés à une station équipée de bornes de recharge selon une puissance de recharge définie. La première contribution fait l'hypothèse que les véhicules électriques sont systématiquement rechargés après chaque utilisation. Cette méthodologie correspond à un mode opératoire observé dans certains systèmes d'autopartage incluant des voitures électriques. Cette hypothèse vise à garantir la disponibilité future des véhicules tout en évitant une complexité excessive liée à la planification fine des recharges. Des contraintes opérationnelles sont introduites afin d'assurer la cohérence et le réalisme des simulations. En particulier, un véhicule électrique ne peut être réservé si son état de charge est inférieur à un seuil minimal requis pour effectuer le trajet prévu. Cette contrainte empêche des situations irréalistes dans lesquelles un véhicule serait attribué à un utilisateur sans disposer d'une autonomie suffisante. Ces règles influencent directement la disponibilité du service d'autopartage et, par conséquent, les choix modaux des utilisateurs. L'ensemble de ces hypothèses permet de représenter de manière cohérente les spécificités opérationnelles des véhicules électriques dans un système d'autopartage tout en conservant un niveau de complexité compatible avec des simulations à grande échelle. Le choix des utilisateurs est modélisé à l'aide d'une fonction d'utilité intégrée à la plateforme MATSim, dans laquelle l'autopartage avec des véhicules électriques et ceux thermiques constitue une alternative aux autres modes de transport. Le temps de trajet représente une composante centrale de cette fonction d'utilité, incluant à la fois le temps de déplacement proprement dit et les temps additionnels liés à l'accès aux stations et à la réservation du véhicule.

Par ailleurs, la première contribution introduit explicitement l'effet de la température sur l'utilisation des véhicules électriques. La température agit de manière indirecte sur le choix modal en influençant l'autonomie effective des véhicules électriques. Cet impact sur l'autonomie peut réduire la faisabilité ou l'attractivité de l'utilisation d'un véhicule électrique pour certains déplacements. Cette modélisation permet d'analyser des variations saisonnières de l'utilisation du service et d'expliquer les fluctuations observées dans les données réelles. Un autre élément clé du comportement des utilisateurs est l'anxiété liée à l'autonomie. Cette anxiété est modélisée sous la forme d'une pénalité d'utilité appliquée lorsque l'état de charge du véhicule devient faible. Elle représente la perception du risque par les utilisateurs indépendamment de la faisabilité technique du déplacement. Même lorsque l'autonomie restante est suffisante pour atteindre la destination, la crainte de ne pas pouvoir recharger ou de subir un imprévu peut dissuader l'utilisateur de choisir la voiture électrique dans la flotte d'autopartage. La considération du temps de trajet, de la température et de l'anxiété liée à l'autonomie permet de reproduire des comportements d'adoption des véhicules électriques plus réalistes que ceux obtenus avec une modélisation purement technique de l'autonomie. Cette approche met en évidence le rôle central des facteurs comportementaux

dans l'utilisation des véhicules électriques en autopartage et justifie l'intégration explicite de ces dimensions dans le modèle.

Dans l'ensemble, la méthodologie proposée dans la première contribution permet de représenter de manière cohérente l'intégration des véhicules électriques dans un système d'autopartage basé station, en combinant des contraintes opérationnelles réalistes et une modélisation comportementale enrichie. Ce cadre constitue une base méthodologique essentielle pour les travaux de calibration et d'optimisation développés dans les contributions suivantes.

3.3 Calibration du modèle de simulation

La calibration des modèles de simulation multi-agents constitue un enjeu méthodologique majeur lorsque ces modèles sont utilisés pour analyser des systèmes de transport complexes. Contrairement aux modèles agrégés, les modèles multi-agents reposent sur un grand nombre de paramètres comportementaux agissant au niveau individuel. Les effets de ces paramètres se combinent de manière non linéaire pour produire des résultats à l'échelle du système. Dans ce contexte, une calibration inadéquate peut conduire à des écarts importants entre les comportements simulés et les observations empiriques. Dans le cadre de l'autopartage, ces enjeux sont accentués par la présence de contraintes spécifiques liées à la disponibilité des véhicules et à l'interaction entre les utilisateurs. Les résultats de la simulation dépendent fortement des paramètres impactant l'attractivité du service, la distance acceptable pour accéder à une station ou encore les coûts perçus par les utilisateurs. Dans MATSim, l'évaluation d'un jeu de paramètres nécessite l'exécution de la simulation jusqu'à l'atteinte d'un état d'équilibre, ce qui implique un coût computationnel élevé. Face à ces contraintes, la calibration ne peut être envisagée comme une recherche exhaustive de valeurs optimales, mais plutôt comme un processus itératif visant à identifier des configurations paramétriques cohérentes avec les données observées, tout en respectant les limites de calcul imposées par la simulation multi-agents. Ainsi, la deuxième contribution vise à calibrer les paramètres comportementaux spécifiques à l'autopartage en supposant que les paramètres des autres modes de transport sont déjà calibrés. Cette approche permet de cibler les mécanismes directement responsables de l'adoption du service d'autopartage dans la simulation. Les paramètres calibrés incluent des constantes d'utilité associées à l'autopartage, des paramètres liés au temps de déplacement et au coût perçu, ainsi que des distances maximales de recherche pour accéder aux stations. L'étude distingue également différents types de services d'autopartage, tels que les services aller simple et aller-retour, chacun étant associé à des paramètres spécifiques. Pour chaque paramètre, un espace de recherche est défini à partir de valeurs plausibles issues de la littérature ou de considérations opérationnelles. Ces espaces de paramètres constituent

la base du processus d'échantillonnage utilisé lors de la calibration et permettent de limiter l'exploration à des configurations réalistes du comportement des utilisateurs.

La métrique utilisée pour la calibration du modèle est la part modale de l'autopartage. Cette dernière est choisie, car elle constitue un indicateur synthétique du niveau d'adoption du service et peut être estimée à partir de données empiriques. Dans la deuxième contribution, la part modale observée sert de valeur cible que le modèle de simulation doit reproduire. À chaque itération du processus de calibration, la part modale simulée est extraite des résultats de simulation de MATSim après l'atteinte de l'état d'équilibre. L'écart entre la part modale simulée et la part modale observée est ensuite utilisé pour évaluer la qualité du vecteur de paramètres considéré. Une mesure d'erreur de type erreur quadratique moyenne [113] est utilisée pour quantifier cet écart et suivre l'évolution des performances du processus de calibration au fil des itérations. Cette métrique permet de comparer systématiquement différents vecteurs de paramètres et de guider le processus d'amélioration progressive du modèle.

Compte tenu du coût computationnel élevé des simulations MATSim, la deuxième contribution introduit l'utilisation d'un modèle de substitution afin d'assister le processus de calibration. Le modèle de substitution est basé sur l'algorithme XGBoost, choisi pour sa capacité à approximer des relations non linéaires complexes entre un ensemble de paramètres d'entrée et une variable de sortie. Le modèle de substitution XGBoost est entraîné à partir d'un ensemble initial de simulations réalisées pour différents vecteurs de paramètres d'autopartage. Chaque vecteur est associé à la part modale simulée correspondante. Ces résultats constituent la base d'apprentissage du modèle. Une fois entraîné, le modèle de substitution est utilisé pour prédire la part modale associée à de nouveaux vecteurs de paramètres non encore évalués par une simulation MATSim. Ces prédictions permettent d'identifier les configurations les plus prometteuses à évaluer par MATSim lors des itérations suivantes du processus de calibration. L'intégration d'un modèle de substitution dans la boucle de calibration permet de réduire significativement le nombre de simulations MATSim nécessaires. Au lieu d'évaluer de manière exhaustive l'ensemble de l'espace des paramètres, le processus s'appuie sur le substitut pour concentrer les simulations coûteuses sur un sous-ensemble de vecteurs jugés pertinents. Afin de tester ce processus incluant le modèle de substitution, le scénario utilisé est celui de Siouxfalls [2]. Ce dernier est un scénario de simulation créé afin d'étudier les systèmes de transport et de mieux comprendre les interactions entre les transports, l'usage du sol et les comportements humains [2, 114]. Le choix de ce scénario pour tester le processus de calibration est motivé par le fait qu'il est largement utilisé comme banc d'essai en recherche sur les transports, puisqu'il offre un contexte réel permettant d'étudier diverses problématiques, telles que le choix modal, l'accessibilité, la consommation énergétique, l'effet de serre et les

émissions gazeuses. De plus, la simulation MATSim de ce scénario atteint l'équilibre plus rapidement que la simulation d'une ville comme l'île de Montréal. Conçu à l'aide de MATSim, ce scénario (figure 3.3) inclut des représentations des infrastructures de transport de la ville, notamment le transport collectif, l'utilisation de la voiture privée et la marche. Afin d'adapter ce scénario aux besoins de cette contribution, le module d'autopartage disponible dans MATSim [28, 80, 115] a été intégré au scénario de Siouxfalls. Détaillées dans la deuxième contribution, les stations d'autopartage ont été ajoutées au réseau incluant le nombre adéquat de voitures thermiques et électriques. Au sein de la population de Siouxfalls, le droit d'utiliser l'autopartage est accordé en fonction de la localisation des agents.

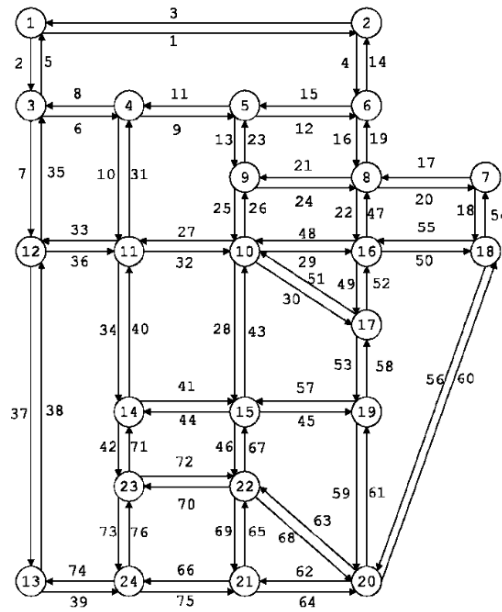


Figure 3.3 Réseau de transport de Siouxfalls [2]

Finalement, la deuxième contribution décrit un processus itératif dans lequel les simulations réalisées à chaque cycle viennent enrichir le jeu de données d'apprentissage du substitut. Le modèle XGBoost est ainsi réentraîné de manière répétée. Ces entraînements améliorent progressivement sa capacité à approximer la relation entre les paramètres et la part modale simulée. Cette stratégie permet d'atteindre un compromis entre la précision de la calibration et le temps de calcul. Elle rend possible la calibration de paramètres d'autopartage dans un modèle multi-agents à grande échelle. De plus, cette approche permet de maintenir un budget computationnel compatible avec les contraintes pratiques de la recherche et de l'analyse opérationnelles.

Finalement, la méthodologie de calibration proposée dans la deuxième contribution fournit un cadre systématique et reproductible pour ajuster les paramètres comportementaux de l'autopartage dans MATSim. Elle constitue une étape clé reliant la modélisation détaillée du service à son utilisation dans des analyses prospectives et des processus d'optimisation.

3.4 Méthodologie d'optimisation de l'extension du réseau d'autopartage

La troisième contribution aborde l'extension d'un réseau d'autopartage comme un problème combinatoire. Dans ce dernier, l'objectif est d'identifier un ensemble de nouvelles localisations de stations parmi un ensemble fini de sites candidats. Ce genre de problèmes se caractérise par une croissance rapide de l'espace des solutions avec le nombre de localisations potentielles. Le grand nombre de localisations rend les approches exhaustives irréalistes dans des contextes urbains réels. Ce type de problème se caractérise par une croissance rapide de l'espace des solutions avec le nombre de localisations potentielles, rendant toute approche exhaustive irréaliste dans des contextes urbains réels.

La localisation des stations d'autopartage relève d'une problématique de planification spatiale, où les décisions prises influencent directement l'accessibilité du service, la répartition de la demande et l'utilisation de la flotte. Contrairement à des approches purement géométriques ou statiques, la méthodologie développée dans la troisième contribution repose sur une évaluation comportementale des configurations de stations, intégrant explicitement les réponses des utilisateurs aux modifications du réseau. Le problème est formulé de manière discrète: chaque solution correspond à une combinaison spécifique de stations ajoutées au réseau existant. Cette formulation permet d'intégrer directement des contraintes opérationnelles tout en conservant une compatibilité avec des algorithmes d'optimisation heuristiques. Les variables de décision considérées dans la troisième contribution visent à capturer différentes dimensions de la performance d'un réseau d'autopartage étendu. L'utilisation du système constitue une première dimension centrale et est généralement mesurée à travers des indicateurs tels que le nombre de locations ou l'utilisation des véhicules. Une deuxième dimension essentielle est l'accessibilité du service. La troisième contribution introduit l'utilisation de la mesure d'accessibilité par station [47] permettant d'évaluer, pour chaque station candidate, son potentiel à desservir la demande environnante. Cette mesure permet de guider l'identification de localisations pertinentes. La performance globale du système est mesurée de manière agrégée à partir des sorties de la simulation multi-agents. Elle intègre à la fois des indicateurs d'utilisation et d'accessibilité. Ces indicateurs reflètent l'impact combiné des décisions de localisation sur le fonctionnement du réseau dans son ensemble.

Afin de choisir les stations candidates, la troisième contribution utilise un algorithme de

recherche Tabu. Cette méthode heuristique est particulièrement adaptée aux problèmes de localisation puisqu'elle permet d'explorer efficacement de grands espaces de solutions sans nécessiter une évaluation exhaustive. La recherche Tabu repose sur un mécanisme de mémoire qui enregistre les solutions récemment explorées ou certaines de leurs caractéristiques. L'objectif est d'éviter les boucles d'exploration et de favoriser la diversification de la recherche. À chaque itération, l'algorithme génère un ensemble de solutions voisines en modifiant partiellement la configuration courante en remplaçant une station ajoutée par une autre station à tester. Les solutions candidates sont évaluées à l'aide d'une fonction objectif reposant sur les indicateurs définis précédemment. L'originalité méthodologique de la troisième contribution réside dans l'intégration étroite entre la simulation multi-agents et l'algorithme d'optimisation. Contrairement à certaines approches où les performances des stations seraient évaluées à l'aide d'indicateurs statiques, chaque solution candidate générée par la recherche Tabu est évaluée par une simulation MATSim complète. Pour effectuer ces évaluations, le scénario de base est modifié au fur et à mesure que le processus teste de nouvelles localisations. En effet, l'analyse des scénarios d'extension du réseau repose sur l'évaluation de l'utilisation du système d'autopartage pour différentes configurations spatiales des stations. Les scénarios étendus sont comparés au scénario de référence afin de mesurer les gains associés à l'ajout de nouvelles stations. Les indicateurs d'utilisation, tels que le nombre de locations ou le taux d'utilisation des véhicules, sont analysés conjointement avec des mesures d'accessibilité afin de comprendre les mécanismes sous-jacents aux variations observées. Cette analyse permet d'identifier des schémas d'extension favorisant une meilleure couverture spatiale et une utilisation accrue du service.

Ce travail d'intégration (plateforme de simulation - algorithme d'optimisation) garantit que les décisions d'optimisation tiennent compte des réactions comportementales des utilisateurs, comprenant les effets indirects et les phénomènes d'adaptation. Elle positionne la méthodologie comme un outil d'aide à la décision permettant de comparer des stratégies d'extension du réseau sur la base d'évaluations comportementales réalistes. Ainsi, la méthodologie d'optimisation proposée dans cette contribution fournit un cadre cohérent pour l'extension des réseaux d'autopartage. En combinant une formulation combinatoire du problème, un algorithme de recherche Tabu et une évaluation par simulation multi-agents, elle permet d'identifier des configurations de stations plus performantes que des solutions sélectionnées de manière aléatoire, tout en conservant une forte pertinence opérationnelle.

3.5 Synthèse méthodologique

Cette thèse s'appuie sur un ensemble cohérent de choix méthodologiques visant à analyser et à concevoir des systèmes d'autopartage en tenant compte à la fois des comportements individuels des utilisateurs et des contraintes opérationnelles du service. Le choix central consiste à mobiliser la simulation multi-agents comme outil principal d'évaluation. L'objectif de l'utilisation d'un modèle basé agent est de représenter explicitement les décisions de mobilité, la concurrence pour les ressources et les phénomènes d'adaptation des utilisateurs. La plateforme de simulation utilisée est MATSim. Cette dernière permet de modéliser des systèmes de transport à grande échelle tout en intégrant des modes spécifiques tels que l'autopartage. L'objectif de cette thèse est d'enrichir le modèle d'autopartage dans MATSim avec une modélisation détaillée des véhicules électriques. Cette modélisation inclut l'état de charge, la recharge et des facteurs comportementaux comme l'anxiété liée à l'autonomie. Compte tenu du coût computationnel élevé associé à la simulation MATSim, un choix méthodologique clé réside dans l'utilisation de modèles de substitution pour assister la calibration. Le recours à un substitut basé sur XGBoost permet de réduire le nombre de simulations nécessaires tout en conservant une capacité d'approximation suffisante pour guider le processus d'ajustement des paramètres d'autopartage. Enfin, cette thèse implémente une approche d'optimisation heuristique pour traiter les problèmes d'extension du réseau d'autopartage. La recherche Tabu est retenue afin d'explorer efficacement des espaces de solutions combinatoires associés à la localisation des stations.

Ainsi, les différentes contributions de la thèse s'inscrivent dans un cadre méthodologique unifié. Dans ce cadre méthodologique, chaque contribution constitue une brique complémentaire. La modélisation des véhicules électriques en autopartage fournit un niveau de réalisme opérationnel nécessaire à l'analyse des systèmes contemporains et futurs. La calibration du modèle assure la cohérence comportementale de ce cadre enrichi. Cette cohérence est améliorée par l'ajustement des paramètres d'autopartage de manière à reproduire une grandeur observée, à savoir la part modale du service d'autopartage. Cette étape est indispensable pour garantir que les analyses prospectives reposent sur un modèle crédible. L'extension du réseau d'autopartage s'appuie ensuite sur ce modèle calibré afin d'évaluer et de comparer des stratégies d'aménagement alternatives. L'utilisation de la simulation comme outil d'évaluation assure la comparabilité des résultats entre les contributions et permet de relier les analyses comportementales, paramétriques et spatiales dans un même cadre. Les scénarios de simulation jouent un rôle transversal en assurant l'articulation entre ces contributions. Ils permettent d'analyser successivement l'impact des facteurs technologiques et comportementaux, la sensibilité aux paramètres puis les effets des décisions de planification,

tout en conservant une base méthodologique commune. Ainsi, pris dans leur ensemble, les scénarios de simulation constituent un outil transversal reliant les trois contributions de la thèse. Ils permettent d’analyser de manière cohérente l’impact de facteurs technologiques, comportementaux et spatiaux sur les systèmes d’autopartage, tout en assurant la comparabilité des résultats entre les différents travaux. La principale valeur ajoutée méthodologique de la thèse réside dans l’intégration de la simulation multi-agents, de la calibration assistée par apprentissage automatique et de l’optimisation combinatoire. Cette intégration permet de dépasser des approches purement descriptives ou statiques de l’autopartage, en proposant un cadre dynamique et comportemental. L’utilisation de modèles de substitution pour la calibration constitue un apport méthodologique important. Ce travail rend possible l’ajustement des paramètres d’autopartage dans des modèles multi-agents à grande échelle, malgré des contraintes computationnelles importantes. Par ailleurs, le couplage entre l’optimisation et la simulation offre un outil d’aide à la décision capable d’évaluer des configurations de réseau sur la base de réactions comportementales réalistes. Cette approche permet d’identifier des solutions plus performantes que des stratégies non guidées. Aussi, elle fournit des éléments d’analyse interprétables pour les opérateurs.

Finalement, cette synthèse méthodologique met en évidence la logique d’ensemble reliant les contributions de la thèse. Chaque contribution s’inscrit dans une progression méthodologique allant de la modélisation détaillée du service d’autopartage, à la calibration du comportement des utilisateurs puis à l’optimisation des décisions de planification. Le chapitre suivant montre l’organisation générale de la thèse. Cette organisation permet de mettre en évidence à la fois la spécificité de chaque contribution et leur cohérence d’ensemble au sein d’une même démarche scientifique.

CHAPITRE 4 DÉMARCHE ET ORGANISATION GÉNÉRALE

L'objectif de cette thèse est le développement d'un outil de prise de décision basée sur des simulations multi-agents des systèmes de transport urbain. Cet outil peut être utilisé aussi bien par les opérateurs du système d'autopartage que par les décideurs des villes. Comme présenté précédemment, les simulations multi-agents seront conduites à l'aide de MATSim. Ce dernier est enrichi par les travaux menés dans les contributions présentées dans cette thèse. Ainsi, cette thèse est organisée en trois étapes : La modélisation de l'utilisation des Véhicule électrique (VE) dans le module d'autopartage dans MATSim, la calibration dynamique du modèle d'autopartage dans MATSim et l'optimisation de l'extension du système d'autopartage appliqué au réseau d'autopartage à Montréal.

Ainsi, le chapitre 5 porte sur la modélisation des VE dans le module d'autopartage. En effet, MATSim offre un module permettant de simuler le système d'autopartage utilisant une flotte de véhicules thermiques. L'objectif est d'ajouter à la flotte de véhicules d'autopartage des VE ainsi que l'infrastructure nécessaire à leur fonctionnement. Plus précisément, la contribution porte sur l'ajout d'une couche de comportement des agents pour leur permettre de choisir les VE selon certains critères. Cette couche s'ajoute aux comportements déjà existants dans l'extension d'autopartage pour le choix des stations et du service à utiliser. Pour pouvoir accéder au système d'autopartage, les utilisateurs doivent obtenir certaines informations sur le véhicule à réserver afin de prendre une décision. Étant intégrés dans la flotte d'autopartage, les VE sont soumis à des contraintes de charge et de décharge modélisées également dans ce travail.

Le chapitre 6 porte sur un axe essentiel de recherche qui consiste à affiner la calibration du système d'autopartage modélisé dans MATSim. Cela implique une meilleure estimation des paramètres comportementaux des agents. Une calibration du modèle contribuerait à représenter de manière plus réaliste les choix modaux. Ces travaux de calibration constituent une étape indispensable pour passer d'une approche exploratoire à une modélisation prédictive fiable, capable de guider les décisions des opérateurs et des autorités publiques dans le déploiement et l'extension optimale de l'autopartage. Ces travaux traitent des difficultés liées à la calibration, comme le temps nécessaire pour évaluer chaque combinaison de paramètres avec MATSim. Pour ce faire, la méthodologie repose sur la modélisation par substitution comme approche alternative. La recherche porte sur la calibration de l'autopartage dans le contexte de Siouxfalls, mais peut être adaptée à d'autres modes de transport et à d'autres modèles multi-agents. Le processus de calibration proposé comprend l'identification

d’observations pertinentes, la définition de l’espace des paramètres, l’exécution de MATSim et du modèle de substitution, l’évaluation des résultats et l’amélioration itérative de la calibration à l’aide d’un algorithme d’apprentissage automatique.

Le chapitre 7 porte sur le développement du processus d’optimisation de l’extension du système d’autopartage. En effet, une fois calibré, MATSim permet de simuler l’impact de multiples configurations du service (densité de stations, répartition géographique, types de véhicules, nombre de bornes de recharge, etc.) sur la performance du système et l’adhésion des usagers. Ainsi, il devient possible de simuler différentes stratégies d’extension géographique et, par le fait même, de mesurer leur impact sur la couverture spatiale du système et l’utilisation de sa flotte. Les travaux dans ce chapitre visent à répondre à des questions stratégiques telles que : dans quels secteurs installer de nouvelles stations pour maximiser l’usage ? Comment adapter l’offre à la demande locale ? Grâce aux divers scénarios et à la possibilité de les évaluer avec MATSim, l’optimisation permet de soutenir des décisions éclairées pour le développement durable et efficient de l’autopartage. Les travaux menant à de telles décisions reposent sur la détection des zones idéales pour implanter les nouvelles stations et sur la comparaison entre les performances du système d’autopartage actuel et celles du système d’autopartage augmenté avec une station ajoutée dans une localisation optimale par région cible.

Les résultats de ces travaux sont discutés globalement dans le chapitre 8 et le chapitre 9 conclut l’ensemble de la thèse en présentant une synthèse des travaux, leurs limitations ainsi que des pistes futures d’amélioration.

CHAPITRE 5 ARTICLE 1 : MODELLING ELECTRIC VEHICLE USE IN CARSHARING FLEET

Idriss El Megzari

Département des génies civil, géologique et des mines
Polytechnique Montreal, 2500 Chem. de Polytechnique, Montreal (QC), Canada, H3T 1J4
Email : idriss.el-megzari@polymtl.ca

Ouassim Manout, Professeur

LAET, ENTPE, Université de Lyon
3 rue Maurice Audin, Vaulx-en-Velin, 69120
Email : ouassim.manout@entpe.fr

Francesco Ciari, Professeur

Département des génies civil, géologique et des mines
Polytechnique Montreal, 2500 Chem. de Polytechnique, Montreal (QC), Canada, H3T 1J4
Email : francesco.ciari@polymtl.ca

Présenté dans Transportation Research Board 102nd Annual Meeting (peer-reviewed
conference) Washington DC, United States; Date: 2023-1-8 à 2023-1-12

Note sur l'article : Des modifications mineures ont été apportées à l'article publié afin
d'assurer la cohérence avec le manuscrit de la thèse et de répondre aux commentaires du
jury. Ces ajustements n'affectent pas le contenu scientifique ni les conclusions de cet article.

La version publiée demeure la référence officielle.

Date de publication : 2023-01-09

5.1 Abstract

In many countries, urban transportation systems strive to serve travel demand. With increasing mobility needs and climate change concerns, carsharing, among other solutions, can be a serious alternative to the private car. With current environmental concerns related to greenhouse gas emissions, carsharing operators have started to introduce electric vehicles into their fleet. The electrification of carsharing can be challenging, for operators and users. In this paper, we examine the impact of weather conditions (temperature) and range anxiety

on the adoption and use of electric shared cars in comparison with conventional cars.

The adoption of electric vehicles in the context of carsharing is simulated using the Multi-Agent Transport Simulation platform (MATSim). MATSim can simulate the rental of two types of shared vehicles (electric and conventional) under different conditions (temperature and range anxiety). Agents choose to use a vehicle type according to their trip constraints and vehicle availability. The impact of temperature and range anxiety on the use of shared vehicles can be analyzed in terms of distance and time of use of vehicles.

In the case of Montreal, results show that the potential negative impact of temperature and range anxiety on carsharing demand and use is limited. Findings of this research can be of interest to carsharing operators. These operators can plan the deployment of cars likely to be used on the territory concerned according to user's needs and locations of charging stations to be implemented in carsharing stations.

Keywords: Carsharing, Electric vehicles, Range anxiety, Temperature, Battery, Agent-based modelling.

5.2 Introduction

With increasing urban population [116], urban transportation systems strive to serve travel demand. However, in various metropolitan areas around the world, transportation networks are congested [117] or unable to provide an acceptable level of service for all users. In order to meet the growing need for mobility, new and renewed travel modes have emerged. Carsharing is one of these solutions. In 2018, the number of carsharing members in North America was estimated to more than 2 million users served by nearly 24,000 shared vehicles [118].

Carsharing is a transportation system based on shared cars that can be rented, often for short periods of time, by members. By offering a cheaper alternative to the private car, carsharing meets the need for flexible and personalized possibilities for automobility, without the burden incurred by the private car (capital and operating costs, parking, maintenance, etc.). Carsharing has been reported to reduce car ownership [6]; [43], by either motivating car owners to forgo their cars, postpone the purchase decision, or even cancel it. Carsharing has also been reported to reduce travel mileage and air pollution [43] and to foster transit and active modes use [53].

In view of these benefits, various cities have engaged in promoting and adopting carsharing [6], [43]. First carsharing vehicles were mostly based on the internal combustion engine technology (ICEV). However, with the technological progress made in alternative-fuel en-

gines and rising concerns about pollution and climate change, various carsharing operators opted for mixed fleets. In this context, battery-electric vehicles (BEVs or simply EVs) were gradually offered for rent in these systems. In this work, only BEVs are considered, and referred to by EVs.

The introduction of EVs poses challenges to carsharing operators and their clients. In comparison with ICEVs, EVs have a limited driving range [119] and higher capital costs [120]. The charging time of EV batteries often takes several hours during which the EV is out of service. The efficiency of EVs is sensitive to ambient temperature conditions. In this paper, efficiency refers to the operational performance of the carsharing system when integrating electric vehicles, measured by vehicle utilization, the number of trips and the carsharing system’s ability to ensure operations under battery state-of-charge and charging constraints. Low or high temperatures can drastically reduce the range of batteries and their life-cycle [121]. From a client’s perspective, the use of EVs can, in some cases and for some users, be a source of anxiety, that is *the fear of becoming stranded* [112] due to battery depletion. On the other hand, EVs require less maintenance costs than ICEVs [120], emit less noise and pollutants in the air, and offer a new eco-friendly driving experience.

Given the opportunities and the challenges to introduce EVs in carsharing, it is critical to understand and to assess the opportunity of carsharing electrification. In this research, we evaluate the opportunity of introducing EVs in the carsharing system of Montreal, Canada modelled in MATSim. We use a transportation agent-based model (ABM) that simulates the competition of main travel modes for travel demand: private car, transit, bike, walk, and carsharing. We simulate how the modes available attract different individuals according to their needs under different scenarios regarding the anxiety of clients and weather conditions. Both these parameters, i.e., range anxiety and temperature, are key in the success of the electrification of carsharing.

The next section discusses previous work on carsharing with a focus on electric carsharing. The methodology section describes the data and the methodology of this research. Simulation results are presented in the result section and these results are discussed right after. Policy implications of this research and future work are provided in the last section.

5.3 Background

Most previous studies on the modelling of e-carsharing have addressed this question from an optimization point of view ([122], [123]) or by isolating the carsharing system from other competing travel modes, i.e., exogenous travel demand [124]. Studies that address the

question of carsharing electrification in a comprehensive manner that account for competing travel modes and adverse operating conditions, i.e., range anxiety or ambient temperature, are scarce [39].

Carsharing systems have come up with various positive impacts. Among these impacts, one can find assuring the access to cars for households with lower income or even the decrease of pollution from private vehicles. The latter impact has been increased by the integration of EVs and hybrid cars in carsharing fleets. In fact, the first use of EVs in carsharing services goes back to the 1970s [40]. Nowadays, several carsharing operators are using EVs in their fleets ([125], [41], [42]). Since the use of EVs increased, modelling them in different cases is the subject of several papers ([126], [127], [128]). More specifically, in carsharing systems, authors have been dealing with repositioning problem [129] and location planning depending on demand [130], on one hand. On the other hand, other works focus on the free-floating carsharing system and the use of EVs and hybrid cars ([131], [132]). Paper [132] focuses on the probability, using a binomial logit model, to use an electric vehicle or hybrid cars instead of classical cars when users have the choice. In other words, this study examines user behavior and preferences between electric and hybrid vehicles using Automobile's transactional and GPS data. A binomial logit model is applied to estimate the likelihood of selecting an electric vehicle when both options are available. In this work, results show that trip distance is a key factor: electric vehicles are less likely to be chosen for trips exceeding 24 km. In addition, spatial analysis indicates that electric vehicle trips are more geographically concentrated than those made with hybrid vehicles. Another paper compared EVs and conventional cars in the context of carsharing systems together with the optimization of carsharing fleet size [133].

From the perspective of modelling EVs in carsharing systems [49], an effort has been made to determine operational characteristics using a simulation tool covering EVs characteristics and those of carsharing systems. In the same vein, [124] presented a framework allowing the management of battery EV utilization and the operational decisions related to the use of EVs. Another framework has been presented in [134] aiming to highlight the impact of EVs on carsharing service. Other researchers have focused on simulating carsharing systems including EVs in their fleet using ABM. [135] used SimMobility, an ABM, to test different rebalancing policies for autonomous EVs offered in one-way carsharing service. [136] models carsharing, bike-sharing and electric bikes in the ABM *mobiTopp*. [137] works on a vehicle assignment method specifically in the case of one-way carsharing service, so the ABM simulation framework allocates cars to users in order to maximize battery use. A summary of the mentioned studies is presented in the table 5.1, where the objective and the approach are stated.

As shown in table 5.1, most of the studies addressed a specific issue and those who considered a larger implementation of EVs in carsharing systems including the availability of other modes are those adding autonomous vehicles to carsharing fleet [138] [139]. The work in [140] describes the usage of non-autonomous EVs in carsharing system using simulations in MATSim. However, the current literature lacks models that can explain the way EVs are included in the fleet and the impact of the usage of EVs on the performance of carsharing in competition with other modes. This paper aims to present the methodology to introduce EVs in carsharing fleet as well as the impact of temperature and range anxiety on renting electric cars. This impact of such modelling and inclusion is presented through simulation results using MATSim. The following section presents methods and materials used to run the various simulations.

Table 5.1 Summary of previous studies on the use of EVs in carsharing system

Study	Objective	Approach
[134]	Balancing vehicle supply and demand	Timed petri net and simulation case study
[128]	Maximizing the number of served requests	Optimization
[141]	Relocation of electric and conventional vehicles in Free-floating service	Mesosopic approach
[142]	Relocation user-based on one-way electric carsharing system	Parameter sensitivity analysis
[138]	Integration of Autonomous electric vehicles in carsharing system	Agent-based modelling
[143]	Rebalancing stations having electric vehicles	Mixed integer linear programming
[139]	Integration of autonomous vehicles in car-sharing services	Design framework for the optimization of fleet size and assignment schedule for stations
[144]	Optimization of the profitability for the operator and the usage of the system	Survival analysis
[145]	Optimization of vehicle location and the impact of a certain price on the electric grid	Queuing model
[133]	Optimization of carsharing system given a demand and a fleet	Monte Carlo Simulation
[130]	Relocation and charging actions in a carsharing station having electric vehicles	Dynamic decision making approach
[131]	The use of electric vehicles and hybrid vehicles in carsharing systems	Mixed Integer Programming optimization
[132]	The probability of choosing an electric vehicle from carsharing fleet	Binomial logit model
[129]	Optimization of the profit of one-way car-sharing operators	Mixed-integer nonlinear and non-convex programming model
[49]	The examination of the operation of electric vehicles in urban car sharing networks	Discrete event simulation tool
[146]	The impact of the battery level on the performance of carsharing system	Discrete event-based simulation
[137]	Allocate cars to users to maximize the use of vehicle batteries	Agent-based discrete event simulation framework

5.4 Methods and materials

To simulate and assess the carsharing electrification scenario, we use MATSim, a multi-agent transportation model [1]. This framework offers the possibility to simulate and evaluate the adoption and the use of various transportation modes, including transit, private cars, bikes, and walk, demand-responsive transportation, or carsharing. MATSim is also capable of simulating EVs and their interactions with dynamic travel demand and charging constraints.

In this paper, we introduce the use of shared electric cars in Montreal to assess their impacts on the adoption and use of carsharing in Montreal. Currently, the carsharing system of Montreal has nearly 70,500 members that perform 2,596,500 trips per year. Most of these trips are conducted using Hybrid and ICEV shared vehicles. The share of EVs in the Communauto fleet is less than 10% and serves less than 8% of users. To better understand the potential impact of the carsharing electrification scenario for operators, we define a hypothetical scenario where carsharing members are 10% more than the actual demand. We also suppose that the share of EVs is increased to 50% of the shared fleet. A 50% share of electric vehicles is adopted as a scenario assumption to represent an advanced but plausible level of fleet electrification. This choice enables the analysis of electrification effects in the case of a mixed fleet and allows capturing interactions between vehicle technologies. This choice also facilitates the interpretation of results, as a 50% EV share makes the effects of electrification more pronounced and easier to identify within the analysis. In the rest of this paper, this scenario is the reference one.

5.4.1 Methods

5.4.1.1 MATSim

MATSim is an open-source multi-agent transportation simulation framework [1]. It has been under constant development by TU Berlin and ETH Zurich for more than 15 years. Currently, MATSim is used and supported by a growing transportation community and it is one of the leading and most used transportation ABM. As any ABM, MATSim models the actions and interactions of agents in response to internal and external stimuli. MATSim agents are driven by a utility maximization objective. Agents compete for mobility resources (network capacity, transportation means, etc.) to engage in their daily activities and minimize unproductive time. Given this basic behavioural rule, MATSim is capable of simulating emergent phenomena in the complex urban system. In MATSim, agents learn to make the best decisions to perform their daily activities. Like a co-evolutionary process, agents can change their travel mode, departure hours, and routes, throughout simulation iterations, to

find the optimal daily plan. After a sufficient number of iterations, agents can no longer significantly increase their utility and reach an equilibrium-like state.

Electric carsharing (e-carsharing) is one of the various travel modes that can be simulated by MATSim. The simulation of e-carsharing requires the inclusion and the management, in space and time, of shared EVs and dynamic rental requests. In several respects, such a simulation is challenging as it calls for: (1) the simulation of carsharing as a travel mode that necessitates dynamic management of the interaction between travel demand (incoming requests) and supply (availability of cars in space and time); (2) the use of electric cars that require the management of their charging and discharging in relation with network conditions (congestion) and charging infrastructure (availability); (3) the competition between carsharing and conventional travel modes. In this context, the agent-based approach of MATSim is appropriate as it allows to track, in space and time, individual agents and vehicles, the availability of shared cars and the state of charge (SOC) of EVs. The possibility to simulate the competition of carsharing with other travel modes (endogenous travel demand) is also another noteworthy contribution of this framework.

5.4.1.2 Electric carsharing

The use of shared cars requires the possession of a carsharing membership. This membership can give access to three different carsharing services:

1. One-way shared cars (station-based)
2. Two-way shared cars, i.e., round-trip cars (station-based)
3. Free-floating shared cars

One-way cars can be picked up at a station and dropped off at a different one. Two-way cars need to be returned to the same pick-up station. Free-floating cars can be picked up and dropped off anywhere inside a given service area. In this paper, only station-based electric shared cars are considered. For operational reasons, operating shared EVs is likely to be less challenging than free-floating EVs. Free-floating cars are therefore not simulated in this paper.

Station-based shared vehicles can be of two types: ICEV or EV. We assume that both types have equal chances to be rented, everything else being equal. When an agent chooses to rent an EV, it requests the one with most charged batteries. Moreover, prior to the reservation of an EV, agents check the available SOC of the battery and compare it with their projected travel needs. The EV is rented only if its SOC covers the a priori required energy.

We assume that carsharing operates on the basis of a membership business plan where members pay a monthly fee regardless of their use of the service to benefit from advantageous rental fees. The membership business plan is commonly adopted by the carsharing industry [147]. For the carsharing member, the marginal cost of a carsharing trip is often proportional to rental time or to trip distance or both.

Shared EVs are subject to discharging and recharging constraints. EVs incur discharging while driving due to: (1) energy consumption of the engine and (2) auxiliary energy consumption by on-board gadgets (air heating and cooling, lights, etc.) ([148], [149]). The driving energy depends primarily on the characteristics of the vehicle: its mass, aerodynamic shape, and engine efficiency. Auxiliary energy consumption depends mainly on temperature. With low or high temperatures, the range of the EV battery can significantly be reduced, especially due to air heating and cooling. In these situations, the driving range of shared EVs decreases while their number of charging cycles and out-of-service duration increase.

In this research, we assume that shared EVs are only allowed to be charged at carsharing stations. After each rental, clients are required to plug in the rented EV to the charging station. Each parking lot is equipped with a second generation charging station delivering a power of 7.5 kW. We also assume that shared EVs are not open for reservations when their battery state of charge (SOC) is below a minimum SOC threshold of 5%. This minimum threshold is required for routine operations, like relocation or maintenance, and to reduce the risk of empty batteries.

5.4.1.3 Range Anxiety

Range anxiety is defined here as the fear and the stress of being stranded due to a completely depleted EV battery ([112], [150]). From a modelling perspective, this negative effect is translated into two parameters:

- Preference for a safety or a comfort buffer when renting a car ([150], [151], [152])
- Experience of stress when the SOC is very low [153]

For a car trip that requires a minimum state of charge (SOC) of the battery SOC_{min} , research suggests that car drivers have a preference battery range SOC_{pref} that is greater than the minimum range. This is also true for ICEVs, but the safety buffer is even more significant for EVs as recharging requires time and special infrastructure. Research also suggests that preference for a safety buffer is especially dominant among inexperienced EV users ([154], [150]). The comfort or safety buffer is the relative energy surplus, i.e. $\frac{SOC_{pref}}{SOC_{min}} - 1$, needed

by EV users to avoid stressful situations or adaptation strategies of their mobility or activity plans. We assume that carsharing members have a constant comfort buffer of 30% a bit more than presented by [150] in the more general case of EV drivers.

The second implication of range anxiety relates to the negative effect drivers can experience when the SOC drops below a reference threshold SOC_{stress} while driving. This negative experience is translated into a penalty of the agent's utility. The duration spent driving the shared EV with a SOC less than SOC_{stress} is assumed more stressful than driving under normal conditions. Consequently, this duration has a higher opportunity cost of time than the rest of driving time.

5.4.2 Materials

5.4.2.1 MATSim input data

As most ABM, MATSim relies on a synthetic population of the study area. This population reproduces the main observed: (1) socio-demographic characteristics of the population, like age, gender, or household size; (2) travel habits, like the number of trips per day, or car ownership; (3) activity habits, like the location of their primary and secondary activities and their duration.

For the definition of the synthetic population, we use four data sources: household travel survey (HTS) [103], census data [104], car ownership data [105], and housing data [106]. Census data are used to compute expansion factors for HTS sample records. For this, we use the Hierarchical Iterative Proportional Updating (HIPU) at the census tract and dissemination area ([107], [108]). Housing data are used to locate the daily activities of synthetic agents, like work, education, or shopping.

To engage in their daily activities, agents need to travel using a transportation mode. All conventional transportation modes are considered: private car, public transit, bike, and walk, in addition to carsharing.

5.4.2.2 Carsharing input data

The simulation of carsharing requires data on the supply and demand for carsharing. Carsharing supply includes the location, the number of carsharing stations, and their number and type of vehicles. Carsharing demand is dependent on carsharing membership.

Carsharing membership The accessibility of carsharing stations is key to the possession of a carsharing membership [47]. In this paper, all agents living near a carsharing station, i.e. within 500 meters, and holding a driving licence are given a carsharing membership. Members of the carsharing system are assumed to not have access to the private car. Any agent with a valid driving licence can apply for carsharing membership. The marginal cost of a carsharing trip is 0.30\$/minute. As in the case of the private car or transit, the carsharing membership fee is considered as a sunk cost that is not included in the daily utility or mode choice decision of carsharing members.

Carsharing supply The location of carsharing stations is based on the density of car trips in the Island of Montreal (Figure 5.1). One-way and two-way carsharing stations are located in cells producing more than 60 daily car trips. The number of vehicles in these stations is proportional to the number of trips produced by the corresponding cell. For example, a cell producing 60 car trips per day, is assigned one carsharing station with two one-way cars and two round-trip cars. Half of these cars are EVs with battery capacity of 30 kWh and the rest ICEVs.

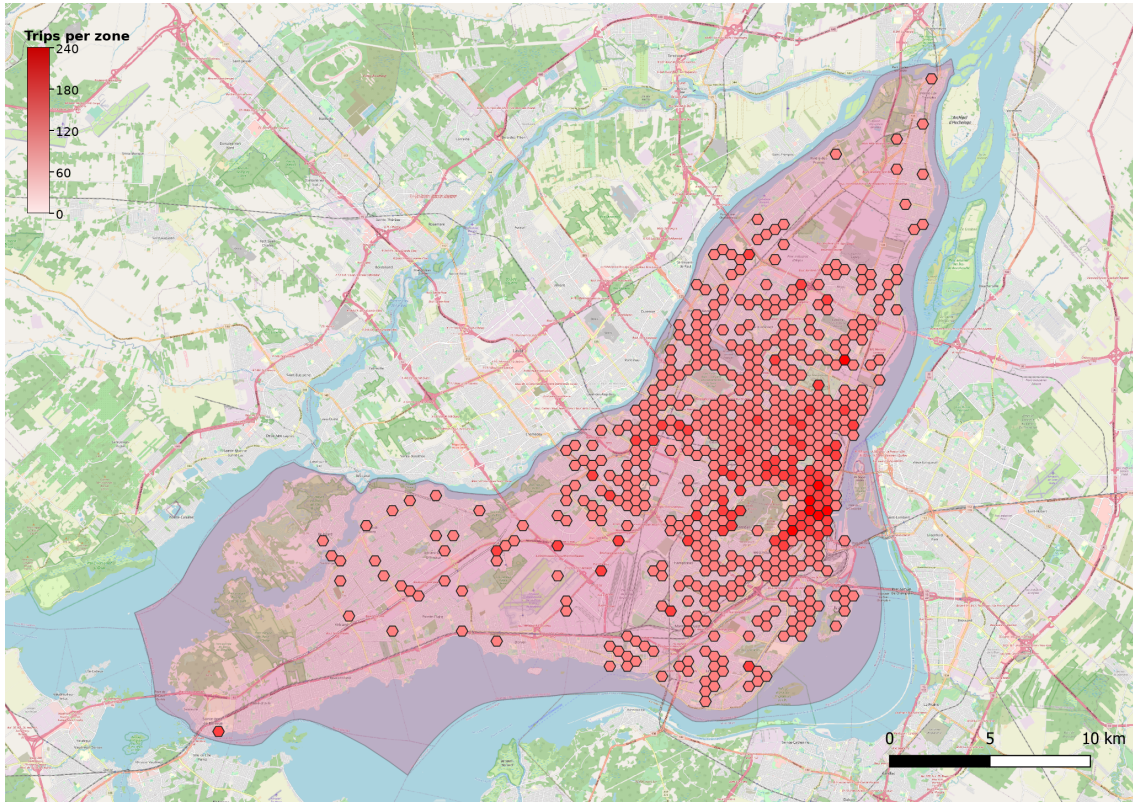


Figure 5.1 Carsharing stations locations in Montreal Island

Study area By its population, the Census Metropolitan Area (CMA) of Montreal, hereafter referred to as Montreal, is the second-largest CMA in Canada and the first in the province of Quebec. It is home to 4 million inhabitants. Half of these live on the island of Montreal (figure 5.2).

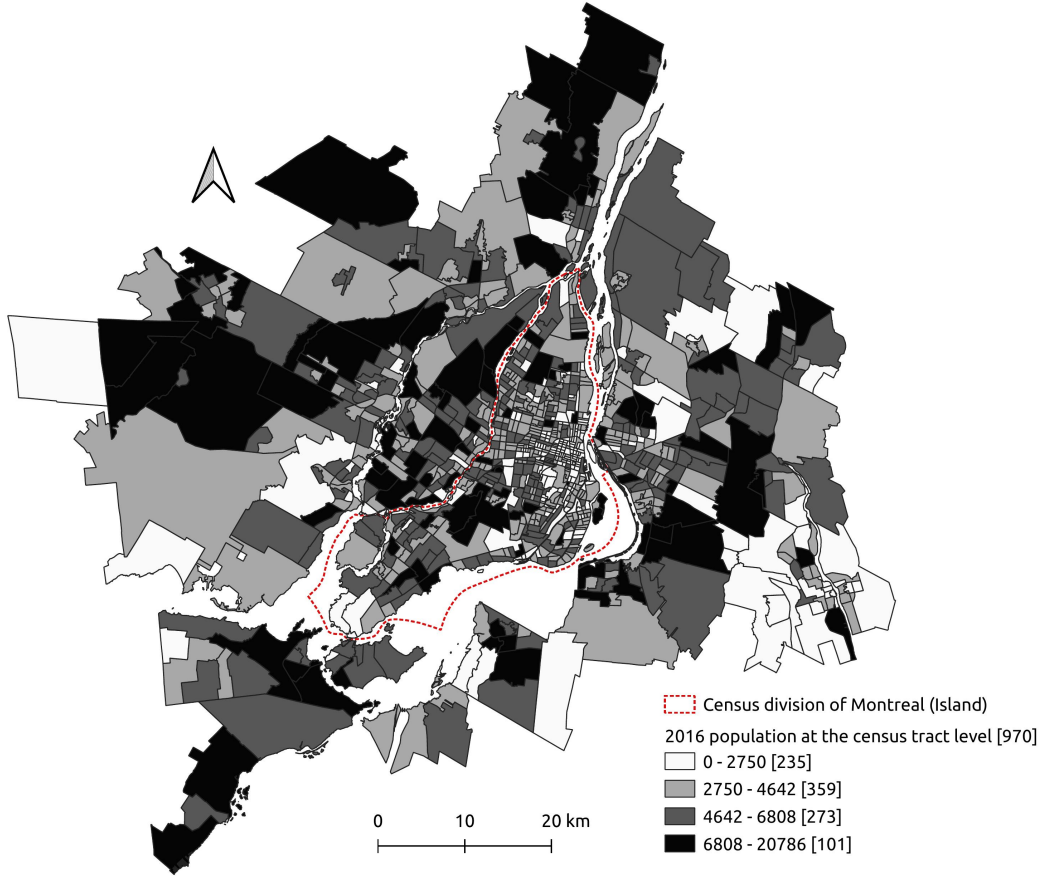


Figure 5.2 Study area of the CMA of Montreal and its population density in 2016

5.4.2.3 Case study

Montreal has a continental weather system with very cold winters. The average daily mean temperature in January is -10°C , while the average daily minimum temperature is -14°C , whereas the ideal temperature range of EV batteries is 15°C to 25°C [155]. Winter weather conditions of Montreal can be challenging to the operation of EVs as their batteries are sensitive towards ambient temperatures and their driving range can drastically be reduced, especially when air heating is activated [156]. Range anxiety could be magnified by this reduction in range. In this context, our case study evaluates the joint impact of range anxiety and ambient temperature on the adoption and use of carsharing in general and shared EVs

in particular. To carry out this study, 4 scenarios are performed (table 5.2).

Table 5.2 Electric carsharing scenarios

	No Range Anxiety	30% of Range Anxiety
Temperature -15 degrees	Scenario 1	Scenario 2
Temperature +15 degrees	Scenario 3	Scenario 4

5.5 Results

We investigate four carsharing scenarios with a mixed fleet (EV and ICEV cars) and varying conditions of temperature and range anxiety. The main contribution of this study is to highlight the impact of these conditions on the use of these two shared vehicle types in addition to distances and times of trips performed using these two types of vehicles.

5.5.1 Carsharing in terms of trips time and distance

Depending on temperature and range anxiety levels, the use in terms of distance and travel time of electric and conventional shared vehicles in the four scenarios by hours of day can change. In each simulation scenario, we highlight the departure time and the arrival time of various trips. The following figures show the distribution of combustion vehicles (ICEV in blue bubbles) and electric vehicles (EV in orange bubbles) according to the duration of trips during the day. Trips distance is represented by the size of the bubbles.

In Figure 5.3, as simulation results, we note that longer trips are more likely to be performed by ICEV shared vehicles (Blue points) than EVs (Orange points). Short trips are made equally with both vehicle types. Results also show that ICEVs are more likely to be used at the end of the day (16h - 19h) than EVs. This can mean that the decrease in the level of the batteries, intensified with the low temperature during the day, without EVs being recharged during the day, could push users, given our assumptions of behaviour, to choose an ICEV to make their trips. The size of points representing the distance travelled by rented vehicles, one can notice through the bullet size that the greatest distances are travelled with ICEV cars in comparison to smaller distances travelled with EVs.

Range anxiety is found to limit travel times and distances of trips made with shared EVs (Figure 5.4). The distances travelled with EVs are less important than those travelled with EVs when anxiety is not modelled together with a low temperature. In this case, trips made with ICEVs have longer travel times and distances regarding those performed by EVs.

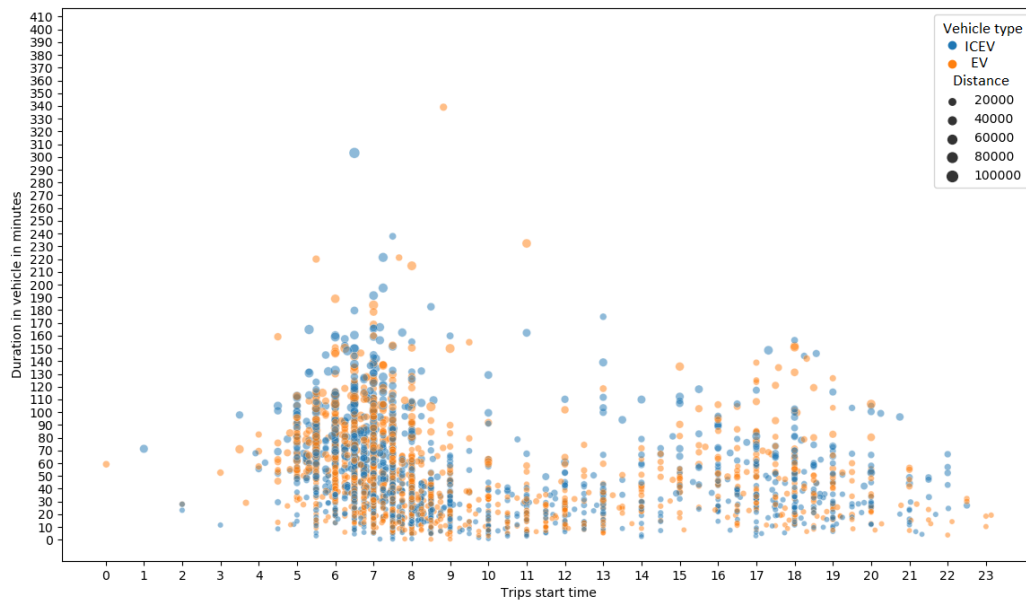


Figure 5.3 Distribution of travel time and travel distance by rental start time for scenario 1

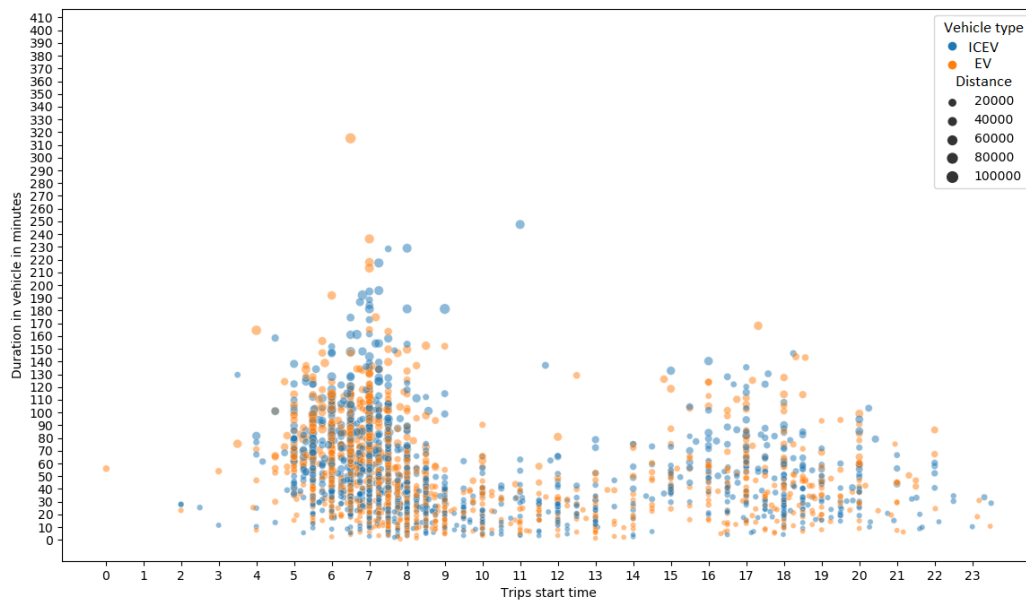


Figure 5.4 Distribution of travel time and travel distance by rental start time for scenario 2

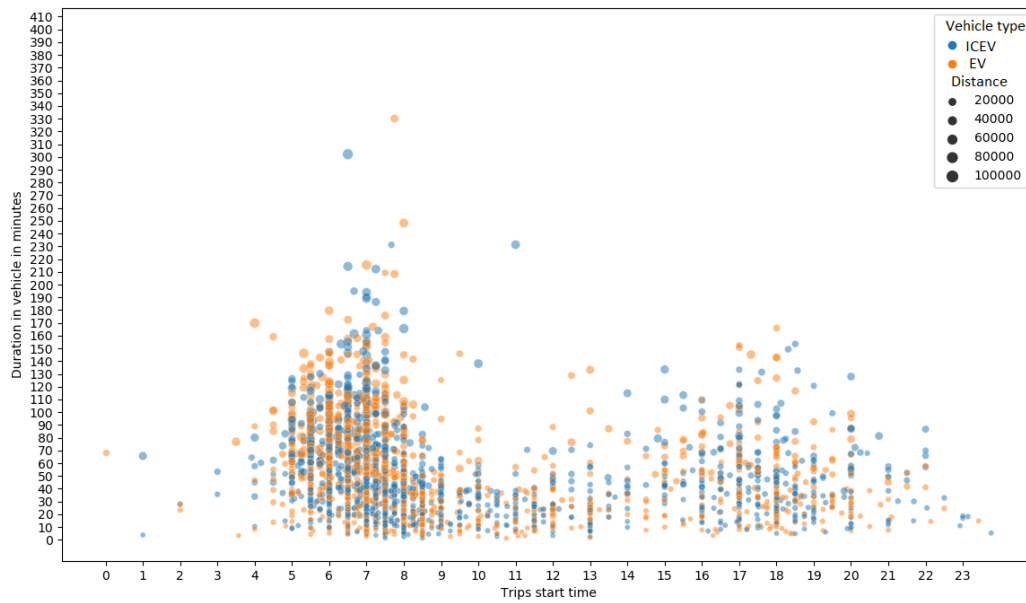


Figure 5.5 Distribution of travel time and travel distance by rental start time for scenario 3

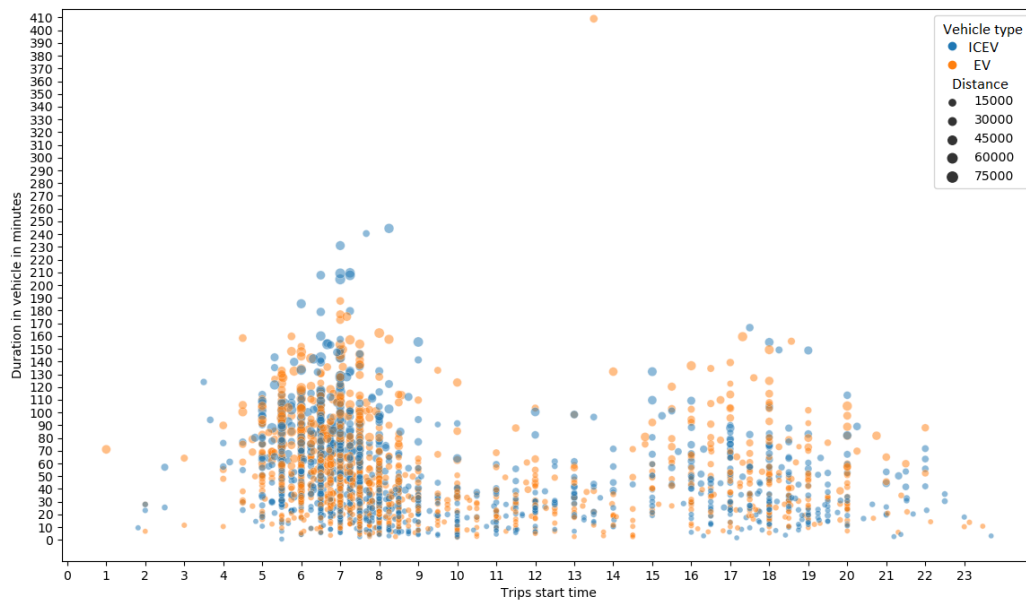


Figure 5.6 Distribution of travel time and travel distance by rental start time for scenario 4

When the temperature is moderate and no anxiety is simulated, trips of shared EVs and ICEVs are similar, namely, similar distances and travel times (figure 5.5). One can notice that at the end of the day choose EVs approximately as frequently to perform trips as much as ICEVs, contrary to what was noticed in scenario 2 when the temperature is low with 30% of range anxiety. When range anxiety is considered, users tend to use fewer EVs to the benefit of ICEVs (figure 5.6). Users are wary of renting EVs for fear of not having enough batteries to make their trips.

To conclude, distributions presented in this subsection show the importance of the impact of range anxiety on the use of EVs. Therefore, the anxiety generated by the probability of running out of battery during the trip represents the first factor impacting the choice of EVs in carsharing stations. The second factor impacting the use of EVs is ambient temperature. The temperature factor impacts the battery level, which drops rapidly with the use of heating, for example. Temperature and range anxiety impact the distance and the time of trips performed by EVs. Thus, from the point of view of carsharing operators, the presence of these two factors gives a maximum distance from which their members will prefer the use of an ICEV to the rental of an EV.

5.5.2 Origins and destinations of shared vehicles

During the choice process of the type of carsharing, users consider the temperature and the anxiety. These factors can impact origins and destinations of shared vehicles. To confirm this hypothesis, we propose to analyze the places of origins and destinations of trips conducted with these vehicles.

In each scenario, locations of the trips are highlighted in terms of departure time and arrival time in the greater Montreal area. The importance of having departure and arrival times is to show locations of vehicles when users rent vehicles as well as their locations when users drop them off at the end of their trips.

In figures 5.7 and 5.8, we note that more EV origins trips are located in the center of Montreal city and origins of trips using ICEVs are more distributed in Montreal Island. In this last case, one can notice that more origins are in the east and the west of the city 5.7b. Destination locations of EV trips 5.8b are closer to destination locations of ICEV trips 5.7b. This difference in origin and distribution zones for EVs can be attributed to the increase of EV battery consumption induced by low temperature.



(a) Heat map of ICEVs origins when temperature is -15 degrees and no range anxiety



(b) Heat map of ICEVs destinations when temperature is -15 degrees and no range anxiety

Figure 5.7 Heat maps of ICEVs origins and destinations when temperature is -15 degrees and no range anxiety



(a) Heat map of EVs origins when temperature is -15 degrees and no range anxiety



(b) Heat map of EVs destinations when temperature is -15 degrees and no range anxiety

Figure 5.8 Heat maps of EVs origins and destinations when temperature is -15 degrees and no range anxiety

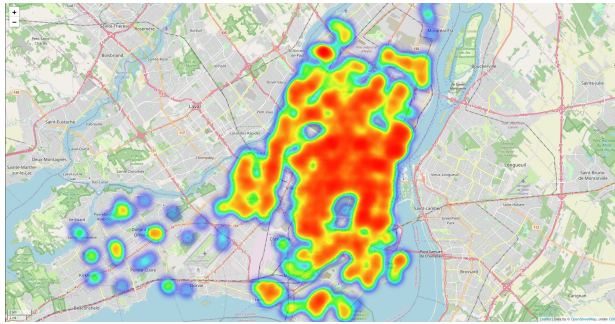


(a) Heat map of ICEVs origins when temperature is -15 degrees and 30% of range anxiety



(b) Heat map of ICEVs destinations when temperature is -15 degrees and 30% of range anxiety

Figure 5.9 Heat maps of ICEVs origins and destinations when temperature is -15 degrees and 30% of range anxiety



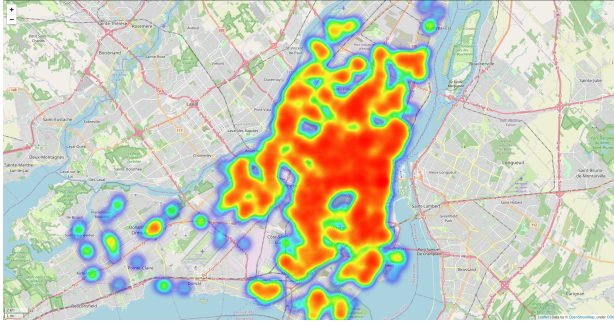
(a) Heat map of EVs origins when temperature is -15 degrees and 30% of range anxiety



(b) Heat map of EVs destinations when temperature is -15 degrees and 30% of range anxiety

Figure 5.10 Heat maps of EVs origins and destinations when temperature is -15 degrees and 30% of range anxiety

In figures 5.9 and 5.10, one can notice that EVs are less used than ICEVs in carsharing (figures 5.9a, 5.10a). Regarding destinations of shared vehicles (figure 5.9b), destination zone for trips using ICEVs is wider than that of trips using EVs 5.10b. Destinations of trips using EVs are more centred near carsharing stations equipped with charging stations due to the low temperature (-15 degrees) and the range anxiety of 30%.

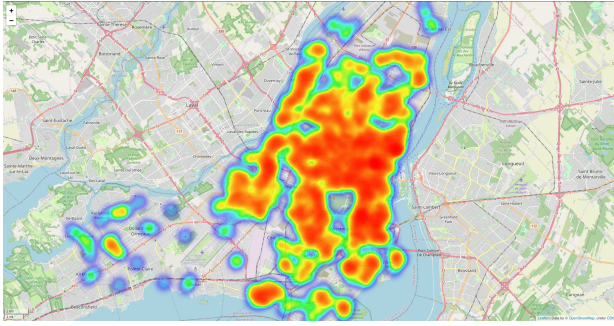


(a) Heat map of ICEVs origins when temperature is +15 degrees and no range anxiety



(b) Heat map of ICEVs destinations when temperature is +15 degrees and no range anxiety

Figure 5.11 Heat maps of ICEVs origins and destinations when temperature is +15 degrees and no range anxiety



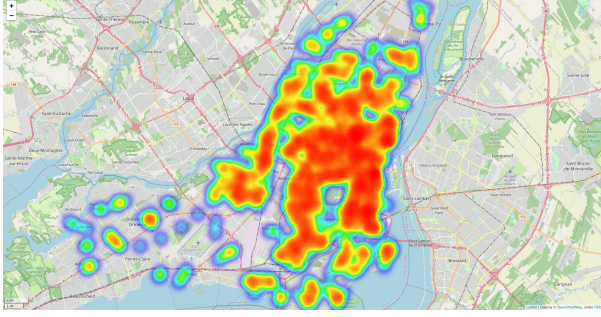
(a) Heat map of EVs origins when temperature is +15 degrees and no range anxiety



(b) Heat map of EVs destinations when temperature is +15 degrees and no range anxiety

Figure 5.12 Heat maps of EVs origins and destinations when temperature is +15 degrees and no range anxiety

In figures 5.11 and 5.12, origin and destination zones of trips using EVs and ICEVs are not very different. This means that carsharing users are not impacted by the car type in carsharing station. Users are targeting the same location whether they use EVs or ICEVs. These results mean that a temperature of +15 degrees and the non-existence of anxiety help carsharing users to choose equally between both car types : EV and ICEV. In addition, although utility assumptions influence mode choice, this result is not purely related to utilities, as it emerges from the interaction between temperature effects, operational constraints and agent behavior within the simulation.



(a) Heat map of ICEVs origins when temperature is +15 degrees and 30% of range anxiety



(b) Heat map of ICEVs destinations when temperature is +15 degrees and 30% of range anxiety

Figure 5.13 Heat maps of ICEVs origins and destinations when temperature is +15 degrees and 30% of range anxiety



(a) Heat map of EVs origins when temperature is +15 degrees and 30% of range anxiety



(b) Heat map of EVs destinations when temperature is +15 degrees and 30% of range anxiety

Figure 5.14 Heat maps of EVs origins and destinations when temperature is +15 degrees and 30% of range anxiety

In figures 5.13 and 5.14, origin zone and destination zones in trips using EVs are more concentrated near carsharing stations. Origin and destination zones for ICEVs are more expanded than zones of origins and destinations of trips using EVs. This means that simulated carsharing users are impacted by range anxiety. Their choice of car type in carsharing station is closely related to the ability of the battery state of charge to achieve the trip. These results mean that even if the temperature (+15 degrees) does not impact the battery consumption, 30% of range anxiety pushes carsharing users to choose ICEVs instead of EVs to achieve trips with longer distances.

5.5.3 EV battery use in carsharing

During their trips, carsharing EVs consume different levels of electricity depending on the scenario: 1374 kWh when the temperature is -15 with 30% of anxiety, 1421 kWh when the temperature is -15 without anxiety, 1430 kWh when the temperature is +15 without anxiety and 1348 kWh when the temperature is +15 with 30% anxiety. The objective of the Figure 5.15 is to show the consumption of EVs in the four scenarios by time of day in order to point out the differences in consumption depending on the temperature and range anxiety.

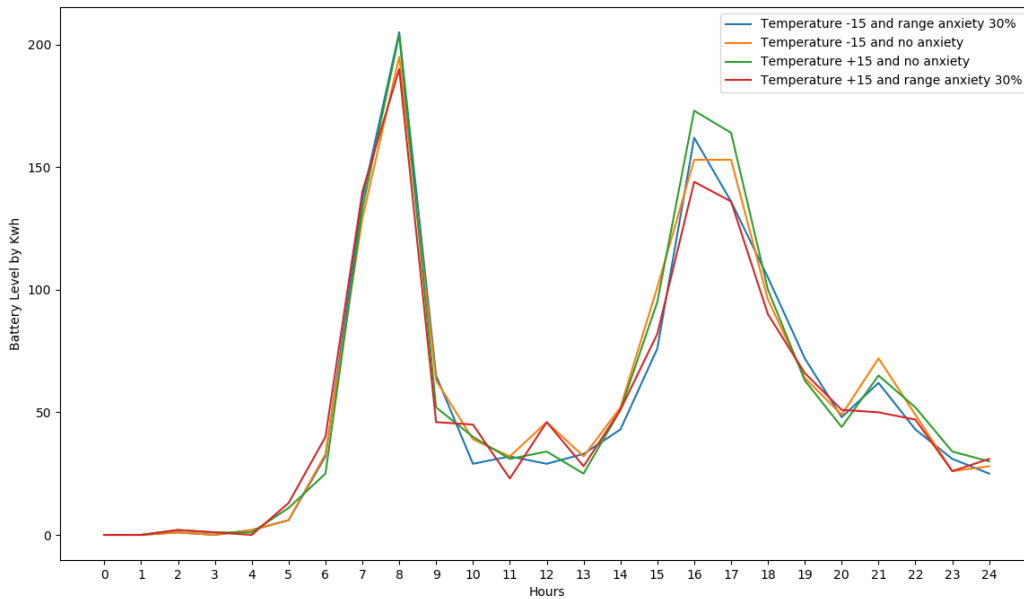


Figure 5.15 EVs energy consumption in the 4 scenarios

In figure 5.15, energy consumption is similar in both cases when the temperature is low. It is the same thing between the two other scenarios when the temperature is +15. However, the battery consumption is a little higher with a temperature of +15 than in scenarios simulating a temperature of -15. This result is due to the increase in the use of EVs with the increase in temperature contrary to what one might think, i.e., a higher consumption of energy when it is colder than when it is hotter.

5.6 Discussion

5.6.1 Impact on carsharing user's decisions

In line with our working hypotheses, the results presented in the previous section confirm the significant impact of temperature and anxiety on the use of EVs in a carsharing system. Thus, according to these results, we can say that the temperature impacting the energy consumption of the batteries pushes users to consider the battery level when choosing the vehicle type to rent in carsharing stations, as it is the case in previous research conclusions. The second factor having an important impact on the choice of vehicle type is the range anxiety. This factor allows users to consider the ability of the battery level to complete the desired trip. Thus, ambient temperature has an impact on carsharing use. In low temperatures, shared EVs are less chosen than ICEVs. In moderate temperatures, both vehicles are used interchangeably, everything else being equal.

The choice of EVs is also motivated by the impact of temperature on the level of batteries. Lower temperatures cause cars to consume more energy than at higher temperatures.

So in addition to the user-based relocation effect on the adoption of EVs in carsharing system discussed in [142], carsharing operators should consider weather conditions (temperature), the apprehension that users have of renting EVs and the possibility of these types of vehicles to make trips without interruption.

The results show that distances and times of trips performed in carsharing with EVs are strongly impacted by the temperature and the apprehension of users regarding the state of charge to perform the desired trips. Thanks to maps of origins and destinations using carsharing cars, we were able to show that distances travelled with EVs in carsharing are less important than those travelled by ICEVs in the same condition of low temperature (-15 degrees) and 30% of range anxiety.

Contrary to what one might think, carsharing consumption of batteries is greater when temperatures are higher. With higher temperatures (+15 degrees), the increase in the number of trips performed with EVs increases battery consumption. As presented in [146], the battery capacity impacts the choice of EV in carsharing system. The paper [146] showed that limited battery capacity lowered the renting of EVs in carsharing system. As presented in our paper, the same impact was noticed in various scenarios. Indeed, when vehicles have a lower state of charge, they are less, or not at all, chosen when the user has the choice between an EV and ICEV. This choice reduces the use of this type of vehicle in carsharing system.

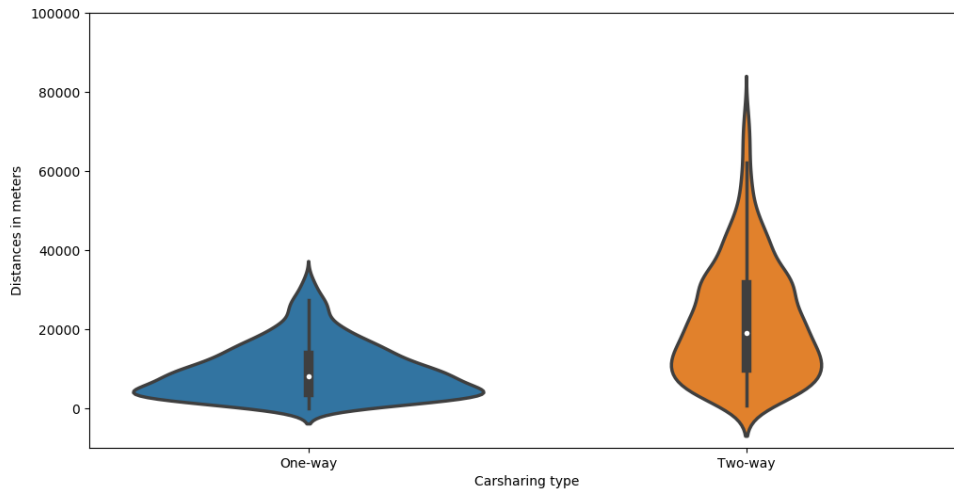
Thus, our paper presents factors that impact the choice of EVs in the case of both one-way

and two-way services. This paper complements therefore the findings of [132] which deals with the choice of electric and hybrid vehicles in the case of free-floating service in carsharing service in Montreal.

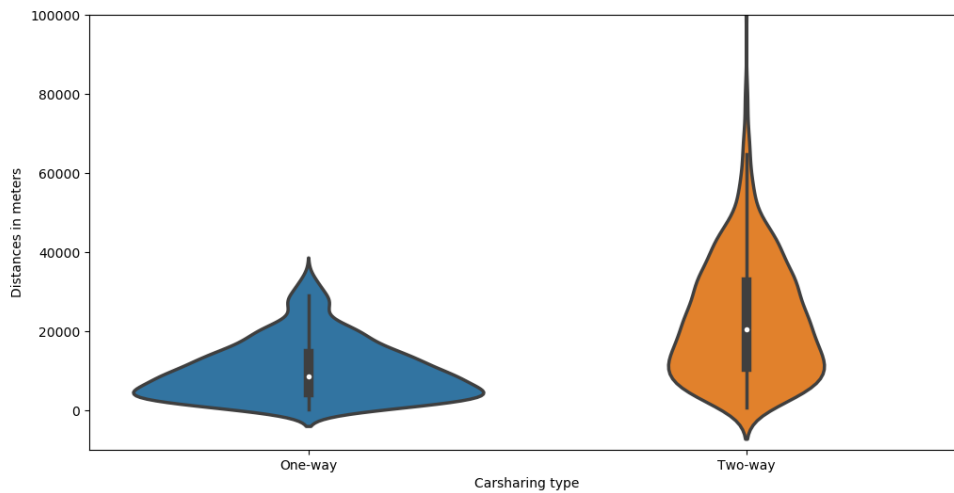
5.6.2 Impact on carsharing operator's decisions

Findings show that range anxiety and low temperatures impact carsharing travel demand and use. Under low temperatures or high level of range anxiety, ICEVs can be preferred to EVs. The former having higher rental times and longer driving distances than the latter. These findings are of importance to carsharing operators since they can have direct implications on their operating costs and earnings. With detailed knowledge on these impacts, carsharing operators can design their services more efficiently by selecting the appropriate mix of EVs and ICEVs in their fleet or choosing where to locate these vehicles or allow them to operate.

As described in the scenario's results bellow, the impact of the temperature and the range anxiety is important on the user car type choice for a carsharing trip. These results could allow carsharing operators to extract the maximum distances from which the members of the system no longer use the EVs as in the case of the low temperature scenario with 30% anxiety.



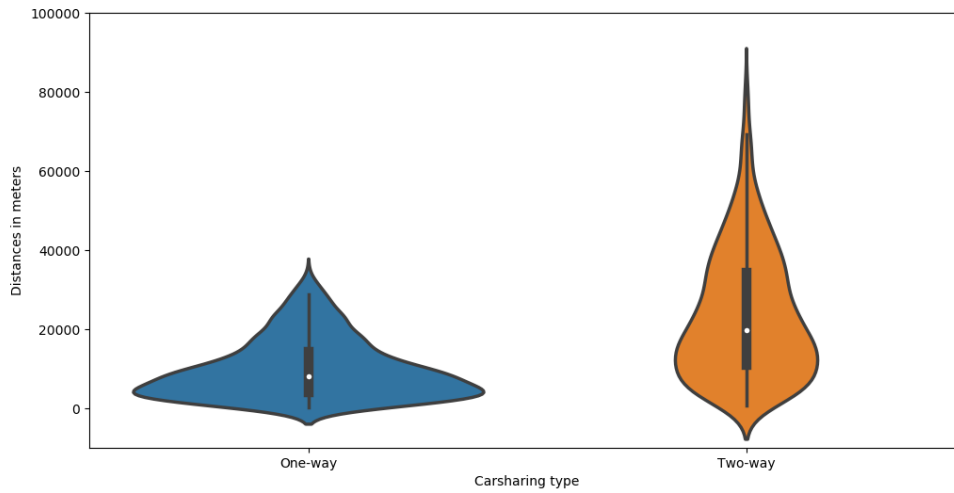
(a) Carsharing EVs trip distances in temperature of -15 degrees and no range anxiety



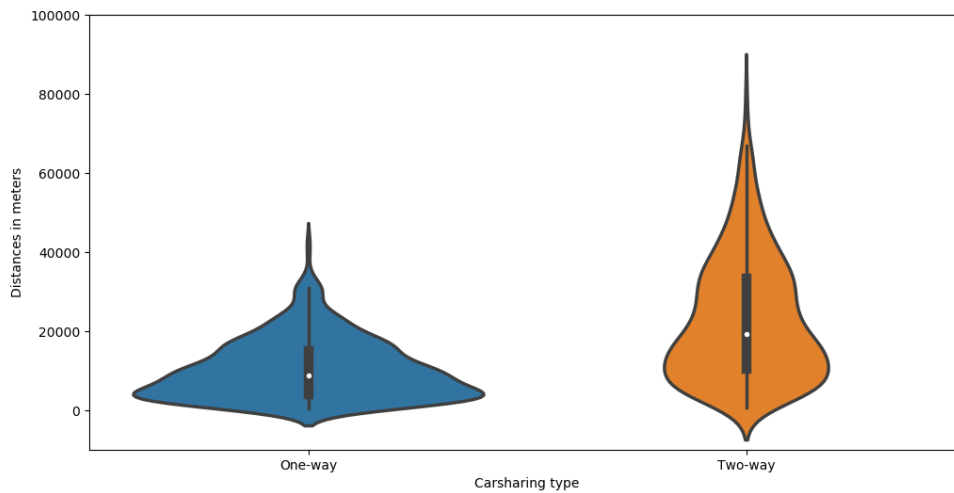
(b) Carsharing EVs trip in temperature of -15 degrees and 30% range anxiety

Figure 5.16 Carsharing EVs trip distances in temperature of -15 degrees

In figure 5.16, distances of trips made in carsharing with the one-way service is higher in the case where anxiety is not taken into account (an average of 17 km) than in the scenario with low temperature and a range anxiety of 30% (an average of 15 km). Thus, these results show a drop of around 11% of the distances.



(a) Carsharing EVs trip distances in temperature of +15 degrees and no range anxiety



(b) Carsharing EVs trip distances in temperature of +15 degrees and 30% range anxiety

Figure 5.17 Carsharing EVs trip distances in temperature of +15 degrees

As with the case where the temperature is lower, in the figure 5.17, the distance of trips made in carsharing with the one-way service is higher in the case where anxiety is not taken into account (an average of 17.5 km) than in the scenario with an average temperature in one-way service (an average of 15.5 km). Thus, these results show a drop of around 11.4% of the distances.

However for the two-way service, the distances travelled are 30 km for the total distance when

the temperature is low (-15 degrees) and 35 km when the temperature is high (+15 degrees). Thus, carsharing users use EVs for distances of 500 m more and 5 km more for one-way service and two-way service respectively when the temperature is high. In conclusion, these simulation results confirm the difference between the areas covered by carsharing cars when the temperature is low (-15 degrees) with anxiety and the larger areas covered by these same cars with a temperature of +15 degrees and without range anxiety that one could notice in figures 5.8, 5.10, 5.12 and 5.14.

The impact of user's choice on the number of trips performed by vehicle type in each scenario is shown in figure 5.18. We can notice that the number of trips performed by EVs using one-way service is higher (orange line) when the temperature is higher (scenarios 3 and 4). This result is due to the elimination of the impact of temperature and the non-existence of anxiety related to the battery autonomy unlike the other two scenarios 1 and 2. However, the number of EV trips is lower than ICEV trips in these scenarios. Having this kind of information, carsharing operator can decide the number of vehicles to be positioned in various stations depending on temperature and user's anxiety.

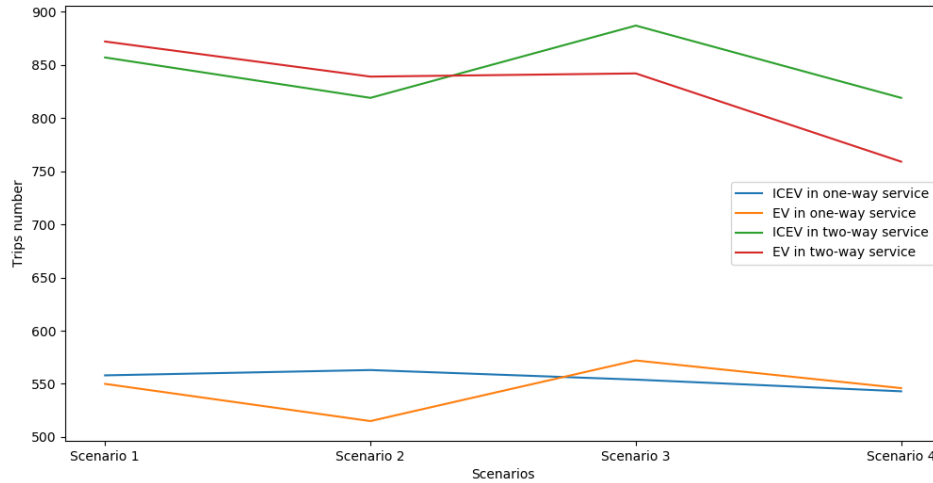
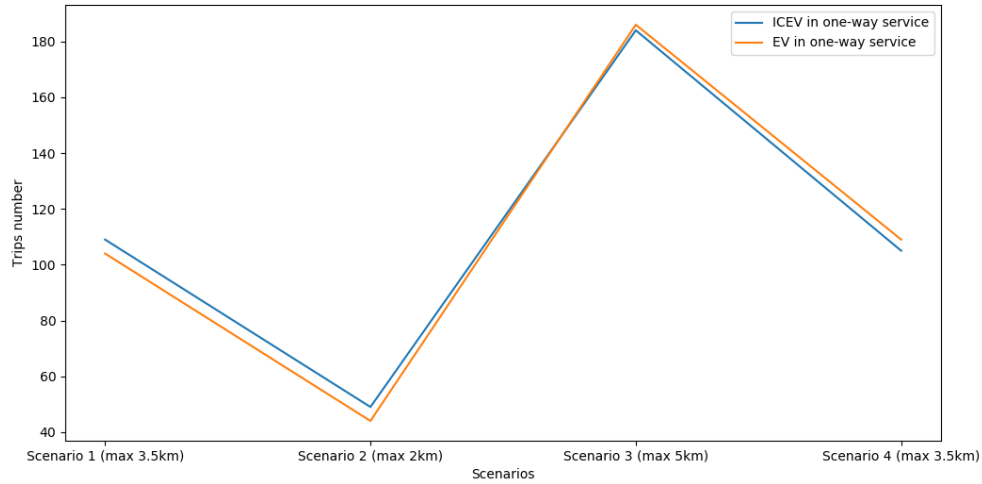


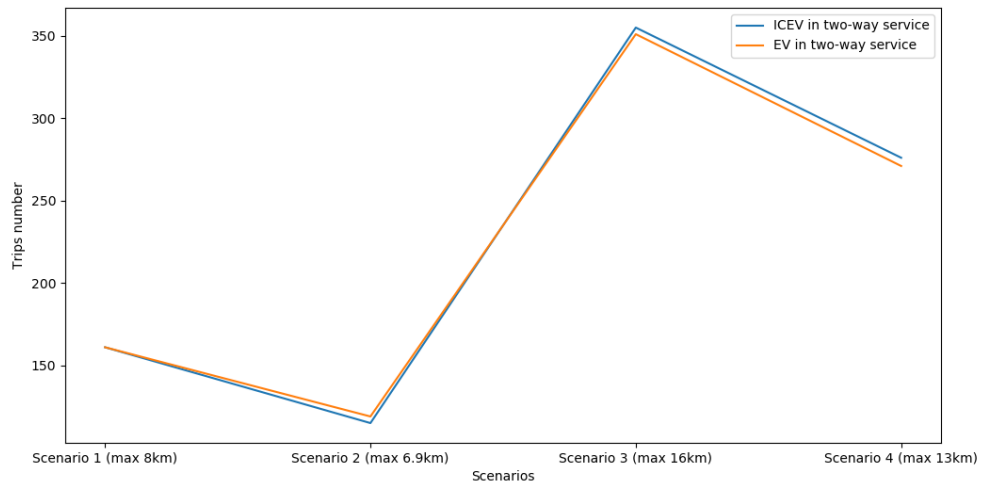
Figure 5.18 Trips number per simulated scenario using carsharing vehicles

Regarding distance factors, carsharing operators can choose to substitute an EV with an ICEV and vice versa depending on the scenarios, as shown in figure 5.19. For one-way service 5.19a, carsharing operators can interchange the availability of vehicle types that perform trips with distances of at most 3.5 km for scenario 1, 2 km for scenario 2, 5 km for scenario 3 and 3.5 km for scenario 4. Similarly for two-way service 5.19b, carsharing operator

can interchange the availability of vehicle types that make trips with distances of at most 8 km for scenario 1, 6.9 km for scenario 2, 16 km for scenario 3 and 13 km for scenario 4.



(a) Maximum distances for each scenario in one-way service



(b) Maximum distances for each scenario in two-way service

Figure 5.19 Maximum distances for which carsharing operator can interchange vehicle types (with 5 trips as a maximum difference between trips using ICEVs and those using EVs)

Another point that carsharing operators can use to plan the deployment of these cars on the territory is the number of charging stations that the operator could make available to users of the system. Taking the example of energy consumption described in figure 5.15

and areas where used EVs are dropped off, carsharing operators can choose where to put charging stations and in which carsharing stations. In terms of battery consumption and charging stations in carsharing stations, the results obtained would give the operator indications on the number of chargers and the stress they should withstand depending on the outside temperature and the use of EVs for the desired trips.

5.7 Conclusion

In the last years, the importance of renewable energy usage in various modes of transport has increased to meet the need to reduce greenhouse gas emissions. Carsharing operators are among the transport providers progressively adopting EVs to address environmental concerns. Thus the use of EVs in the carsharing service has raised questions about the usage, charging and location of these vehicles in the city.

In the case of Montreal city, several factors can impact the use of EVs in the context of carsharing. The factors that have been studied in this paper are temperature and range anxiety. To understand the impact of these two factors on the use of EVs compared to ICEVs, this paper presents four simulations based on four scenarios by varying temperature and range anxiety. The four scenarios simulate the combination of two temperatures (-15 degrees and +15 degrees) and two levels of range anxiety (No anxiety and 30% of range anxiety). The simulations were carried out using MATsim. This platform simulates the choice of modes of transport by agents and the impact of the environment on this choice. The evolution of the temperature as well as its impact on the behaviour of agents were simulated. As presented in the results section, carsharing users consider the temperature and the state of charge available to achieve their trips. The choice of the vehicle to rent in carsharing stations as well as the distance to be travelled with this vehicle are impacted by users awareness. Thus, for EVs, the distance travelled by users decreases when the temperature is low. The level of EVs batteries is affected by the drop in temperature with the increase in the consumption of heaters in cars, for example. With higher consumption of batteries in winter, vehicles are plugged longer to charging stations. Therefore, as modelled, they are no longer available for rental until the battery is full.

Thus, the results of these simulations allow carsharing operators to plan the deployment of its fleet in number and type on the desired territory (Montreal city in our case study) by considering the distance for which users choose a certain type of vehicle. The deployment of EVs on the territory goes hand in hand with the deployment of charging stations and the need to charge these vehicles. This number of charging stations is also a point on which carsharing operator can act to anticipate their use according to the change of the environment.

5.8 Limitations and future work

Various challenges were faced conducting this research. Some of these challenges were met, others were obviated by relying on simplification assumptions. These simplifications are limitations that can be addressed in future work.

A noteworthy limitation relates to the calibration of the utility parameters of carsharing. For lack of specific data on mode choice behaviour of carsharing users, and especially on the distribution of the value of travel time (VOT), we assume that car and carsharing have the same value of travel time. The same goes for the value of walking times to and from carsharing stations, that is taken equal to transit access and egress walk time. The VOT is likely to be distributed in the population depending on characteristics of agents (income, age, etc.). Future work is required to refine the calibration of carsharing parameters. In this regard, revealed or stated preferences data can be used.

Simulation computation times were a serious limitation to this research. The simulation of the adoption and use of e-carsharing using an integrated simulation framework with endogenous demand and competing modes in a real case study of a metropolitan area of 4 million people takes several days of computation. Despite the use of High Performance Computation (HPC) servers of Compute Canada, at least, 6 days of computations were needed to achieve 300 iterations. In real and complex case studies, MATSim often requires hundreds of iterations of reach convergence. Cumbersome simulations limit the possibility to explore different variants of our scenarios or to conduct sensitivity analysis on the modelling outcomes.

Only one carsharing membership plan was offered to potential members. Often, carsharing operators rely on market segmentation to offer different membership plans to different market segments like frequent users, occasional users, off-peak users, etc. With market segmentation, carsharing can attract new users and better serve existing ones. Our methodology can simulate any number and type of membership plans. Future work can explore the choice of the carsharing plan by agents. This choice dimension can be included in the co-evolutionary algorithm of MATSim or predicted using a membership choice model.

Carsharing members were assumed to query the availability of shared cars exclusively in the nearest carsharing station. This assumption limits the search perimeter of users and can underestimate the demand for carsharing in the case where users are willing to walk to more remote stations with available cars. Future work can address this limitation by extending the search perimeter to more distant stations. However, this improvement should be considered in conjunction with the refinement of calibration, especially of the walking penalty.

CHAPITRE 6 ARTICLE 2 : DYNAMIC CALIBRATION OF A CARSHARING SYSTEM IN MULTIAGENT TRANSPORT SIMULATION

Idriss El Megzari

Département des génies civil, géologique et des mines
Polytechnique Montreal, 2500 Chem. de Polytechnique, Montreal (QC), Canada, H3T 1J4
Email : idriss.el-megzari@polymtl.ca

Francesco Ciari, Professeur

Département des génies civil, géologique et des mines
Polytechnique Montreal, 2500 Chem. de Polytechnique, Montreal (QC), Canada, H3T 1J4
Email : francesco.ciari@polymtl.ca

Jean-Marc Frayret, Professeur

Mathématiques et génie industriel
Polytechnique Montreal, 2500 Chem. de Polytechnique, Montreal (QC), Canada, H3T 1J4
Email : jean-marc.frayret@polymtl.ca

Publié dans : Transportation Research Record, 2025, volume 2679, pages 1832-1846. DOI :
10.1177/03611981241257513

Note sur l'article : Des modifications mineures ont été apportées à l'article publié afin
d'assurer la cohérence avec le manuscrit de la thèse et de répondre aux commentaires du
jury. Ces ajustements n'affectent pas le contenu scientifique ni les conclusions de cet article.

La version publiée demeure la référence officielle.

Date de publication : 2024-07-25

6.1 Abstract

In order to reproduce the behavior of users of transport modes as closely as possible to reality using simulation platforms, users must calibrate the model used. Several calibration methods have been used with simulation software. Some models are calibrated manually: Users modify the parameters to be calibrated, launch the simulation, and then evaluate the results. Users perform these steps until simulation results give the desired objective. In the case of this study, the Multi-Agent Transportation Simulation (MATSim) platform is used

in order to simulate user behavior with various transportation modes. In addition to known transportation modes (private cars, public transit, and walk), carsharing mode is added to the Siouxfalls scenario. This enhanced scenario is used as the baseline scenario to simulate the impact of the chosen parameters on the agent's behavior. Previous papers working on the calibration of agent-based models such as MATSim introduced two automated methods based on entropy and gradient descent. These methods may require a higher number of calibration iterations and longer simulations to reach the calibrated parameters. To offer an efficient method in terms of computation time and a solution adapted specifically to carsharing mode, this paper presents a calibration methodology based on a surrogate algorithm that will act as a substitute for MATSim during the calibration procedure to speed up the process. Assuming that the parameters related to the basic mode of transportation are calibrated, the process described in this paper is applied specifically to the calibration of carsharing mode in MATSim.

Keywords: Calibration, Carsharing, Machine Learning calibration, MATSim, Surrogate modeling

6.2 Introduction

Most natural systems are composed of many interacting components. They present a global behavior, such as crowd movements or trips generated by urban transportation. This behavior can be identified by an ordinary observer. To analyze this behavior, researchers used models based on elementary properties of system components. In some cases, the behavior to be modeled is complex. This complexity is such that human understanding cannot grasp the origin of the behavior. For simulating these behaviors, agent-based models (ABM) have emerged as powerful tools for understanding and predicting the behavior of complex systems. In other words, these ABMs have been used since they share with natural systems the characteristic of a global behavior emerging from various interactions between the agent-based system (ABS) component.

Thus, based on the concept of agent, which can be defined as anything perceiving its environment or/and interacting with its environment using actions, ABMs are increasingly being used in several fields. In the economic field or in transportation, among other scientific fields, ABMs allow us to analyze the behavior of complex systems. This complexity generates several problems that researchers are trying to solve. One of these issues concerns the calibration of ABS. This problem is more important when ABS simulates not only the behavior of agents but also the interaction of agents with each other and with their environment such as the

Multi-Agent Transport Simulation Platform (MATSim) [1]. MATSim, a prominent agent-based simulation framework, has gained popularity due to its ability to represent individual travelers' decision-making processes and capture the emergent properties of transportation networks. Thus, this platform offers the possibility to simulate and evaluate the adoption and use of various transportation modes, including transit, private cars, bicycles, and walk, demand-responsive transportation, or carsharing. However, to ensure accurate and reliable simulation results, calibration is crucial. Calibration involves adjusting the model's parameters to align its outputs with real-world observations. Tackling the calibration problem in the case of MATSim, papers such as [86] and [85] presented automatic calibration solutions.

Although calibration is a critical step, it presents several challenges and complexities. Traditional calibration methods ([157] and [158]) often depend on manual adjustment, which can be time consuming, subjective and susceptible to being affected by bias. To address these limitations and those presented in previous research works, this paper explores the potential of surrogate modeling as an alternative calibration approach for MATSim. Surrogate models are built to approximate the complex behavior of the simulation model, offering a more efficient and automated calibration process. In this paper, efficiency refers to the ability to reduce the computational burden of the calibration process, measured by the number of simulations and the time required to reach the calibrated parameters. Therefore, this paper addresses the calibration problem for the specific case of the carsharing mode on the MATSim platform. To achieve the carsharing calibration, the work performed makes use of calibrated basic transportation modes in MATSim's Siouxfalls scenario. This paper focuses on the calibration of the carsharing mode in the Siouxfalls scenario. More precisely, the objective of the paper is to provide an automated and efficient way to calibrate carsharing system in a given city.

The methodology presented in the following sections is based on the use of a surrogate model that reproduces the MATSim output. The objective is to reduce the time it takes to test the variation of the parameters by employing a surrogate model that significantly reduces the time needed to obtain the simulation results, as it can assess these results in a fraction of the time that MATSim needs. This work makes it possible to select vectors, allowing, as the calibration iterations progress, to get closer to the calibrated parameter vectors. In addition to the calibration of carsharing, the process presented in the paper can be applied to other transportation modes, and generally the process can be adapted to other agent-based models.

To present this work, this paper is organized as follows: The next section discusses previous work on the calibration of agent-based models from one side and the calibration of MATSim

from the other side. The methodology section describes the approach introduced in this research and a case study scenario. The simulation results are presented and discussed in the result and discussion section. The limitations and future work of this research are provided in the conclusion section.

6.3 Background

Calibration of ABMs is an essential task to ensure their validity and usefulness for real-world applications. Being complex computational models, ABMs are used to simulate actions and interactions of individual agents within a system, such as people in a city or vehicles on roads. Calibration involves adjusting the model parameters to match real-world data, such as observed behavior related to the transportation system. One of the main challenges in ABM calibration is the heterogeneity of the data sources used as input to the model. Data may come from various sources, including surveys or sensor networks. Data collected from multiple sources may have different granularity, qualities, and representativeness. To address calibration challenges, researchers have developed various approaches including:

- Statistical calibration methods: These methods use statistical techniques to estimate ABM's parameters based on the gathered data. For example, Bayesian calibration methods can add prior knowledge about ABM's parameters and update them based on newly observed data. Likelihood-based methods use maximum likelihood estimation to find ABM parameters that are best suited to the data gathered.
- Optimization-based methods: These methods use optimization algorithms. These algorithms have as objective to minimize the difference between the model output and the observed data by finding parameter values, allowing this minimization. For example, genetic algorithms can search for optimal parameter values by simulating evolution and selection [159].
- Simulation-based methods: These methods use simulation techniques to generate synthetic data that match the observed data and then use these synthetic data to calibrate the ABM. For example, agent-based models can be used to match the observed behavior of agents, and then the parameters of the ABM can be adjusted to match the collected data related to their behavior.

In transportation modeling, ABM can be used to simulate the behavior of travelers and their interaction with the environment, that is, the transportation system. One of the most popular open source ABM platforms is MATSim [148, 160]. This platform simulates the behavior of

individual travelers and their choices of travel modes, routes and departure times, and can be used to evaluate the impacts of transportation policies and interventions. The calibration of MATSim involves adjusting the model parameters to match the observed travel behavior, such as mode choice, route choice, and departure time choice. The calibration process can involve multiple steps, including the following:

- Data preprocessing: This involves cleaning and formatting the observed data to make it compatible with the MATSim input data requirements.
- Parameter estimation: This involves estimating the values of the model parameters that best fit the observed data using statistical or optimization-based methods.
- Validation: This involves evaluating the performance of the calibrated MATSim model against additional observed data that were not used for calibration to ensure that the model is valid and can be used for prediction.

Several studies have been conducted with the objective of MATSim calibration for different cities. For example, in [161] the calibration of MATSim for the Greater Toronto and Hamilton area in Canada has been described. The authors used a combination of traffic counts and travel surveys to calibrate the model parameters related to mode choice and trip distribution. They also discuss the challenges of calibrating a model for a large urban area with multiple travel patterns. Another study, presented in [162], addressed the problem of calibrating and validating MATSim for the city of Vienna, Austria. The authors used GPS data from a smartphone travel survey to calibrate the model parameters related to mode choice and route choice. They also compared the simulated results with observed travel times and volumes to validate the model.

In the same vein of MATSim calibration, the paper [163] presented a validated multi-agent test bed designed to evaluate congestion pricing policies in New York city (NYC) based on population segments and time-of-day considerations. To do so, the authors developed a multi-agent simulation model that incorporates detailed representations of individual travelers, including their travel preferences, trip purposes, and socioeconomic attributes. The model accounts for different population segments, such as commuters, leisure travelers, and freight transporters, to capture the diverse nature of travel behavior in NYC. Additionally, the simulation integrates temporal dynamics by considering variations in travel patterns throughout the day. The researchers validated the model using empirical data from NYC and ensured its accuracy in replicating real-world traffic conditions. The calibration work was based on the implementation of a queue-based strategy in MATSim to simulate traffic

flow. This approach considered flow capacity, storage capacity, and free flow speed. The model assumes a steady state without traffic saturation and excludes factors such as non-resident trips and truck deliveries due to data limitations. Two sets of parameters are defined to calibrate network attributes, focusing on flow speeds and link capacities. The calibration process involves tweaking the link capacity parameters using the Simultaneous Perturbation Stochastic Approximation (SPSA) method. This iterative approach updates population travel decisions and system performance based on new traffic data, resulting in the generation of output simulations.

Another paper related to MATSim computing time improvement [164], the authors suggest that various enhancements decrease the computational load of MATSim simulations while upholding result accuracy. These optimizations include parallelization techniques, algorithmic improvements, and data processing enhancements. In the course of their research, the authors had to calibrate the model. To conduct the calibration process, the researchers utilized Cadyts (Calibration of Dynamic Traffic Simulations) [85] to calibrate both the initial and enhanced versions of MATSim. Cadyts seeks to reduce the discrepancy between simulated and observed traffic counts using Bayesian optimization, not by directly modifying parameters, but by incentivizing agents to choose the most effective daily plans. Cadyts achieves this by influencing agents to adopt new plans that better match observed traffic counts, utilizing a Bayesian framework and an extra positive utility. The calibration's effectiveness is evaluated by comparing the calibrated and non-calibrated MATSim in terms of plan score, Mean Absolute Percentage Error (MAPE), and Standard Deviation (SD) using traffic flow data from links collected during a specific time period. The findings suggest that Cadyts notably decreases MAPE, especially in the initial iterations. However, it encounters challenges in mitigating the variation of MAPE among various links, resulting in relatively high standard deviation. This issue seems to be common in similar simulations using MATSim.

Another paper related to MATSim calibration for large-scale traffic simulations is the work described in [86]. This paper introduces a method based on meta-models to calibrate multimodal microscopic extensive traffic simulation models with the goal of enhancing their precision and computational effectiveness. The authors developed a meta-model-based calibration framework that integrates a microscopic traffic simulation model with meta-models. These meta-models are surrogate models that approximate the relationships between the input and output variables of the simulation model. The calibration procedure includes creating a series of simulation runs with varied input parameters, gathering relevant output data, and developing meta-models to estimate the complex simulation model. The meta-models are calibrated using optimization algorithms to minimize the discrepancies between the simulated and observed traffic data. The results show that the calibrated meta-models

accurately capture the traffic flow dynamics and reproduce the observed traffic patterns. The calibrated meta-models provide valuable insight into traffic behavior and facilitate the evaluation of various transportation strategies and scenarios.

When dealing with the same calibration problem, other studies had to use data such as a travel survey and automatic license plate recognition to calibrate the model parameters related to mode choice and trip distribution. In general, most previous studies on ABM calibration have worked on obtaining parameter values from empirical data or calculated from counting sources [165], [166] and [167]. In case of some lacking information, other works proposed an automated calibration methods that allow an approximation of the parameters values by improving the data quality and closing the data gaps. The paper [168] presents a multicriteria integral framework in order to help modelers calibrate their ABMs using Evolutionary Multi-objective Optimization (EMO) algorithms such as NSGA-II [169], SPEA2 [170] or MOEA/D [171]. Other works based on metaheuristic algorithms are presented in [172] where calibration is performed using coral reefs (bioinspired meta-heuristic) or in [173], [174] and [175] where the Bayesian metaheuristic is used to calibrate an ABM. With the same focus on the automation of calibration, papers such as [176], [177], [178], [179] and [180] introduced machine learning methods for the purpose of calibrating ABMs.

These methods have been used in the context of the calibration of ABMs in several fields, such as energy, electronics, or economics. Several ABMs in the field of transportation adopted automatic calibration methods. Based on the papers mentioned above, the evaluation of ABM's outputs in large numbers is needed to achieve the calibration using machine learning algorithms in the process. To overcome the problem faced by needing a large number of ABM's outputs, [181] presented a way to calibrate ABMs based on a surrogate model. This model learns from simulations performed with ABM and their results. More precisely, the model learns to reproduce the ABM behavior for the desired parameters. In addition, using a surrogate model to evaluate MATSim output having a specific parameter vector will help decrease the overall calibration time, since the surrogate model can estimate the simulation results in less time than running MATSim for the same parameter vector. Additionally, surrogate models facilitate the exploration of parameter space by providing a quick assessment of different parameter combinations.

Based on the work described above and on the fact that simulation scenarios of practical use have long runtimes (for example, 1 day for Montreal scenario [182] using Compute Canada Servers for 100% of the Montreal synthetic population), the next section describes the process of calibrating MATSim using a meta-model as a surrogate, which is the methodology adopted in the work presented here. The scenario used to test the solution is also introduced.

6.4 Methodology

MATSim is a simulation platform with which various transportation modes can be modeled in an urban setting. These include public transport, private cars, bikes, walk, and carsharing. However, to be able to rely on the results of MATSim simulations, the platform must be calibrated. In this paper, a methodology is presented to build a meta-model that can act as a surrogate for MATSim during multiple simulations leading to its calibration. As presented in the last section, currently, the automatic calibration of MATSim can be performed by Cadyts [85] or the meta-model-based calibration method proposed in [86]. To begin with, in this paper, the modal share of carsharing is used as the calibration value together with a surrogate model. This section presents a method to build a MATSim surrogate model and the scenario used to illustrate the calibration method using the developed surrogate. Thus, this section is divided into three subsections : the first one presents the surrogate modeling, the second one presents the steps of the calibration process, and the case study that applies the calibration process to the specific calibration of carsharing in MATSim’s Siouxfalls scenario.

6.4.1 Surrogate modeling

In the case of complex and computationally expensive simulation models, surrogate modeling is a technique that can be used to build simpler and computationally cheaper models (the surrogate) in order to act as a surrogate to the simulation model, for example, during the calibration process. Using surrogate models during calibration became commonplace in engineering fields where simulations are used to predict complex systems’ behavior, such as aircraft engines or power plants. The calibration process can be defined as the process of adjusting the behavioral parameters of the simulation model in order to match observed input data, such as experimental results or field measurements.

The use of surrogate models in calibration has been extensively studied in the literature. For example, a review paper [183] provides an overview of surrogate modeling techniques and their application in calibration. The paper discusses various types of surrogate models, such as polynomial regression, Kriging, support vector machines, neural networks and compares their performance in different calibration scenarios.

A study [184] discusses the use of a surrogate model for calibration, with a particular focus on the temperature of the gas turbine blade. The authors employ a Bayesian approach and train the model using Latin hypercube sampling.

Overall, the use of surrogate models in calibration has been extensively studied in the literature. For example, [183] provides a comprehensive overview of surrogate modeling techniques,

which are directly applicable to the calibration of computationally expensive simulation models such as MATSim. Similarly, [184] illustrates the use of surrogate-based calibration in a complex engineering context. Although these studies are not specific to transportation, they highlight methodological approaches that can be transferred to agent-based transport simulation. Thus, the objective of this section is to build a process to apply surrogate modeling in the transportation field and specifically to calibrate MATSim.

6.4.2 Calibration process

Having as a constraint the time needed for MATSim to reach equilibrium, the calibration of a time-consuming multi-agent system like MATSim may require the use of a meta-model to efficiently approximate the output of MATSim with some precision. To build this meta-model as a surrogate, a methodology is described in this subsection based on [181]. The method used in this paper involves using machine-learning techniques to create a surrogate meta-model for ABM calibration. This surrogate meta-model acts as an approximation of the relationship between the inputs and the outputs of the ABM, allowing the calibration of the ABM. The method is based on iterative sampling of different combinations of parameters, evaluating the ABM for each combination, and using the results to train the surrogate model. Subsequently, the surrogate model is used to predict the ABM output for new combinations of parameters. Using a surrogate model that can approximate the output of an ABM quickly enables users to evaluate a broader range of parameters compared to a manually tested set. Thus, the objective is to build a surrogate model to reproduce the MATSim output. With the help of the surrogate model and intelligent sampling, the objective is to calibrate the carsharing mode in MATSim in the same way as in other fields such as operational research [185] and [186]. These papers outlined the importance of using surrogate models in operational research. These papers showed examples of using this method. The process presented in this paper adapted the approach of using surrogate modeling together with intelligent sampling in the case of MATSim calibration for carsharing mode.

The process is described in schema 6.1. To understand the information transmitted from one step to another, the following table 6.1 presents the detailed data.

Table 6.1 Transmitted data from one step to another

Variables	Explanations
OS_{cs}	Observed carsharing share
PV_i	Parameters vector i
$PS_i = [x_i, y_i]$	Parameters space for parameter i
$MATSim(PV_i) = MS_{csi}$	$MATSim(PV_i)$ means running MATSim with the parameters PV_i and MS_{cs} is the carsharing share as MATSim simulation output
$SurMod(PV_i) = SugModS_{csi}$	$SurMod(PV_i)$ means running the surrogate model with the parameters PV_i and $SugModS_{cs}$ is the carsharing share as surrogate model output
PV_j	Not evaluated parameters vector j in the surrogate phase
PV_k	Not evaluated parameters vector k in MATSim phase
PV_{calib}	Calibrated parameters vector

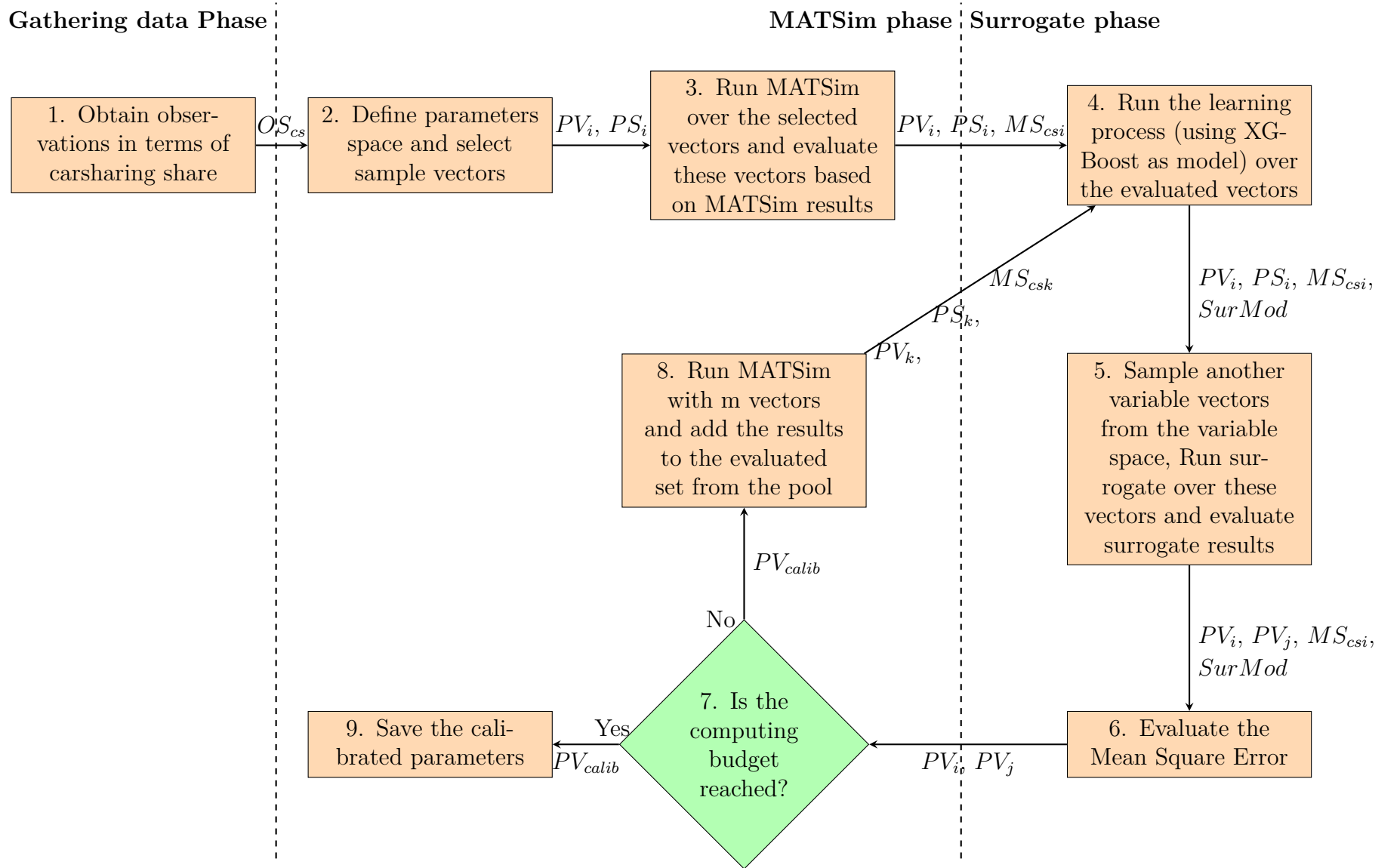


Figure 6.1 Calibration process

In order to implement the methodology presented in figure 6.1, the user has to first choose the surrogate algorithm. Depending on the ABM requirements, users can choose one of the existing machine learning algorithms with the aim of replacing the ABM. The user must select the parameters spaces of the agent-based system, being careful not to select values that are not realistic. The second choice the user has to make is a sampler algorithm. The user has to choose a sampling algorithm with the objective of drawing samples from the parameter space so that the drawing is not completely random. At the end of a calibration iteration, a budget-related test is performed. In our case, we chose a quasi-random Sobol sampling [187] to select the vectors. This choice is justified later in this paper. Subsequently, the machine learning algorithm chosen as the surrogate is the XGboost algorithm. This algorithm has been chosen because XGBoost is known for its impressive predictive capabilities and has been shown to be successful in a variety of machine learning challenges and real-world scenarios ([188] and [189]). It is especially favored in predictive modeling tasks such as regression and classification, where accuracy is of utmost importance. The paper [86] implements the use of a meta-model to calibrate MATSim where the calibration value used is the link count. Our paper addresses the issue of performance by establishing a process tailored to the utilization of surrogate model, such as the XGboost algorithm, to adjust a particular mode behavioral parameters using a different value for calibration, such as modal share instead of link count. Here, the mode that is being calibrated in MATSim is carsharing, with the carsharing mode share as the desired calibration value. It should be noted that the term iteration used in the process description refers to the calibration iteration. As for MATSim simulations, they are carried out until equilibrium is reached in order to be able to use the results in the equilibrium state. The process steps are presented in the following step description.

Step 1 The first step consists in gathering carsharing data to have its modal share. This share will be used in the process as the observed data that the model needs to meet as agent's behavior.

Step 2 The second step consists in defining behavior parameter spaces that encapsulate the agent's behavior for which the surrogate will be trained and will replace the agent's behavior in MATSim platform. In our case, it is the parameters related to carsharing that reproduce the behavior of the agents with regard to this transportation mode in MATSim. The space for each of these parameters is presented in table 6.2 and an example of their values in a configuration file is presented in table 6.3).

Table 6.2 Parameters' space for the calibration process

Parameters	Parameter's space
Constant oneway carsharing	(-1,1)
Distance Fee oneway carsharing	(-1,1)
Rental price time oneway carsharing	(-1,1)
Search distance oneway carsharing	(500,1500)
Time fee oneway carsharing	(-1,1)
Time parking fee oneway carsharing	(-1,1)
Travelling oneway carsharing	(-10,10)
Constant twoway carsharing	(-1,1)
Distance Fee twoway carsharing	(-1,1)
Rental price time twoway carsharing	(-1,1)
Search distance twoway carsharing	(500,1500)
Time fee twoway carsharing	(-1,1)
Travelling twoway carsharing	(-10,10)

Table 6.3 Example of parameters values that can be used in the calibration process

Parameters	Parameter's example values
Constant oneway carsharing	-0.4
Distance Fee oneway carsharing	-0.5
Rental price time oneway carsharing	-0.5
Search distance oneway carsharing	1000
Time fee oneway carsharing	-0.25
Time parking fee oneway carsharing	-0.1
Travelling oneway carsharing	-5
Constant twoway carsharing	-0.5
Distance Fee twoway carsharing	-0.25
Rental price time twoway carsharing	-0.25
Search distance twoway carsharing	900
Time fee twoway carsharing	-0.35
Travelling twoway carsharing	4

The second part of this step concerns the selection of vectors composed of values of the carsharing parameters. To perform this selection in a non-random manner, the quasi-

random sampling algorithm Sobol [190] is used. This sampling strategy, belonging to the class of quasi-Monte Carlo methods, is known to outperform standard approaches like Monte Carlo and Latin hypercubes, particularly when sampling from distributions with unknown topology. Sobol sampling ensures uniformity of distribution and efficient implementation, as demonstrated in [191]. Although the standard design is expensive to compute in high-dimensional spaces and offers little or no advantage over random sampling [192], the pool integrated at this point allows the algorithm to learn a good surrogate model. A faster sampler is prioritized to reduce the high computational cost of running the models, given the trade-off between the pool's good approximation of the parameter space and the speed to obtain it.

Step 3 Initially, a group of samples is randomly chosen from a larger pool. A sample is a combination of parameter values composing a vector. These selected samples undergo an evaluation process where their parameters are run through MATSim and the resulting model outputs (simulated carsharing modal shares) are compared with a chosen calibration measurement (actual carsharing modal share). This comparison helps to identify which parameter combinations are positive or negative calibrations. At this point, a pool of evaluated vectors is created to contain the vectors and their labels (positive or negative). This phase is known as the initialization stage of the process. Subsequently, the following steps outline the iterative process.

Step 4 Well known for its high accuracy and performance, Extreme gradient boosting (XGBoost) [110] is a popular choice for data scientists and machine learning practitioners. Thus, this is the model chosen in this step to gain knowledge of the results of MATSim. It is a highly efficient and scalable machine learning algorithm that is used for both classification and regression problems. It is an implementation of gradient boosting [193], a powerful ensemble learning technique that combines the predictions of multiple weaker models to create a stronger one. In XGBoost, decision trees are used as the base models and the algorithm trains these trees using the gradient descent optimization algorithm. Additionally, XGBoost offers a variety of hyperparameters (Prior to the commencement of the training process, hyperparameters are set to control the behavior of the boosting algorithm. Here are some commonly used hyperparameters in XGBoost : learning rate, n estimators, and maximum depth) that can be adjusted to optimize the performance of the model, such as learning rate, number of trees, and tree depth. In our case, these hyperparameters were not changed.

In practical applications, XGBoost has been used to solve various real-world problems, such as predicting customer tendencies, classifying images, and identifying fraud in

financial transactions. XGBoost has also been used to calibrate ABMs [181]. This work demonstrates the various applications and effectiveness of XGBoost as a machine learning tool. Thus, in this process, XGboost is trained on the same set of parameters evaluated by MATSim. As it is a machine learning module that is trained, the following steps are used:

1. The data is split in two sets (training set and validation set). The data used is the one provided by step 3 : The set of vectors used and the results of MATSim simulations.
2. The loss function is used to measure how well the model performs during training. This measure is a comparison between the output of the model and the expected values.
3. The optimizer is a method that updates the model's parameters during training to minimize the loss function using one of the known methods such as Stochastic Gradient Descent [194], Adam [195] or AdaGrad [196].
4. During the training phase, the model is trained on the training data set, and its parameters are updated based on the optimizer and the loss function.
5. Once the model has been trained, it is evaluated using the validation set.

Finally, the resulting XGBoost model which has been learning on the data coming from Step 3 (set of vectors and their corresponding carsharing shares) is assumed to give a good approximation to MATSim outputs. Measuring the quality of the approximation will be introduced in step 6.

Step 5 In this step, another sample is selected from the parameter pool. The surrogate runs over the selected set. The surrogate outputs (carsharing shares) are evaluated in a comparison with the calibration measurement (carsharing share). These vectors are added to the evaluated vectors pool created in step 3. As the iterations progress, the pool of evaluated vectors expands. Eventually, this set becomes larger than the pool of vectors that can be manually evaluated by the user. One of the advantages of this approach is the evaluation of a large pool of vectors.

Step 6 In order to assess the performance of the surrogate algorithm, the mean square error (MSE) [113] is chosen. MSE is a measure of the difference between the estimated values and the true values of a data set.

Commonly used in regression analysis and machine learning as a loss function, MSE is used in our case to assess the performance of the surrogate algorithm. Therefore,

the performance of XGBoost is calculated by taking into account the predicted values (surrogate model results) and the objective value of carsharing share. The vector with the lowest MSE is considered the best vector approximating the objective share of carsharing.

Mathematically, it can be expressed as:

$$MSE = \sum_{i=1}^n \left(y_o - y_s^n \right)^2 / n$$

With : y_o is the objective carsharing share and y_s^n is the surrogate's output carsharing share during the calibration iteration n .

Step 7 Since one of the challenges of MATSim calibration is the significant time required to reach equilibrium, a maximum number of calibration cycles is set as the calibration budget. In this step, a test is carried out to know if the budget is reached (in this case the parameters set is saved in Step 9) or not (Step 8 is performed). The calibration process may be stopped before reaching the budget limit if convergence is reached. Convergence is defined as a negligible improvement in MSE over successive iterations, based on a predefined threshold. In this study, no strict numerical threshold was defined apriori. Convergence was assessed based on the stabilization of MSE over successive iterations, in other words, when the improvements became negligible in practice.

Step 8 Similar to Step 3, a group of samples is chosen from the pool based on the set of parameters evaluated previously. These selected samples undergo an evaluation process in which their parameters are run through MATSim (each MATSim simulation is carried out until equilibrium), and the resulting model output (simulated carsharing shares) is compared with a chosen calibration measurement (carsharing share). These results are added to the evaluated set of parameters. The objective of this step is to add more evaluated vectors to the evaluated pool created in Step 3. Afterward, in Step 4, XGBoost is retrained on the augmented evaluated vectors pool.

Step 9 If the fixed number of calibration cycles is reached, the last set of parameters is saved as the calibrated values, giving the closest value of carsharing share to the observed value.

6.4.3 Case study

In a MATSim simulation, agents make travel decisions based on their perceptions of the costs and benefits of different modes of transportation, and the simulation generates outputs that

reflect the resulting travel behavior. If behavioral parameters are calibrated, these results can be analyzed to understand how changes in transportation systems, land use, or other factors affect travel behavior.

To demonstrate the possibility of calibrating MATSim using a surrogate method, the Sioux-falls scenario [2] is chosen. The Siouxfalls scenario is a traffic simulation scenario for the city of Sioux Falls, South Dakota. It was created to study transportation systems and understand the interactions between transportation, land use, and human behavior [114] [2]. This scenario is typically modeled using MATSim framework.

In the Siouxfalls scenario, the city is represented as a network, and individuals are modeled as agents that determine their routes based on factors such as origin, destination, and mode of transportation. The simulation also includes a representation of the city's transportation infrastructure, including public transit systems, bike lanes, and pedestrian bridges, as well as land use patterns such as residential, commercial, and industrial. The Siouxfalls scenario is widely used as a testing ground for transportation research because it provides a real-world context that can be used to study various transportation issues, such as mode selection, traffic accessibility, energy consumption, the greenhouse effect, and gaseous emissions. Most of all, it was selected among American cities because it was very practical since it had a public transit system, and it was a small city.

Designed using the MATSim framework, this scenario (figure 6.2) includes representations of the city's transportation infrastructure, including public transit systems, the use of personal cars, and walking. The goal of using the Siouxfalls scenario is how quickly the MATsim simulation reaches the equilibrium state. The value of calibrated objective is the one taken in the equilibrium state. To adapt this scenario to our needs, carsharing module ([28], [80] and [115]) available in MATSim was added to the Siouxfalls scenario. To add carsharing stations in each network node, the first step was to define the locations of the nodes in the network. The Sioux Falls scenario includes 24 nodes, which represent key locations in the city, such as residential areas, shopping centers, and transportation hubs. The second step was to add 24 carsharing stations, one at each node in the Siouxfalls network. Each station hosts 6 vehicles. The third step was to identify suitable locations for carsharing stations among the Siouxfalls scenario network. Furthermore, travel demand data had to be modified to reflect the availability of carsharing as a new mode of transportation. This step involved adjusting the mode choice parameters to reflect the agent's preferences for carsharing versus other modes, such as using personal cars, taking public transit, or walking.

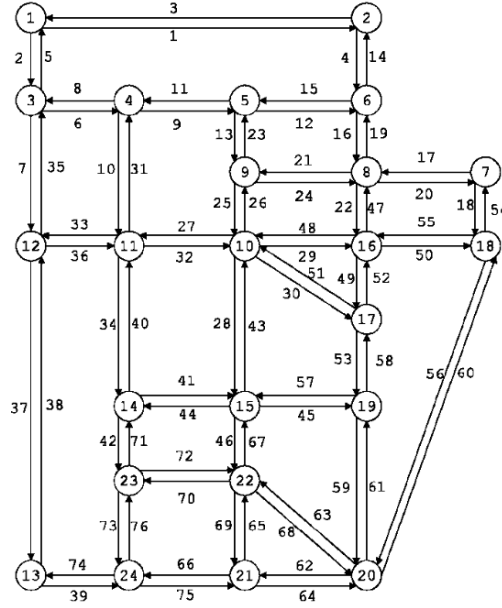


Figure 6.2 Siouxfalls Network [2]

Among the population of Siouxfalls the right to use carsharing is granted based on agents location. Agents who live within 500 meters of a carsharing station and who have a driver's license are granted the right to use the carsharing system. The objective is to define a realistic pool of potential users at the initialization stage of the simulation. This assumption is necessary because agents cannot be dynamically added during the simulation process in MATSim. It is important to mention that having access to the carsharing system does not imply actual usage. Agents are still subject to the mode choice model and will only select carsharing if it provides a higher utility compared to other available transportation modes. Therefore, this assumption ensures that potential demand is not artificially constrained, while actual usage remains behaviorally determined by the simulation. During the simulation, agents choose the best possible combination of transportation modes to be able to achieve their daily plans. Once these modifications have been made, the Siouxfalls scenario with the addition of carsharing stations in each network node can be used to evaluate the modal share of carsharing.

The Siouxfalls scenario is already calibrated for the existing transportation modes (walk, transit and private cars). In this work the calibration is to have a set of parameters related to carsharing mode knowing that the already existing parameters for the other modes are calibrated. To explain the steps described in the previous section, a numerical example for the first iteration is detailed as follows:

Step 1 The first step is to have the calibration objective. In this case study, the observed carsharing share is the objective. This share is equivalent to 15%. The budget is 20 calibration iterations.

Step 2 The second step requires the definition of behavior parameter spaces that encapsulate agent's behavior. As shown in the Step 2 explanations in the previous section, the parameters considered for this case study are presented in the table 6.2. These parameters are specifically related to carsharing. As other modes' parameter values have already been calibrated, they will not be changed in this process. The second part of this step is to select vectors composed of the carsharing parameters presented above. For example, the parameters selected are presented in the table 6.4.

Table 6.4 Example of parameter values selected

Parameters	Vector 1	Vector 2	...
Constant oneway carsharing	-0.4	0.3	...
Distance Fee oneway carsharing	-0.5	0.5	...
Rental price time oneway carsharing	-0.5	0.2	...
Search distance oneway carsharing	1000	750	...
Time fee oneway carsharing	-0.25	0.5	...
Time parking fee oneway carsharing	-0.1	0.3	...
Travelling oneway carsharing	-5	-2	...
Constant twoway carsharing	-0.5	0.3	...
Distance Fee twoway carsharing	-0.25	0.2	...
Rental price time twoway carsharing	-0.25	-0.5	...
Search distance twoway carsharing	900	800	...
Time fee twoway carsharing	-0.35	0.7	...
Travelling twoway carsharing	4	3	...

Step 3 The group of samples randomly chosen from a larger pool is transferred from Step 2 (PV_i) together with their defined spaces (PS_i). To evaluate the MATSim output using these different configurations, MATSim simulations are run using these configurations. For each simulation, the carsharing share is the result that will be considered for the calibration process. For example, the carsharing share for the vector 1 presented in 6.4 is 10.4%.

Once these results are obtained, the vectors are labeled, i.e., they are given negative and positive labels. A negative label means that the distance between the carsharing share

for a vector and the objective carsharing share is greater than the distance between the previous vectors' carsharing shares and the objective carsharing share. With these results, the initialization phase is complete.

Step 4 Step 4 concerns the learning process. XGBoost, the chosen model, is fitted using the results of Step 3 (Observed carsharing share (OS_{cs}); Parameters vector i (PV_i); Parameters space for parameter i ($PS_i = [x_i, y_i]$) and MATSim results for parameter vectors PV_i ($MATSim(PV_i) = MS_{csi}$)). During the first iteration, the learning process is started using 20 PV_i and their 20 MATSim results (MS_{csi}). This evaluated pool sees its number increasing over the iterations, since Step 5 and Step 8 add other results to the evaluated vectors' pool used for the XGBoost learning process.

The results obtained by running simulations with different vectors are presented in figure 6.3. When using MSE to evaluate the performance of a regression model, having good results mean that the predictions made by the model are close to the actual values.

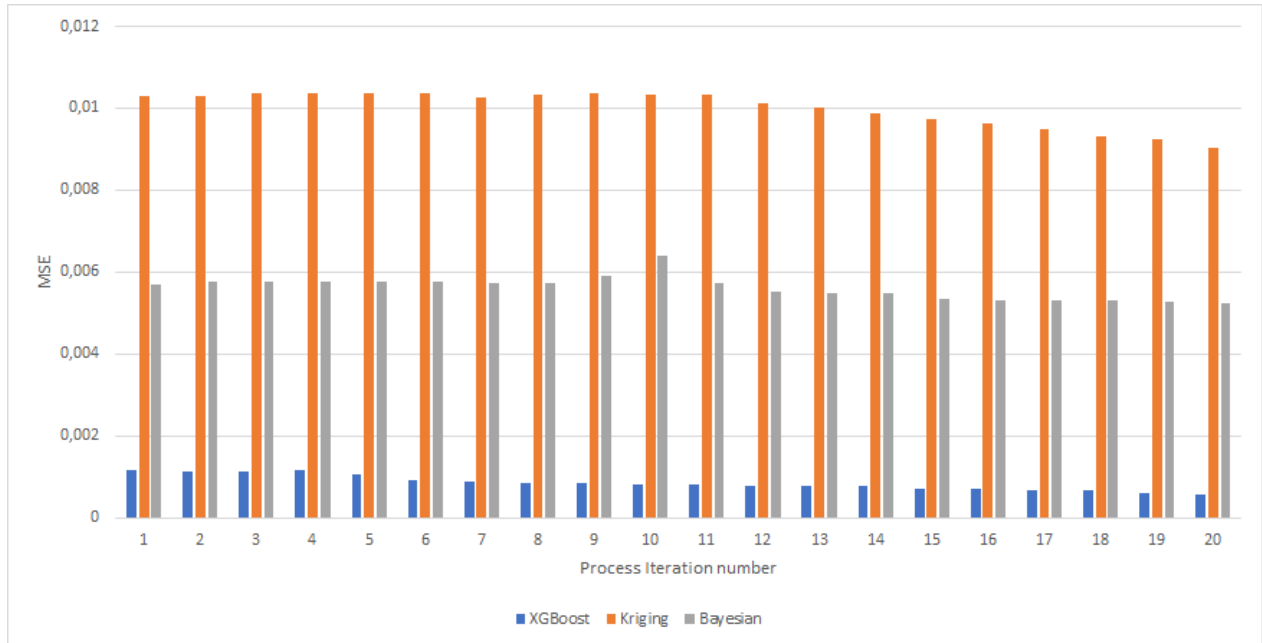


Figure 6.3 MSE per process iteration for 3 methods

In our case, the MSE values decrease as the calibration iterations progress. This decrease can be noticed for the 3 methods used. However, the MSE values are lower when using XGBoost as a surrogate model. This result means that, for the calibration of the carsharing mode in the MATSim platform, the XGBoost method is the best method among the 3 tested in this paper. If we want to rank the three methods, XGBoost

would be the best performer, followed by the Bayesian approach, and finally Kriging. The ranking is a result of the model's characteristics and its capability to replicate MATSim behavior. It is important to understand that the ranking could vary with a different agent-Based Model.

Step 5 Having a trained XGBoost model, another sample of vectors is drawn from the parameter's pool. This sample is drawn based on the vectors evaluated in previous steps. The XGBoost gives the carsharing share for each one of these vectors. Then, on the basis of these results, the vectors are evaluated in order to have vectors that are negatively and positively evaluated.

Step 6 In this step, the MSE is evaluated for each iteration. For the first iteration, the MSE value is ≈ 0.00115 . At the end of the 20 iterations, the overall MSE results are presented in figure 6.4. During the 20 iterations, the XGBoost MSE results are decreasing (figure 6.4) which means that the XGBoost surrogate model reproduces a good approximation of the carsharing share in comparison to the output of the carsharing share as a MATSim result.

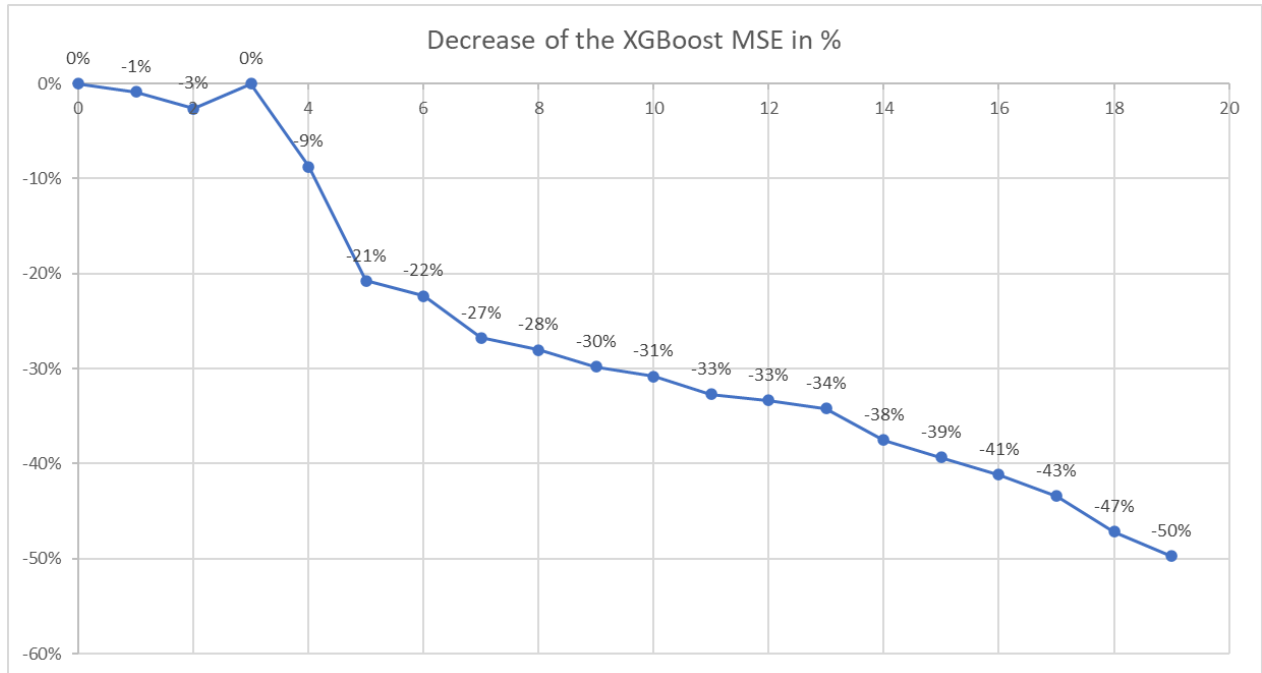


Figure 6.4 Decrease of the XGBoost MSE in %

Step 7 In this case study the maximum calibration budget is 20 iterations. Since the objective to reach the needed carsharing share was not reached, the computation was carried out until the maximum calibration iteration budget.

Step 8 In the case where the objective of carsharing share is not reached and the budget is still available, a group of samples is chosen from the pool based on the set of parameters evaluated previously. These vectors have the same structure as those presented in the table 6.4. The number of vectors can be less than or more than the vectors selected in Step 3. The objective of this step is to add more evaluated vectors based on the MATSim results to the pool of evaluated vectors. Afterwards, XGBoost is trained on the augmented evaluated pool in Step 4. In addition to the increased number of vectors, XGBoost will have more MATSim evaluated vectors in the training set. This addition helped XGBoost to reach a better approximation of the MATSim outputs.

Step 9 In the case study, the budget of 20 iterations was reached before having the needed carsharing share of 15%. The last calibration vector presented in table 6.5 gives a carsharing share of approximately 13.3%.

In conclusion, MATSim is run several times with the Siouxfalls scenario and several vectors representing the configuration parameters related to station-based carsharing. The objective is to reach equilibrium for each vector. Subsequently, the surrogate algorithm (XGboost) is launched to learn the results of the simulations. Once this step is done, the algorithm is used to compute the carsharing share according to the vectors chosen. The following section presents the results of the calibration process.

6.5 Results and discussion

This work involves combining an agent-based simulation model with a surrogate modeling approach. The objective is not to introduce a new simulation model or a novel surrogate technique but to develop an integrated calibration framework adapted to computationally expensive transport simulations (MATSim). In this context, the surrogate model is used as a means to approximate the relationship between input parameters and simulation outputs. This work enables a more efficient exploration of the parameter space. While surrogate models and machine learning methods such as XGBoost have been widely applied in other domains, their use for the calibration of large-scale agent-based transport models remains relatively limited. The main contribution of this work lies in the design of a structured and iterative calibration process that combines simulation and surrogate modeling. This approach allows for a significant reduction in computational cost while maintaining calibration accuracy. Furthermore, the framework incorporates a systematic sampling strategy and iterative refinement, making it suitable for complex models such as MATSim. Thus, the proposed approach contributes a transferable methodological framework for the efficient calibration of

agent-based transport simulations rather than a novel surrogate modeling technique.

In more detailed way, to perform the calibration using the process described above and to ensure that XGBoost is the best method for our case study, two other methods have been added using the same process. The two methods chosen are Kriging [197] and Bayesian [198]. The Kriging method uses a Gaussian process to model the correlation between behavioral parameters and output results. The Bayesian approach can be employed to approximate an objective function, which could be a costly simulation or the assessment of a complicated system. In addition to that, those methods (Bayesian and Kriging) are chosen because literature exists already in which they are used to create surrogate models in complex ABMs calibration processes. To compare the three methods, the MSE is computed for each method in each calibration iteration. The mean and variance for each method are also compared.

In figures 6.3 and 6.4, one can notice the existence of peaks in some calibration iterations. These results can be explained by the choice of vectors that at the end of a cycle did not give a better value than the previous vectors. However, overall, the error computed with the last vector remains lower than that computed for the first vector of parameters. If the calibration budget is spent and the parameters' vector of the last calibration iteration produces a MSE that is higher than the lowest produced thus far, one should get the vector corresponding to the latter as the set of calibrated behavioral parameters.

The table 6.5 presents the values of the parameters at the beginning of the calibration process. The values on the right are those obtained at the end of the calibration process. The results presented in this table were obtained in about 9 hours of computation time for each calibration iteration. This value is significantly lower than manual calibration or using only MATSim in an iterative process. Using only MATSim obliges users to wait for MATSim to reach equilibrium, or at least not to be far from this state, to know if the parameter values are the ones allowing the carsharing share objective to be achieved. The iterative process with MATSim alone to perform the calibration can take several days compared to the current process, which takes less than a day to obtain satisfactory calibration results. As an indication, the machine used for the calibration is equipped with an Intel Quad-Core i7-4770-3.4GHz processor and 32 GB RAM. A single MATSim simulation takes approximately 3 hours to reach equilibrium. On one hand, for the calibration process with a budget of 20 calibration iterations and a warm MATSim start in order to evaluate the results using 20 different parameters' sets, the process takes approximately 23 hours to reach a calibrated parameters. On the other hand, to perform the calibration in a classical way with 25 MATSim simulations to test 25 different parameters, the calibration can take around 3 days.

Table 6.5 Parameters values at the beginning and at the end of the calibration process

Variables	Process start	Process end
Constant oneway carsharing	-0.5	-0.4
Distance Fee oneway carsharing	-0.5	-0.25
Rental price time oneway carsharing	-1	-0.25
Search distance oneway carsharing	500	750
Time fee oneway carsharing	-0.5	-0.25
Time parking fee oneway carsharing	-0.5	-0.025
Traveling oneway carsharing	-10	-6
Constant twoway carsharing	-0.5	-0.4
Distance Fee twoway carsharing	-0.5	-0.25
Rental price time twoway carsharing	-1	-0.25
Search distance twoway carsharing	500	750
Time fee twoway carsharing	-0.5	-0.25
Traveling twoway carsharing	-10	-6.0

In figure 6.5, the 3 approaches are compared using the mean and the variance. In this figure, XGBoost is the approach with the lowest mean of MSE values together with a high density. This means that the XGBoost is the most suitable approach for this paper's case study. XGBoost is followed by the Bayesian approach, then the Kriging approach.

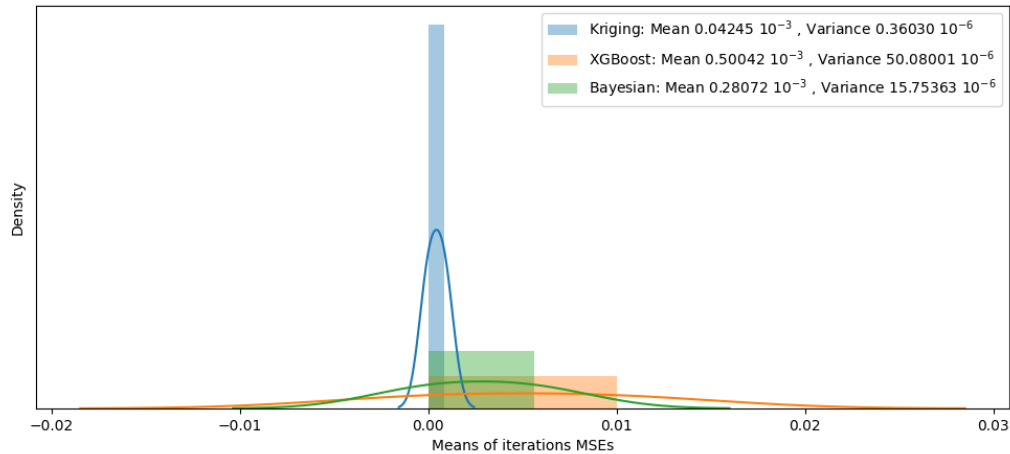


Figure 6.5 Performance of each method based on their means and variances

While surrogate modeling can be an effective approach to calibration as shown in the MATSim

case, there are some limitations to be aware of:

1. **Accuracy:** Since surrogate models are built to approximate complex models' behavior instead of reproducing the exact output, they are less accurate than the original model. This can lead to errors in the calibration. Whoever wants to use this method to calibrate MATSim must be aware of such an issue and can decide to intervene in the process when the error is higher than a certain value with which the user is satisfied. More specifically, XGBoost approximates the carsharing modal share used in our case to calibrate MATSim. If the approximated value of this share starts to diverge from the objective calibration value, the user can decide to stop the process in order to put the process back on the path of convergence with specific choices of the agents behavioral parameters previously evaluated in the same process.
2. **Model selection bias:** The accuracy of the surrogate model depends on the quality of the training data used to build it. If the training data are biased or incomplete, the surrogate model may not accurately capture the behavior of the complex model. Training data are produced by multiple MATSim runs (Step 3); using a limited number of MATSim runs can introduce bias in the data fed to XGBoost, as it corresponds to a limited part of the parameter space being explored.
3. **Computation time:** Developing a surrogate model can require significant computational resources, particularly for complex models with a large number of behavioral parameters and large scenarios. Before deciding to use surrogate modeling to calibrate MATSim, one should evaluate pros and cons of using manual calibration in comparison with the method presented in this paper. As a general rule, in the case of a small scenario with a limited number of parameters, one may prefer to manually calibrating MATSim. For large scenarios, the methodology presented provides a substantial time reduction going from hours or days to reaching the equilibrium for a given MATSim scenario to having the scenario results in minutes.
4. **Limited transparency :** Understanding how the surrogate model predicts the output can be difficult, as surrogate models are usually perceived as black-box models since it's internal workings are not easily understandable or explainable to a human observer.

In terms of the scalability of the approach presented in this paper, it can be implemented in large-scale situations like the Montreal scenario without any adjustments. The only noticeable variation lies in the computational time. The approximate duration needed to complete the calibration process can be computed as follows:

$$Time_{calibration} = n * MCT + n_{CI} * (m * MCT + time_{LP} + time_V)$$

Where:

- MCT = computational time of MATSim needed to achieve equilibrium for a specific scenario;
- n = number of vectors sampled in step 2;
- m = number of vectors sampled in step 8;
- n_{CI} = number of calibration iterations;
- $time_{LP}$ = duration of the learning process;
- $time_V$ = time taken to select the vectors.

It should be noted that : $time_{LP} \ll MCT$ and $time_V \ll MCT$. Thus, the computation time for the calibration process can be approximated as follows :

$$Time_{calibration} \approx (n + n_{CI} * m) * MCT$$

In this paper, the methodology outlined has enabled the calibration of MATSim for carsharing in the Siouxfalls scenario case study. The relevance of this approach becomes more significant as the complexity of the scenario to be calibrated in MATSim increases.

6.6 Conclusion

MATSim simulations often rely on various parameters and assumptions. The sensitivity of the carsharing model to these parameters should be fully understood and tested to ensure the robustness of the results. In fact, by seeking greater precision in carsharing calibration, the objective is to calibrate carsharing's modal share in the area of study.

As discussed in the methodology section, Cadlys [85] is a tool that allows automated calibration for MATSim. Cadlys' calibration process adjusts the probability of all agents selecting a plan so that it generates a simulated network condition consistent with the traffic count. It utilizes statistical techniques, such as maximum likelihood estimation and Bayesian inference, to identify calibration parameters that can reduce the discrepancies between the simulated and observed data. In a bit more detailed way, Cadlys uses prior entropy and

posterior entropy to adjust all path flows in a way that the vehicle counts are replicated to a satisfactory level. This methodology is based on link counts, while the methodology presented in this paper is based on surrogate modeling, especially XGBoost in the case of our case study. The difference between these two methodologies is the statistical methods used (entropy vs. XGBoost) as well as the calibration basis (link counts vs. modal share) used to achieve the calibration. Overall, in comparison with Cadyts’s calibration process, our calibration process is less precise since the calibration is performed at a more aggregated level, but our methodology acts directly on the behavioral parameters rather than on the probabilities of agents choosing a plan, which is one of the internal mechanisms of MATSim and the behavior meaning of that process is less clear.

Using surrogate modeling has some advantages for MATSim calibration, but has limitations to consider, like complex model behavior approximations that are less accurate than the original model. Users should be aware of this and intervene when the error exceeds an acceptable threshold. The accuracy of the surrogate model depends on the quality of the training data, and biased or incomplete data can affect its performance. In addition, limited MATSim runs can introduce bias if only a small part of the parameter space is considered. Developing a surrogate model can be computationally demanding, especially for complex models with many parameters and large scenarios. Manual calibration may be suitable for small scenarios, while surrogate modeling is more suitable for large scenarios where equilibrium is reached over days.

With the results obtained in our case study, the Siouxfalls scenario with the use of the car-sharing mode in addition to conventional transportation modes, the values of the carsharing parameters make it possible to reproduce the behavior of users throughout the territory of Siouxfalls while assuming that the other transportation modes are calibrated. Therefore, the methodology presented in this paper allows users not only to calibrate MATSim in the case of carsharing but also to calibrate other modes of transportation if necessary. Additionally, this methodology can be adapted to other simulation platforms in transportation or in other fields for calibration purposes. Thus, in comparison with previous works using surrogate modeling to calibrate MATSim, this paper offers a way to calibrate a new mode under the assumption that the other existing modes are calibrated. If the mode in question has a large modal share, however, one should be careful, as the process could result in unrealistic shares for the other modes. To address this issue, one may need to consider the modification in the demand distribution (this demand is distributed geographically and temporally to accurately represent real-world usage patterns); the mode choice interaction (the utility functions in MATSim already capture this behavior where an increase in a mode share comes from a decrease in other mode shares); and the impact on the network usage (the potential for a

mode to modify travel patterns and the traffic flow can be considerable). These users are likely to have a preference for certain routes or destinations, which could result in a shift in the traffic distribution and the level of congestion.

However, this methodology presents some limitations, in particular, a risk of divergent results as outputs of the surrogate algorithm. Indeed, since the surrogate algorithm is trained on a limited number of evaluated vectors, it presents a risk of producing simulation results that are increasingly distant from what MATSim could have given as the output of the simulation. To address this problem, our future work will focus on the modification of building the surrogate modeling part in the calibration process to control the phenomenon of discrepancy that can be noticed between the carsharing share from the MATSim output and the same share from the surrogate output. Another limitation comes from the adequacy of the surrogate model choice with the MATSim ABM. Future work that must be done to have better results is a comparison between the model chosen in this work and other surrogate models that can be used in similar processes.

Now that the carsharing mode can be calibrated over the entire territory of Sioux Falls, another objective of our future work is to calibrate this transportation mode on a local scale (for example, a certain sector of the city or even a station). To achieve this kind of calibration, the user may face some challenges related to understanding whether the model outcome is more or less sensitive to changes of certain parameters. Since the carsharing module in MATSim relies on various parameters and assumptions, its sensitivity should be tested and understood to ensure the accuracy of the calibration results as well as to avoid overfitting issues that may arise from excessive calibration.

CHAPITRE 7 ARTICLE 3 : OPTIMIZING THE EXPANSION OF A CARSHARING NETWORK: A SIMULATION BASED METHODOLOGY AND AN APPLICATION FOR THE CITY OF MONTREAL

Idriss El Megzari

Département des génies civil, géologique et des mines
Polytechnique Montreal, 2500 Chem. de Polytechnique, Montreal (QC), Canada, H3T 1J4
Email : idriss.el-megzari@polymtl.ca

Francesco Ciari, Professeur

Département des génies civil, géologique et des mines
Polytechnique Montreal, 2500 Chem. de Polytechnique, Montreal (QC), Canada, H3T 1J4
Email : francesco.ciari@polymtl.ca

Jean-Marc Frayret, Professeur

Mathématiques et génie industriel
Polytechnique Montreal, 2500 Chem. de Polytechnique, Montreal (QC), Canada, H3T 1J4
Email : jean-marc.frayret@polymtl.ca

Soumis dans : Data Science for Transportation

Note sur l'article : Des modifications mineures ont été apportées à l'article soumis afin d'assurer la cohérence avec le manuscrit de la thèse et de répondre aux commentaires du jury. Ces ajustements n'affectent pas le contenu scientifique ni les conclusions de cet article.

La version publiée demeure la référence officielle.

Date de soumission : 2025-10-31

7.1 Abstract

The increase in the need for sustainable urban mobility has made carsharing systems an interesting alternative to personal vehicle ownership. Our study proposes a methodology allowing the expansion of carsharing systems by choosing optimal station locations using MATSim simulations together with advanced optimization algorithms. Using an accessibility metric, this paper identifies optimal station locations that maximize user accessibility. The methodology was applied to Montreal's carsharing network to demonstrate its benefits. The

expansion of carsharing system process used iterative simulations that assess the baseline and extended scenarios. To identified target regions and ideal station placements, a clustering method and TABU search algorithms were used. Significant improvements in trip counts and distances, particularly during peak hours, are demonstrated by the outcomes of ten expansion cycles. The suggested method demonstrated more alignment with user behavior and geographical demand, enhancing overall system usage, in contrast to selecting random carsharing station sites within the targeted areas. All things considered, this study shows how simulation and optimization methods can be combined to tackle the challenges of carsharing network planning. In addition to the methodological contribution, this study highlights how simulation and optimization outcomes can be used to develop urban policies and supporting planners and carsharing operators in designing stations' deployment strategies. To further improve demand projections and make sure that variations in urban settings are taken into account, future study should add dynamic aspects like weather and temporal variations.

Keywords: Carsharing, MATSim, Expansion, Optimization, Simulation

7.2 Introduction

In recent decades, the number of personal vehicles has increased, which presents a great challenge, especially in urban areas. Traffic congestion is one of these problems [117] which is a symptom of a increased need for mobility. To meet this growing need for mobility, new and renewed travel modes have emerged. Carsharing is one of these solutions. The carsharing mode allows individuals to rent vehicles for short periods of time, often by the hour or minute, rather than owning cars. This service is provided by companies or cooperatives that maintain a fleet of vehicles distributed at various locations, usually in urban areas [6], [43]. Users can have access to these vehicles through a membership model, reserving them through an application or website and are charged according to the duration of the rental or the distance traveled [147]. Thus, the carsharing system has become a promising alternative for personal car ownership since it provides a cost-efficient transportation mode with a lower impact on the environment [6], [43]. In fact, since its implementation, carsharing has contributed to a decrease in the number of personal vehicles in urban areas. For station based carsharing, the strategic choice of station locations has been an important factor of success [199], and should be therefore selected in an optimal way with the objective of improving accessibility to the service for the customer, under budget constraints. Inefficiency in the usage of the fleet's vehicles can be a symptom of a poor choice of station locations, which would in turn increase operational costs and diminish user satisfaction. Thus, expanding the carsharing system by

choosing optimal station locations is important to maximize the benefits and efficiency of the system.

Optimizing carsharing station locations means taking into account several variables such as population density, land use patterns, public transportation networks, socioeconomic characteristics and travel behavior. Some methods are based on heuristic or rule-based approaches to choose stations' locations [200], while more advanced methods use detailed simulation and optimization techniques to address the complexity of this challenge. The most important works that implement the methods cited earlier are presented in the background section.

In this paper, we propose an approach that tackles the problem of optimally expanding carsharing systems and we present an application of this approach for the city of Montreal. Our approach uses the Multi-Agent Transport Simulation (MATSim) framework [160]. MATSim is an agent-based simulation platform that allows for detailed modeling of individual travel behavior and the assessment of various transportation policies and scenarios. By introducing the accessibility metric for each carsharing station into an optimization process that includes MATSim, our goal is to identify optimal locations for new carsharing stations that maximize accessibility for users, with the overarching goal of improving the overall efficiency of the carsharing system. In this paper, efficiency refers to the ability to improve carsharing system performance, measured by total usage (e.g., number of trips), while minimizing the number of simulations required to identify high-performing station locations.

To detail this approach, the third section explains our methodology involving several key steps. First, we build a MATSim scenario based on the real usage of the carsharing system in the city of Montreal, including travel demand patterns, population distribution and existing transportation infrastructure. The Montreal scenario is used to generate the baseline scenario based on the results of the MATSim simulation. The regions where there is a need for carsharing stations are determined. We used an accessibility metric, defined in [47], which captures the ease with which users can access carsharing stations, considering factors such as walking distance and travel time. Using the baseline MATSim scenario and the accessibility metric, we implement an algorithm to identify potential locations for new carsharing stations.

To demonstrate the practical application and benefits of our approach, we conduct a case study in Montreal Island with an existing Communauto carsharing system. In this study, presented in the fourth section, in an iterative process, we simulate various expansion scenarios (one per iteration) and compare the performance of the optimized station locations against the baseline scenarios. Key performance indicators include accessibility metric, trip number, distance traveled using carsharing vehicles and overall efficiency of the system. The results highlight the potential of our methodology to significantly improve the planning and

operation of carsharing services. Furthermore, our study provides important information on the spatial and temporal dynamics of carsharing usage and the importance of using the accessibility metric presented in [47]. By analyzing travel patterns and accessibility measures, we can identify strategic decisions for future expansions. These insights are essential for urban planners and carsharing operators looking to improve the efficiency of their services.

Thus, in addition to the methodological contribution, this work directly addresses urban planning and policy applications. The proposed approach can be used as a planning and decision support framework for both carsharing operators and policymakers from different perspectives. For operators, our approach provides a data-driven framework to plan network expansions by identifying high-demand areas. For policymakers, it offers an evidence-based tool to assess station deployment. By including the accessibility metric into the optimization process, our approach offers policymakers the possibility to ensure that new locations align with broader urban mobility goals such as congestion reduction. Thus, as a decision-support tool for both perspectives (policymakers and operators), our methodology becomes not only a scientific contribution but also a valuable framework for strategic decision-making and network management.

7.3 Background

In general, optimizing carsharing station locations represents a complex challenge, since it involves various factors such as demand distribution or operational costs. In order to tackle this challenge, a data-driven mixed-integer linear programming (MILP) model can be used. As presented in [201], the objective is to facilitate the planning of one-way carsharing systems considering the spatial distribution of demand and station interactions. To guarantee efficient planning, [201] authors used the MILP model that includes vehicle relocation problems to address the imbalance between supply and demand in one-way carsharing services. In addition, Geographic Information Systems (GIS) can be used to leverage the hierarchical location model of the facilities to find ideal station locations and propose potential local patterns such as hotels, as demonstrated in a research study in Sao Paulo, Brazil [202]. Another paper [34] considers multiple factors to meet maximum user demand and cost constraints with the use of a non-linear integer programming model for station location. In this paper [102], the authors used statistical models and machine learning algorithms to select optimal locations for new stations together with adjusting existing stations by analyzing trip information and population data. In order to reach this objective, this paper used techniques like Logistic Regression with LASSO to estimate the potential travel demand. Furthermore, integration of charging infrastructure planning with daily charging operations is important for electric

vehicles carsharing services, as a two-level optimization problem can minimize the fleet's daily charging operation time, which can significantly reduce charging delays [203]. With the same objective, the paper [204] has as a goal strategically positioned charging stations to minimize the need for vehicle relocation. This work can be accomplished using a MILP formulation, which, when paired with a column generation approach, can reach a balanced flow across the network, as demonstrated in a numerical experiment utilizing real traffic and GIS data. These studies highlighted the importance of a holistic approach that combines various optimization techniques and data sources to improve the efficiency of carsharing station location planning.

Other important papers are those related to data analysis. In fact, data analysis plays an important role in optimizing carsharing station locations since it uses multiple methodologies and data sources to tackle the complex challenges of carsharing systems. The first significant approach involves using spatio-temporal data to estimate real demand at carsharing stations. This estimate helps to understand and predict the needs of carsharing members [205]. Another paper [206] showed that incorporating spatio-temporal autoregressive and moving average models, together with data from social networks, can improve the precision of demand estimation. This accurate estimation leads to better vehicle deployment strategies. Moreover, MILP models can optimize the planning of one-way carsharing systems using the demand spatial distribution and interactions between stations. This approach, shown in a case study in Beijing, China [207], demonstrates that increasing parking spaces to improve station interactions can significantly reduce operating costs. Furthermore, a holistic design approach can identify optimal station locations by analyzing walkability for site selection using GIS-based methods. This method was successfully applied in Palermo, Italy [100], demonstrating that the existing carsharing supply was undersized. In addition, this study highlighted the need for more stations and vehicles to meet demand. In this paper [208], the authors used dynamic pricing models to optimize station locations by minimizing vehicle unevenness between stations. By adjusting prices, carsharing members are encouraged to change their origins and destinations. This method helps to balance vehicle distribution. The efficiency of this method depends on the network topology of the stations. With these results, optimization techniques such as particle swarm optimization (PSO) can enhance station relocation strategies. Another paper [34] uses genetic algorithms as a solution for station location problems. In the case study in this work in Lanzhou, China, multiple influencing factors have been considered together with cost constraints. In addition, machine learning and time series analysis methods can provide important insights into members' behavior. These methods provide accurate demand forecasts and optimal station locations as presented in a study in Barcelona, Spain [209]. In the end, these diverse data analysis techniques and

models enable carsharing operators to optimize station locations, enhance service efficiency and better meet user demand.

Optimization of the expansion of carsharing stations using agent-based models like MAT-Sim [160] (Multi-Agent Transportation Simulation) involves important considerations and methodologies. Several studies highlighted the importance of these methodologies, such as [210] and [211]. The authors in [47] analyzed the influence of walking and public transport accessibility on carsharing membership in Montreal, Canada. In this paper [47], accessibility indicators, including walking only indicators, demonstrated a positive correlation with membership rates. Specifically, walking accessibility was more closely associated with carsharing membership rate in Montreal. The authors in [212] evaluated the influence of the location of carsharing stations on potential membership, using a Swiss case study. Introducing a binary logistic regression model to understand the mechanism behind carsharing membership, this paper showed that German-speaking Swiss residents are more inclined to use carsharing. Additionally, a simplified optimization algorithm suggests that at that time, carsharing station locations were suboptimal. The main limitations of this work were that the optimization algorithm used did not consider the number of cars in each station and that some other heuristics, not tested, may produce better results in a faster way. To optimize carsharing networks, dynamic pricing strategies can be used to increase profitability by attracting more users and maximizing fleet utilization [213]. To reach this increase, an analysis related to the pricing as a function of potential demand and supply and using agent-based modeling to generate realistic scenarios is necessary. These scenarios are used to test various pricing-demand and pricing-supply combinations to find the optimal values for maximizing profit.

Regarding the identification of suitable locations for carsharing stations, it relies on a range of criteria that have been discussed in the literature. Socio-demographic characteristics are often found to play a key role, including household car ownership, income levels, age distribution and education. In general, areas with lower car ownership rates, higher population density and specific user profiles such as young adults or highly educated populations tend to exhibit higher adoption rates of carsharing services [15, 214]. In addition, land-use and urban form characteristics are major determinants of demand. High-density neighborhoods, mixed-use developments and proximity to activity centers such as employment hubs, commercial areas and public transit stations are typically associated with higher carsharing usage [215, 216]. In practice, carsharing operators such as Communauto also rely on empirical analyses of usage patterns and demand to guide the deployment of their fleets, identifying areas with high utilization rates and unmet demand.

Despite the importance of these factors, incorporating all of them into a large-scale agent-

based simulation–optimization framework such as MATSim remains challenging from computational perspective. Therefore, this work adopts a simplified operational approach based primarily on accessibility to carsharing stations. The accessibility is defined as the ease with which potential users can reach and use nearby stations. This metric is used as the main criterion to evaluate candidate locations. Using this metric as described in this work [47] is consistent with accessibility-based approaches in transportation planning. By focusing on accessibility, the proposed framework directly considers a key driver of carsharing adoption. Using this metric is consistent with the iterative and computationally constrained nature of the simulation–optimization process using MATSim.

It is important to acknowledge that this approach does not explicitly account for all socio-demographic and land-use factors identified in the literature. These elements may significantly influence carsharing demand and could be incorporated in future work to refine the location strategy.

In conclusion, this review of the literature provides an overview of existing research on the optimization of carsharing station locations. Carsharing systems have an important role in enhancing urban mobility. Various methodologies, including heuristic approaches, Geographic Information Systems (GIS) and advanced optimization algorithms, have been used to determine optimal station locations. However, traditional methods often do not succeed in fully capturing the complex relationships between urban mobility and user behavior. The integration of agent-based models like MATSim presents a promising approach to address these complexities, offering a more detailed and realistic simulation of travel behavior and system performance.

Although important progress has been made, the literature still lacks a mechanism to integrate real-world usage data and accessibility metrics into optimization models that use agent-based simulations. Furthermore, more detailed studies are needed to assess how various station location strategies affect system efficiency and user satisfaction. This review highlights the value of a multifaceted approach that combines spatial analysis, optimization methods and strong simulation models to improve the efficiency of carsharing systems.

Thus, based on the insights from the literature review, our methodological approach aims to take advantage of the functionalities of the MATSim framework together with optimization models to identify the most optimal location for new carsharing stations. This methodology is described in the next section with an example of one process iteration.

7.4 Methodology

Building on the insights from the literature review, our methodological approach aims to address the identified gaps and advance the optimization of carsharing station locations. With the objective of expanding an existing carsharing network, our methodology combines MATSim, which allows for detailed modeling of individual travel behavior and comprehensive analysis of transportation scenarios, functionalities, together with optimization algorithms. Thus, this section details the approach of building the Montreal baseline scenario, the methodology developed to expand the carsharing network and an example of two process iterations illustrating the way the process can reach optimal new carsharing station locations suggestions. To begin with, in this article, the carsharing scenario is built on the island of Montreal. The objective being to extend the carsharing system in the island of Montreal, the methodology is applied to this scenario. Afterwards, the methodology steps are presented. The last part presents an example of two expansion iterations to explain the details of each step of this process.

7.4.1 Montreal Carsharing scenario

7.4.1.1 MATSim input data

Similarly to previous work related to the Montreal island MATSim scenario [217], this subsection presents the approach used to build the Montreal island scenario, which includes carsharing transportation mode in addition to other conventional transportation modes. Thus, as in most agent-based models, MATSim relies on a synthetic population of the study area. This population mimics the primary observed: (1) socio-demographic characteristics of the population, such as age, gender, or household size; (2) travel behaviors, such as the number of trips per day, or car ownership; (3) activity patterns, such as the location of their primary and secondary activities and the duration of each one of these activities. In terms of defining the synthetic population, four data sources are used in the process: household travel survey (HTS) [103], census data [104], car ownership data [105] and housing data [106]. Census data are used to compute expansion factors for HTS sample records. For this, we use the Hierarchical Iterative Proportional Updating (HIPU) at the census tract and dissemination area ([107], [108]). Housing data are used to locate the daily activities of synthetic agents, such as work, education, leisure, or shopping. In order to reduce the computation time, which can last for months for one simulation in MATSim to reach equilibrium using carsharing in addition to other transportation modes, 5% of the synthetic population is chosen to run the various simulations. Using a portion of the synthetic population assures an equilibrium in

2 weeks of computation time. To participate in their daily activities, agents must travel by transportation modes. All conventional transportation modes are considered: private car, public transit, bike and walk, in addition to carsharing.

7.4.1.2 Carsharing input data

The carsharing simulation needs data related to both supply and demand dynamics. The supply aspect includes the location, the number of carsharing stations and the variety and number of vehicles available. Carsharing membership rates have an impact on demand. Using only 5% of the synthetic population makes it impractical to use actual carsharing data. Thus, to ensure consistency, the carsharing input data, incorporating both supply and demand, is configured to precisely match the carsharing data proportions for a 5% synthetic population. Consequently, carsharing membership and supply parameters are described in the following subsections.

Carsharing membership The accessibility of carsharing stations is crucial for obtaining a carsharing membership [47]. In this study, all agents living near a carsharing station, specifically within 500 meters and possessing a driver’s license, are granted a carsharing membership. It is assumed that members of the carsharing system do not own a private car. Any individual with a valid driver’s license can register for carsharing membership. The incremental cost of a carsharing trip is 0.30\$/minute. Similar to the private car or public transit, the carsharing membership fee is considered a sunk cost and is not taken into account in the daily utility or travel mode decisions of carsharing members.

Carsharing supply The location of carsharing stations is based on the density of car trips in the Island of Montreal (Figure 7.1). Carsharing stations, whether one-way or two-way, are located in areas with more than 60 daily car trips. The quantity of vehicles at these stations corresponds directly to the cell’s car trip volume. For example, a cell generating 60 car trips daily is assigned a carsharing station equipped with two one-way vehicles and two round-trip vehicles. Half of these cars are electric with a 30 kWh battery capacity, while the remaining are standard vehicles.

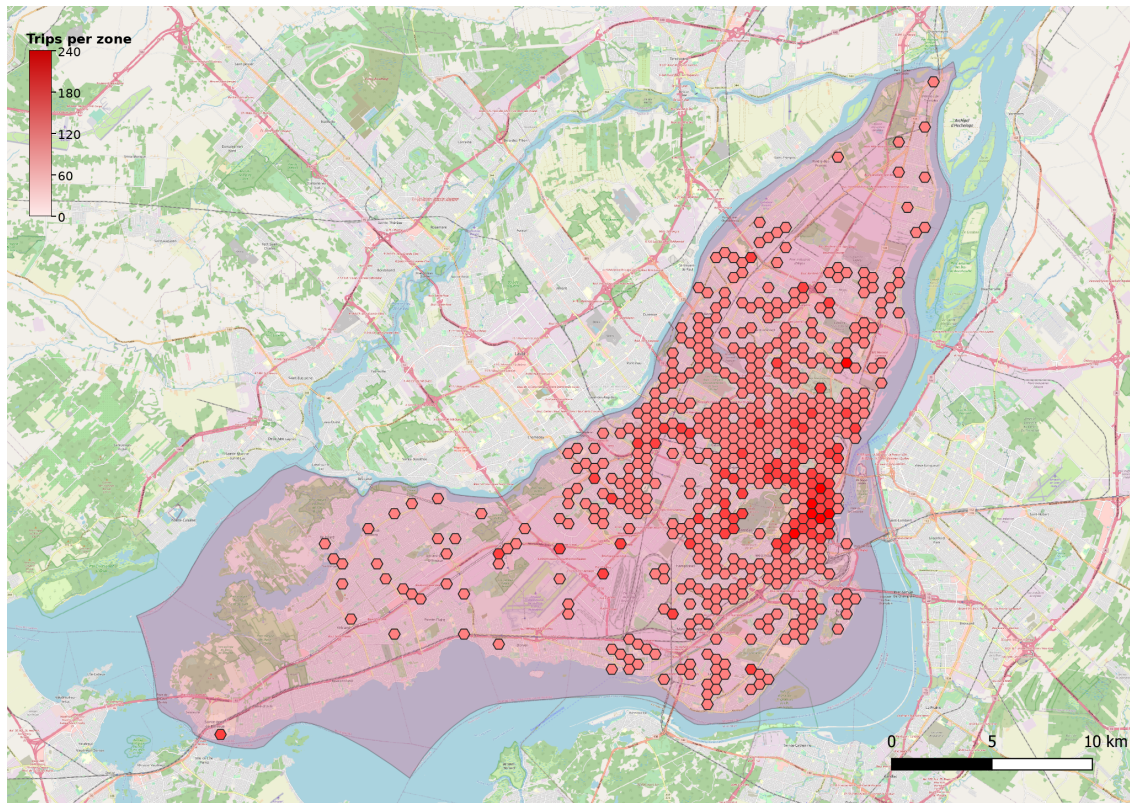


Figure 7.1 Carsharing stations locations in Montreal Island

Study area Based on population, the Census Metropolitan Area (CMA) of Montreal, hereafter called Montreal, ranks as the second largest CMA in Canada and the largest in Quebec. It has a population of 4 million people, half of whom reside on the island of Montreal (figure 7.2).

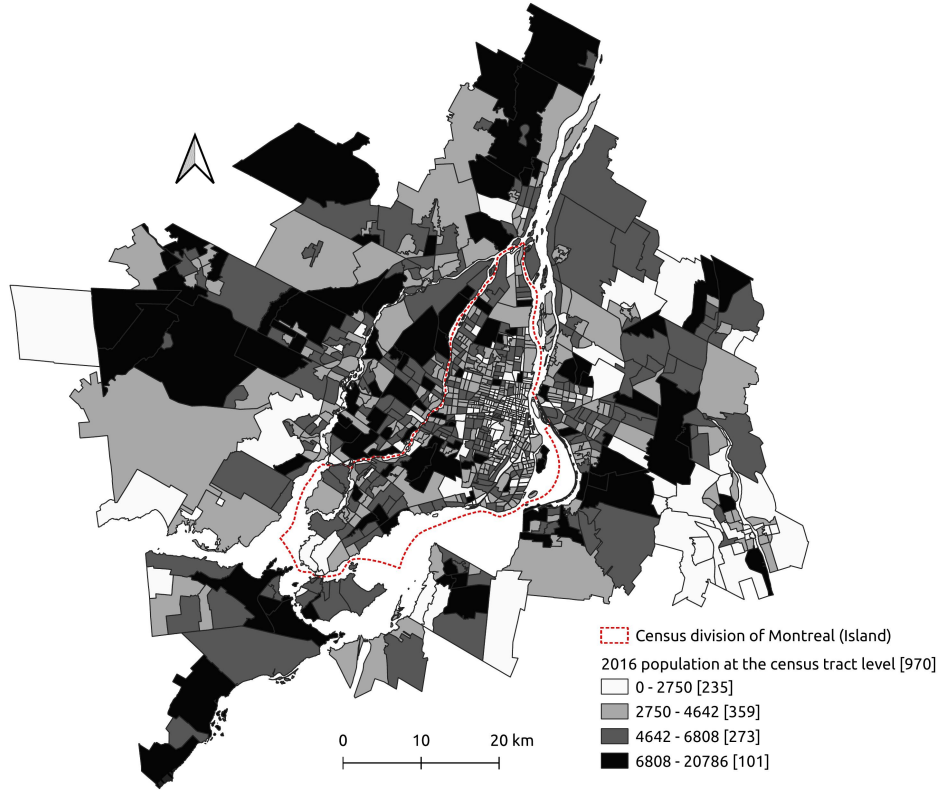


Figure 7.2 Study area of the CMA of Montreal and its population density in 2016

7.4.2 The carsharing expansion process

In the expansion process, the Montreal scenario presented above is used as a baseline scenario. The expansion process presented in this subsection has as an objective to detect the regions that have the need for another carsharing station. The method used in this paper involves using clustering algorithms and searching algorithms to detect these regions and to suggest the new carsharing station locations. Subsequently, these analyses are used to create new carsharing input files using the accessibility metric [47]. This modification creates another scenario that can be tested using MATSim simulations. The process is described in the schema 7.3. To understand the information transmitted from one step to another, the following table 7.1 presents the detailed data.

Table 7.1 Transmitted data from one step to another

Data	Explanations
MID	MATSim Input Data as described in the previous subsections
MSR_B	MATSim simulation results for the baseline scenario
R_i	Region i requiring the addition of a carsharing station
$SL_{i,j}$	Station location for each target region i during expansion iteration j
$M_{i,j}$	Members added during expansion iteration j related to each target region i
$MSR_{i,j}$	MATSim simulation results during expansion iteration j related to each target region i
CR_j	Comparison results for the iteration j
SL_F	Final stations locations at the end of the expansion process

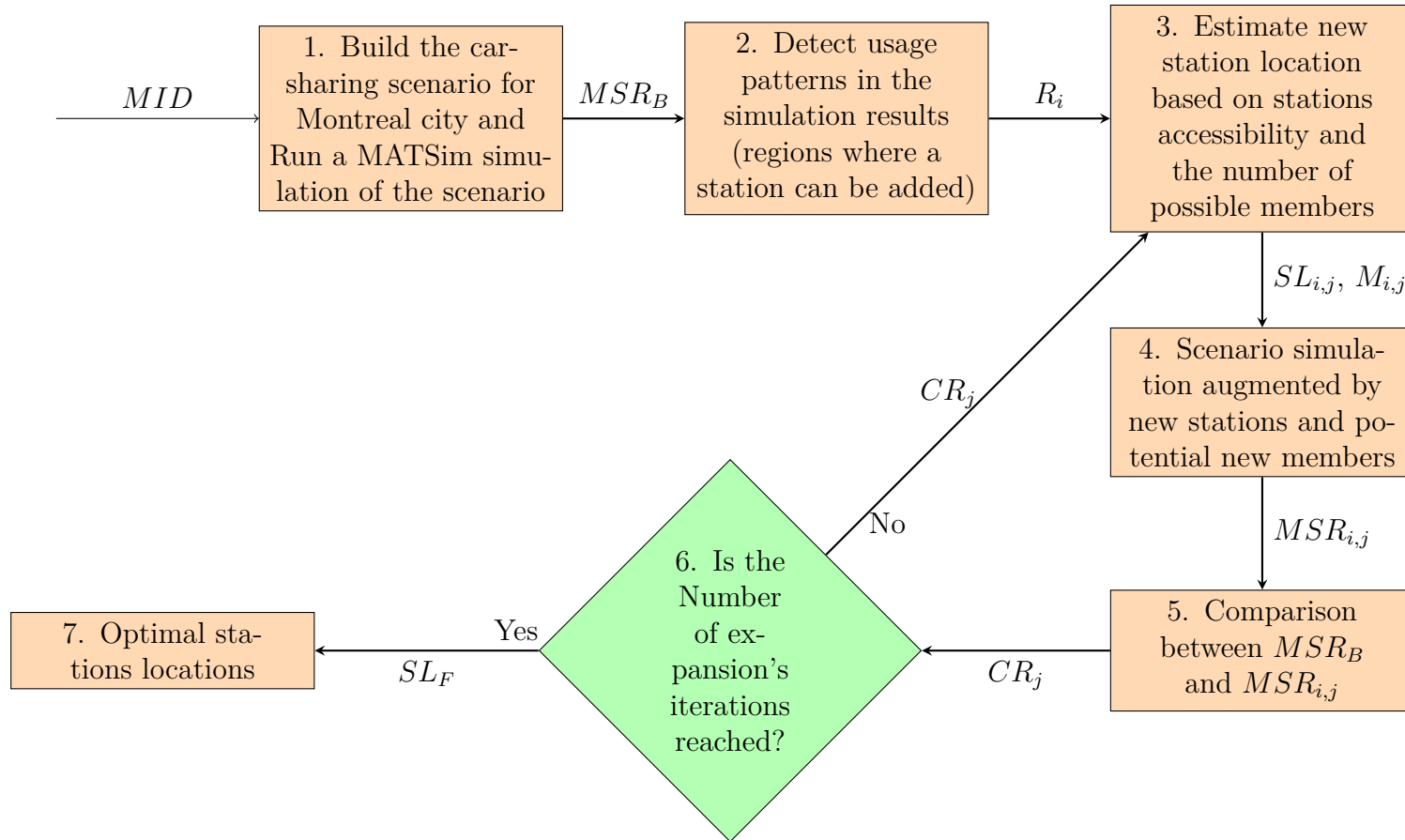


Figure 7.3 Expansion process for the carsharing system

In order to implement the methodology presented in figure 7.3, the user has to first determine the characteristic that is used to detect the regions in which the new stations can be added. Afterwards, the user has to choose the algorithm that is used to pick the next carsharing location in the detected regions. The TABU [111] algorithm is chosen to pick the next station to be tested. This algorithm has been chosen because it is a meta-heuristic optimization technique able to efficiently solve complex solution spaces. At the end of an expansion process iteration, a budget-related test is performed together with the expansion achievement. It should be noted that the term iteration used in the process description refers to the expansion iteration. As for MATSim simulations, they are carried out until equilibrium is reached in order to be able to use the results in the equilibrium state. The process steps are presented in the following step description.

Step 1 The first step objective is to build the Montreal scenario with the current carsharing system's configuration. This step consists of having MATSim simulation results with the current configuration of the carsharing system. The results from the simulation will serve as a comparison base for the improved carsharing system at the end of each iteration of the expansion process.

Step 2 The second step consists of detecting the usage patterns in the simulation results from step 1. The primary parameter considered in this study is the access time to carsharing stations. Justifying the use of access time as a main parameter for optimizing carsharing station locations involves understanding its impact on the system's accessibility and efficiency. Access time directly influences the attractiveness and usability of carsharing services, as shorter access times can significantly increase the probability of carsharing station usage. The importance of using access time as a metric defining the accessibility to a station has been proven in several studies. In fact, in the context of Chengdu, optimizing station locations based on potential travel demand and operational characteristics, such as access time, can lead to improved station performance and higher operational efficiency [102]. Similarly, in the study conducted in Nice, the performance of carsharing stations was measured by the average number of rides per day, which is closely linked to accessibility for users [218]. The use of geographic information systems (GIS) in Sao Paulo supports the importance of access time by calculating spatial distribution and potential trip demand, thereby optimizing station locations to maximize user access and minimize travel distances [202]. In addition, the integration of accessibility-based indicators in the optimization of charging station locations for electric vehicles highlights the important role of access time in improving the overall accessibility and usability of shared mobility services [219]. Finally, the application

of multi-criteria decision-making methods, such as the weighted aggregated sum product assessment (WASPAS) method, highlights the need to consider various conflicting criteria, including access time, to effectively select carsharing stations' locations [220]. Thus, these studies demonstrate that optimizing access time is crucial for maximizing user convenience, increasing demand and ensuring the success of carsharing systems.

To perform analysis related to various parameters in general and access time specifically, a clustering of the executed trips in the baseline simulation is performed using the k-nearest neighbors algorithm. After this first clustering, the main attribute considered is the access time to the carsharing vehicle in the station. From the cluster resulting from the first clustering phase, another clustering phase is performed in this cluster with the objective of regrouping geographically the points in the cluster. The methodology used to regroup these points is HDBSCAN [221]. This geographical clustering allowed having a number of designated zones where the expansion can be performed.

Step 3 The defined regions where the expansion is needed are received from step 2. During the first expansion iteration, the centers of gravity of the reservations in these regions are considered as the new carsharing stations. Once these stations are defined, the number of carsharing vehicles is computed based on the possible members that may use carsharing from this station. Using this information, the carsharing input files are created using the expanded carsharing network.

During the rest of the iterations, the TABU algorithm will be used to select another station location related to each region that needs expansion. To be able to evaluate the next station, the measure used is the accessibility of the new station as defined in this paper [47]. As used in [222], [223], the negative exponential function is a gradual function and closely related to behavior theory. The weighted parameter is positive and its value is between 0 and 1. In the literature [47], the β value is 0.2 in urban simulations. Since it's the case in our study, the β value that will be used is 0.2. The equation used in this paper is as follows :

$$A_s = \sum_{k=1}^n \phi_k e^{-\beta t_{ks}}$$

Where:

- A_s = the accessibility for station s ;
- ϕ_k = is the number of cars at stations k ;

- β = the weight parameter (value used in this study 0.2);
- t_{ks} = travel time between agent k and station s .

Step 4 This step concerns the MATSim simulation results using the new input files defining the carsharing expanded network. The new stations are chosen in step 3 and the memberships are given depending on the distance between the station and the agent having the driving license. As proven in the paper [47], stations located over 20 minutes away have a negligible effect on accessibility due to the significant reduction in their impact by the weight factor.

Step 5 In this step, the simulation results from this simulation are compared with the baseline scenario's results.

Step 6 If the fixed number of expansion cycles is reached, the last set of stations is saved as the expansion proposed to the carsharing network. If the number of the expansion iterations is not reached yet, the comparison results from step 5 are directed to step 3 to be able to choose other stations' locations.

Step 7 The last set of stations' locations is saved as the optimal locations for the expansion of the carsharing network.

7.4.3 An example of the first expansion process iterations

To explain the steps introduced above, the first iteration is explained in detail in this subsection using the Montreal scenario. The second iteration is also detailed to explain the difference between step 3 in the first and in the other iterations.

7.4.3.1 First expansion iteration

Step 1 This step implements the Montreal scenario using various transportation modes and carsharing. The MATSim simulation is run with the objective of having the simulation results. These results will be used in the following steps as the baseline scenario. The carsharing network in this scenario is the one to expand. As simulation results, the carsharing usage is presented in the Montreal island map in Figure 7.4. In Figure 7.4, the yellow points represent the reservations made during the simulation where the number of stations available near users' activities locations is high. With the same logic, the green points and the purple points represent the reservations made during the simulation where the number of stations available near the user is, respectively,

medium and low. Regarding the blue points, the number of stations available near the user is lower than the purple points.

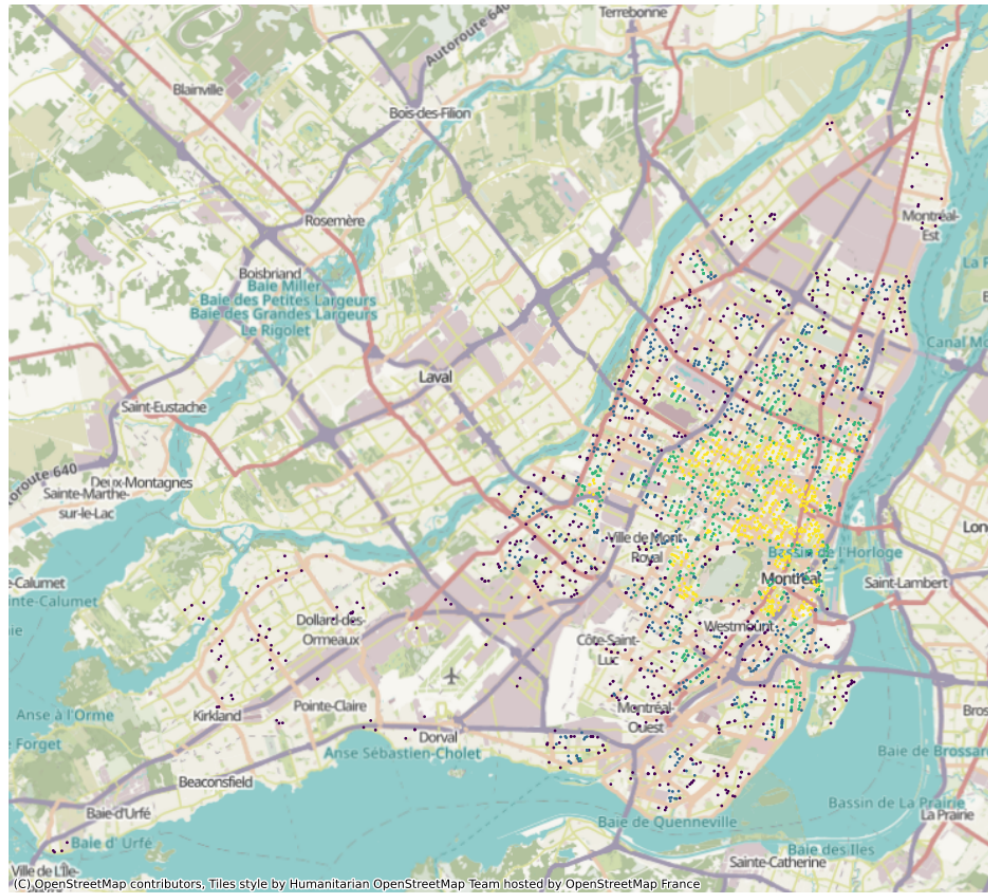


Figure 7.4 Reservations based on carsharing Simulation results

Step 2 The second step consists of detecting the usage patterns in the simulation results from step 1 with a specific focus on access time. To perform this analysis, a clustering of the executed trips in the baseline scenario simulation is performed using the k-nearest neighbors algorithm. The choice of using a k-nearest neighbors (k-NN) approach rather than a fixed-distance buffer (e.g., 500 m) is motivated by the need to obtain a consistent and comparable measure of accessibility across space. A buffer-based approach may include a variable number of stations or vehicles depending on local density. This buffer can lead to heterogeneous accessibility measures and potential biases between dense and sparse areas. In contrast, the k-NN approach ensures that accessibility is evaluated based on a fixed number of nearby options. This choice allows for a more stable and comparable representation of local service availability. In this thesis, the analysis focuses on the nearest neighbor (i.e., $k = 1$), which captures the

minimum access cost to the carsharing system. This choice is consistent with the objective of modeling the initial access difficulty faced by users when deciding whether to use the carsharing service. To be able to determine the number of clusters, the elbow method is used. The graph (figure 7.5) shows the Elbow Method used to determine the optimal number of clusters for clustering algorithms, k-means in our case. The y-axis represents the Sum of Squared Errors (SSE) or inertia, which measures the within-cluster variance. The x-axis represents the number of clusters. As shown in the figure 7.5, the SSE decreases as the number of clusters increases. This behavior is expected since increasing the number of clusters reduces the variance within each cluster, resulting in a lower SSE. In the end, there is a noticeable "elbow" around 5 clusters. To reduce the subjectivity associated with visual inspection, this work relies on the *KneeLocator* algorithm. This algorithm automatically detects the point of maximum curvature in the curve. More specifically, it identifies the point at which the marginal improvement in SSE significantly decreases, corresponding to the transition from a steep to a flatter slope in a convex and decreasing function. In this study, the selection is based on the *KneeLocator* method, which provides a consistent and reproducible criterion. However, it needs to be acknowledged that some degree of ambiguity may remain in identifying the optimal point. In other words, the elbow point indicates the number of clusters where adding more clusters beyond that point provides diminishing returns in terms of reducing SSE. Thus, the elbow method suggests that the number of 5 clusters is the optimal choice for reservations in Montreal Island, as it balances minimizing SSE while avoiding overfitting with an excessive number of clusters.

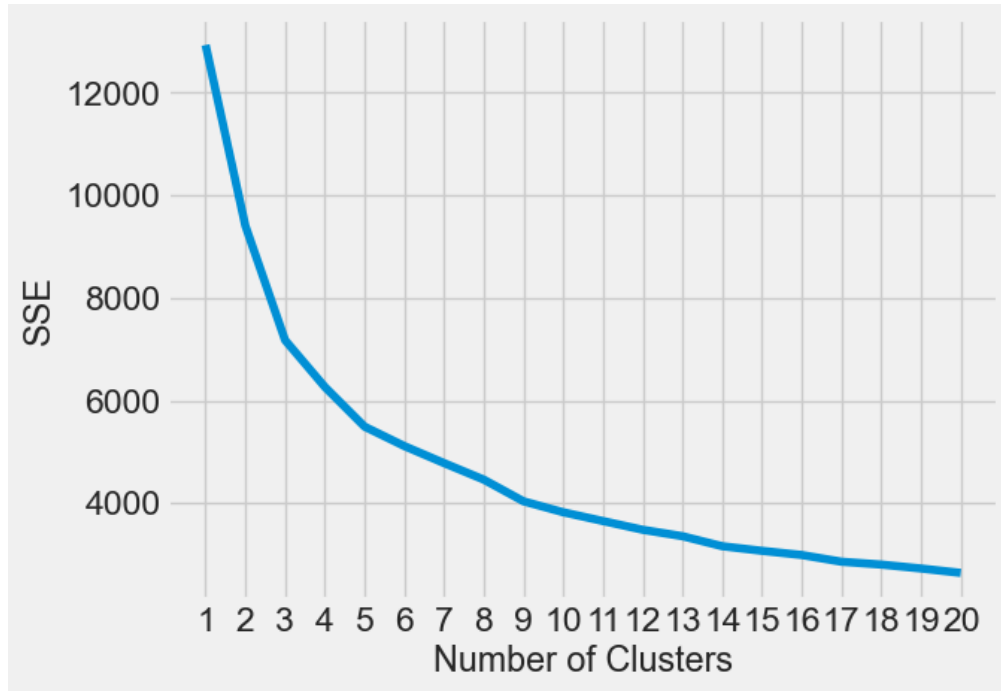


Figure 7.5 SSE elbow

Based on the above result, 5 clusters are used for the clustering step. The Figure 7.6 presents the 5 resulting clusters. This map shows the spatial distribution of five clusters of carsharing reservations across Montreal Island. Each point represents a reservation colored by its assigned cluster, with the cluster labels ranging from 0 to 4. This map indicates a mix of clusters in densely populated areas in Montreal downtown, while in peripheral areas (Montreal west island for example), clusters are more sparsely distributed. Thus, clusters geographical distribution is as follows:

- Clusters 0 and 4: widely distributed across central and peripheral areas.
- Clusters 2 and 3: concentrated in specific regions, indicating areas with some reservation's behaviors.
- Cluster 1: relatively widespread but appears with varying density.

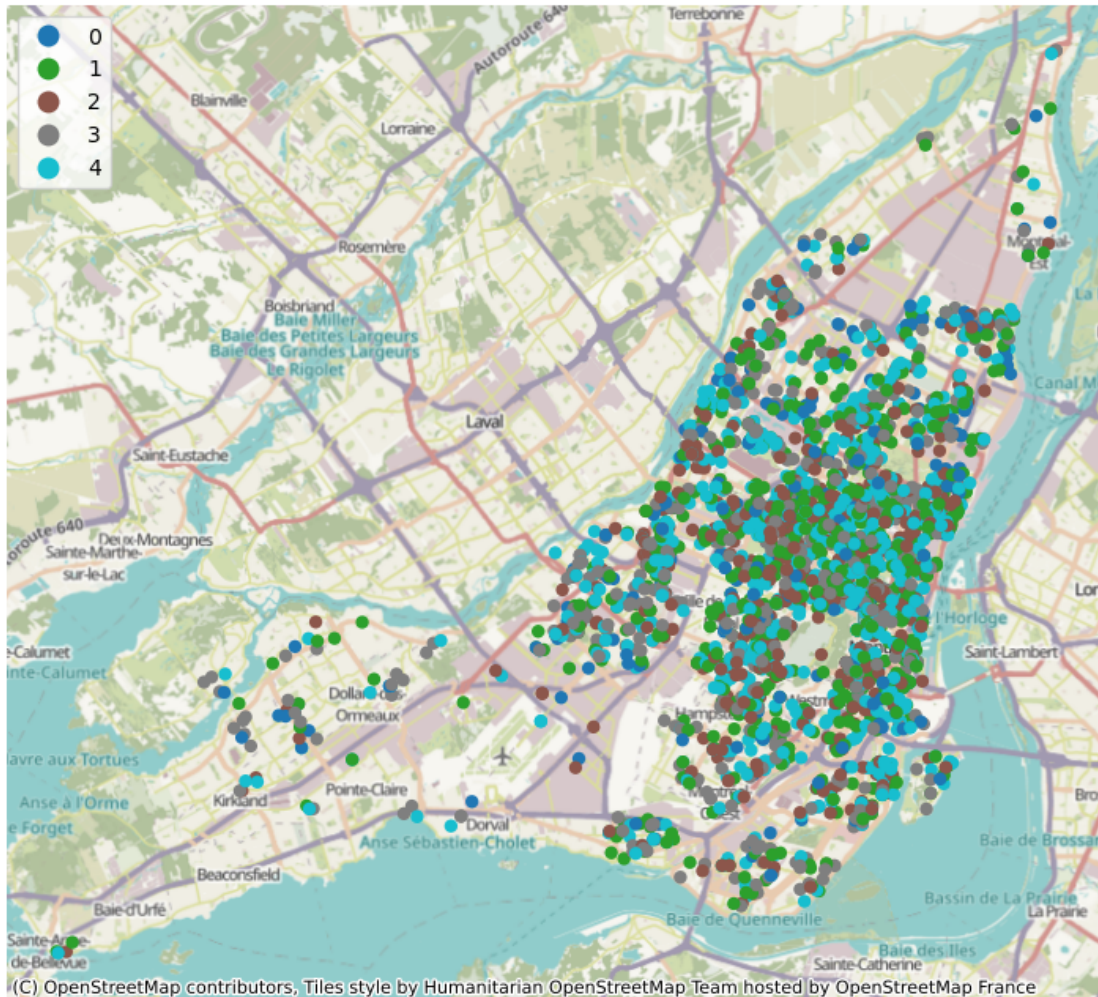


Figure 7.6 Clustering map

To understand the impact of each variable on each one of the 5 clusters, the following figure uses the following attributes :

- Start time : the time of day when reservations begin
- End time : the time of day when reservations end
- Distance : the distance traveled by the carsharing user during the reservation
- In Vehicle Time : the time spent by the user during the trip in carsharing
- Access Time : the time it takes for a user to pick up a car from a carsharing station
- Battery at pickup : for electric vehicles in the carsharing fleet, the level of the battery is considered when leaving the carsharing station.

- Battery at drop-off : the battery level of electric vehicles when the vehicle is dropped off at a carsharing station.

The figure 7.7 shows that the five determined clusters have various densities for each attribute. The figure allows us to see that while some attributes, such as the battery at the pickup, display largely the same distribution for each cluster, others paint a much more divided picture (e.g., start time and access time). Considering all these graphs together, we can begin to discern the complexity of each cluster and understand the regions they represent.

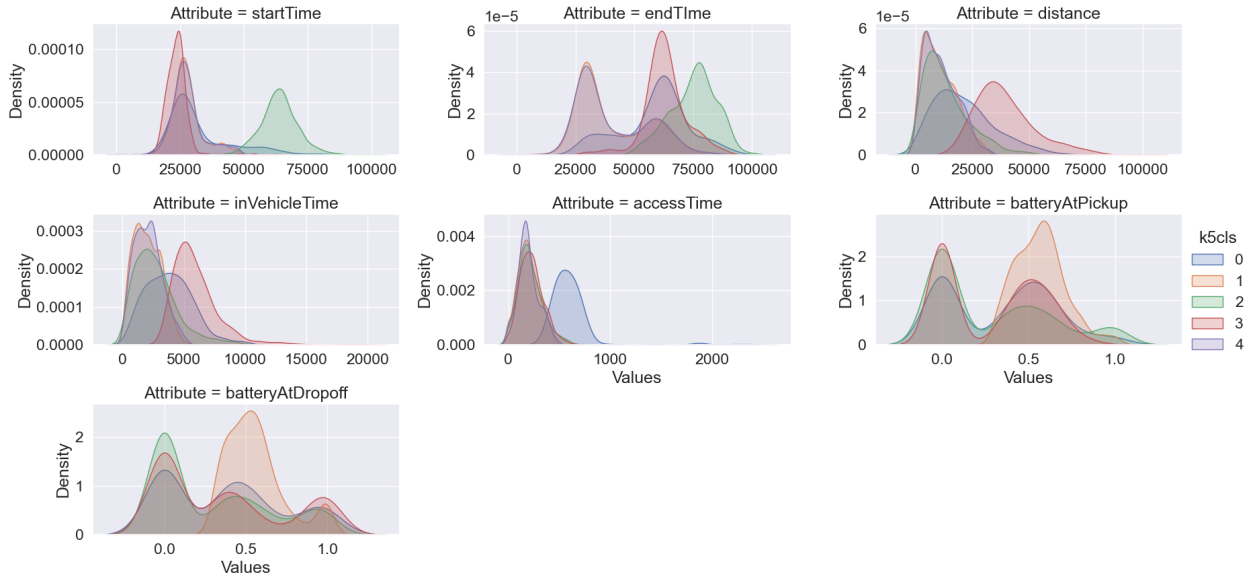


Figure 7.7 Clustering density for each one of the attributes

Considering the cluster with the higher access time resulting from the first clustering phase, a second clustering is performed in this cluster with the objective of regrouping geographically the points in the cluster. The methodology used to regroup these points is HDBSCAN (Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) [221] which is a powerful clustering algorithm intended for detecting clusters in large datasets with diverse densities. To perform this clustering, the following HDBSCAN parameters' values were used :

- algorithm : The algorithm to use for the mutual reachability distance computation. Options include 'best', 'generic', 'prime kdtree' and 'boruvka kdtree'. (The value chosen : best)

- alpha : A parameter that influences the linkage criterion for cluster merging. (The value was chosen : 1)
- approx min span tree : If the parameter is true, it generates the minimum spanning tree for later use. (The value chosen : True)
- metric : The distance metric to use for computing the mutual reachability distance. (The value chosen : euclidean)
- min cluster size : This parameter sets the minimum number of points required to form a cluster. Points that do not meet this criterion are considered noise. Adjusting this parameter influences the granularity of the clusters found by the algorithm. (The value chosen : 3)
- min samples : It sets the minimum number of samples in a neighborhood for a point to be considered a core point. (The value chosen : 3)

This geographical clustering allowed us to have a number of designated zones where the expansion can be performed. These regions are presented in figure 7.8. In this case, we have 21 different regions on Montreal Island where the expansion is needed.

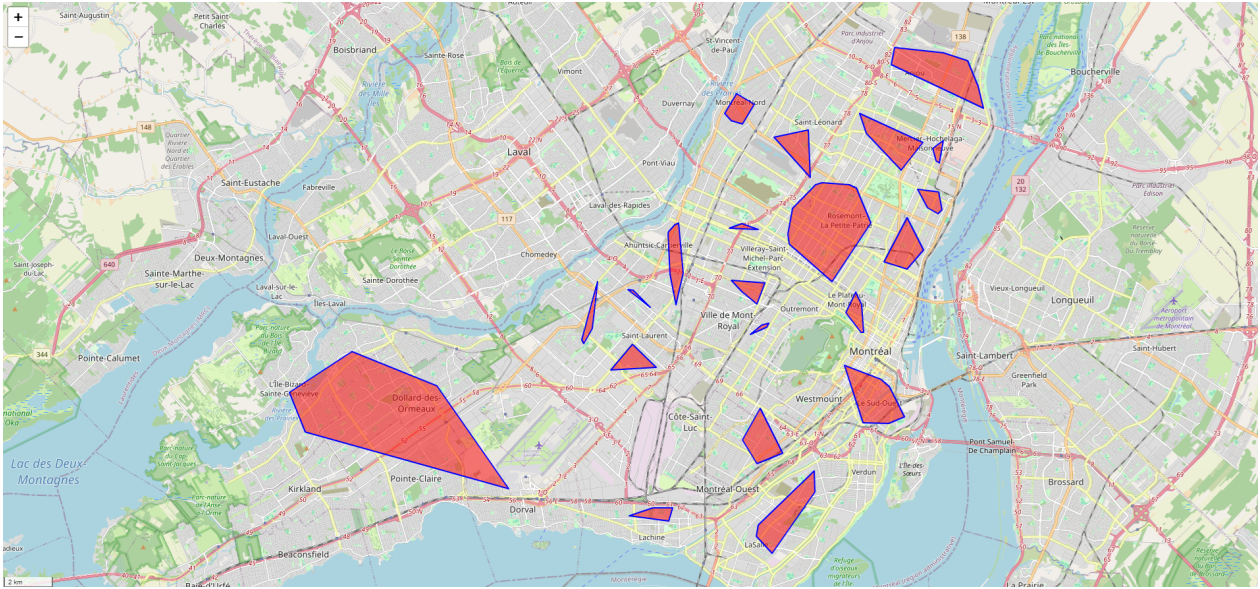


Figure 7.8 Output clustering reservations regrouped

Step 3 The defined regions where the expansion is needed are received from step 2. During the first expansion iteration, the geometric centers of gravity of the reservations in these regions are considered as the new carsharing stations. These centers of gravity

are presented in the figure 7.9. Once these stations are defined, the number of carsharing vehicles is defined based on the possible members that may use carsharing from this station. Using this information, the carsharing input files are created using the expanded carsharing network (old stations in addition to new stations).

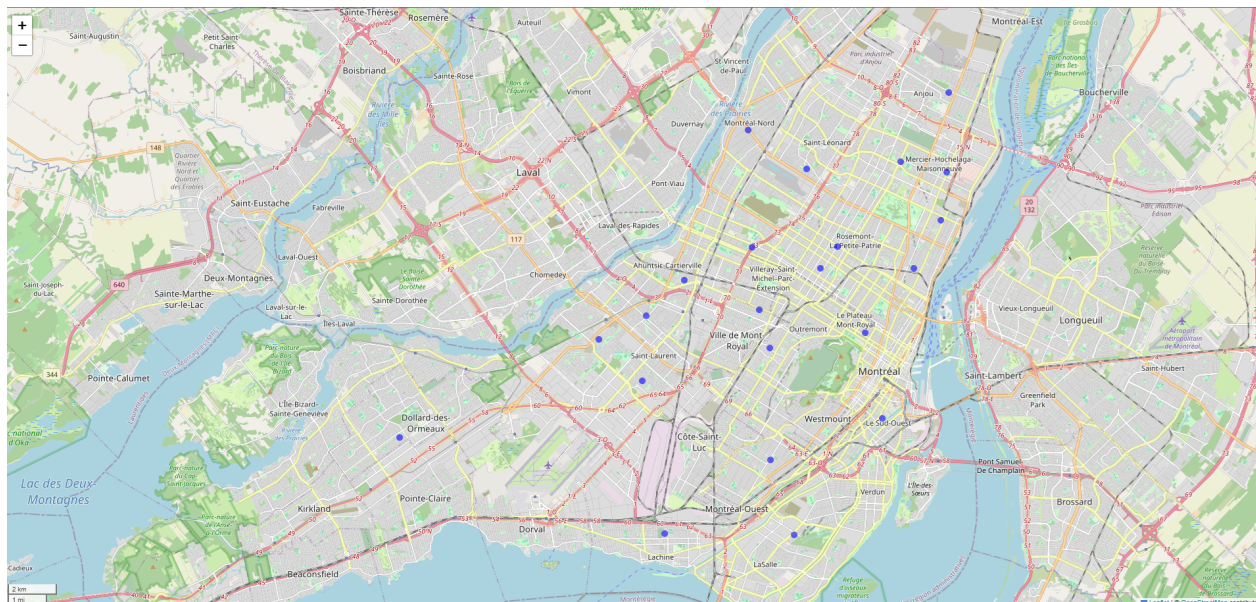


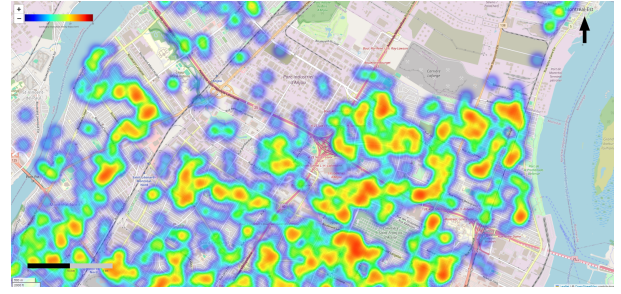
Figure 7.9 Targeted regions centers of gravity

Step 4 As explained earlier, this step runs MATSim simulation using the new input files based on the results of step 3 defining the new carsharing expanded network.

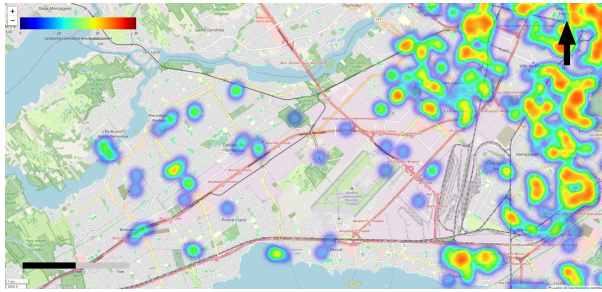
Step 5 In this step, the simulation results from this simulation are compared with the baseline scenario's results. The following heat maps in figure 7.10 present the reservation in departure from the carsharing stations in the baseline scenario for different areas in Montreal in figures 7.10a, 7.10c and 7.10e and in the first expansion scenario for the same areas in figures 7.10b, 7.10d and 7.10f. In the first expansion scenario, the regions targeted for a carsharing network expansion show an increase in the number of these reservations. As it's shown in the following figures, this increase can be noted in all these regions in Montreal Island.



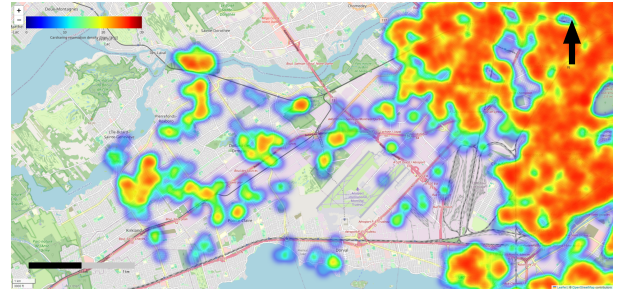
(a) Reservations in baseline scenario in Montreal east



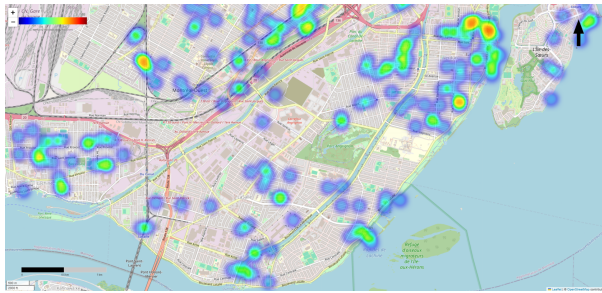
(b) Reservations in the first iteration in Montreal east



(c) Reservations in baseline scenario in Montreal west



(d) Reservations in the first iteration in Montreal west



(e) Reservations in baseline scenario in Montreal south-west



(f) Reservations in the first iteration in Montreal south-west

Figure 7.10 Heat maps for the baseline scenario and the first expansion iteration scenario

Step 6 If the fixed number of expansion cycles is reached, the last set of stations is saved as the expansion proposed to the carsharing network.

7.4.3.2 Second expansion iteration

Step 3 The defined regions where the expansion is needed are the same ones received from the clustering work in the baseline scenario (step 2). In order to choose other stations' locations, TABU algorithm starts from the centers of gravity previously tested as the

starting point for the expansion algorithm. For each region, TABU algorithm computed the accessibility for closer points to the centers of gravity (tested in the step before) and choose the points having a higher accessibility. Once these new stations are defined, the number of memberships is computed and new carsharing input files are generated.

Step 4 The same as the previous iteration, this step runs the MATSim simulation using the last input files based on the results of step 3, defining another new carsharing expanded network.

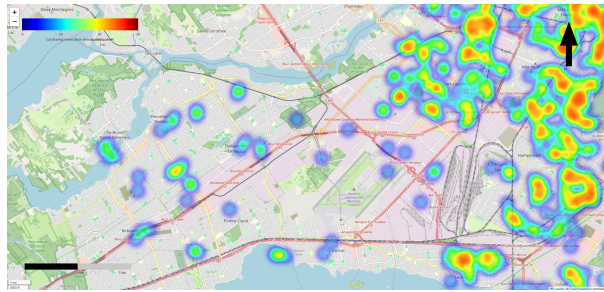
Step 5 In this step, the simulation results from this simulation are compared with the baseline scenario's results. The following heat maps in figure 7.11 present the reservation in departure from the carsharing stations in the baseline scenario in figures 7.11a, 7.11c and 7.11e and in the second expansion scenario in figures 7.11b, 7.11d and 7.11f. In the first expansion scenario, the regions targeted for a carsharing network expansion show an increase in the number of these reservations as shown in the figure 7.10. In the following maps 7.11, the number of carsharing reservations increased drastically in comparison with the baseline scenario and slightly in comparison with the first expansion iteration in these areas (as examples) of Montreal island.



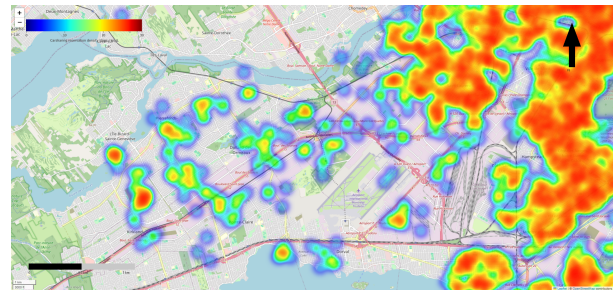
(a) Reservations in baseline scenario in Montreal east



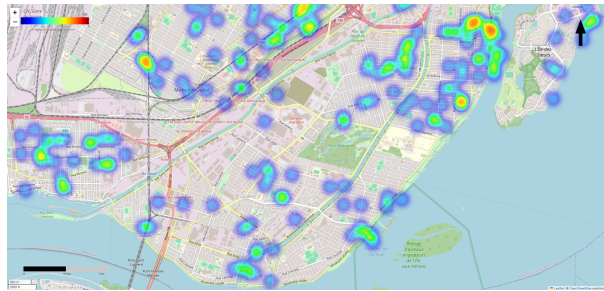
(b) Reservations in the second iteration in Montreal east



(c) Reservations in baseline scenario in Montreal west



(d) Reservations in the second iteration in Montreal west



(e) Reservations in baseline scenario in Montreal south-west



(f) Reservations in the second iteration in Montreal south-west

Figure 7.11 Heat maps for the baseline scenario and the first expansion iteration scenario

Step 6 If the fixed number of expansion cycles is reached, the last set of stations is saved as the expansion proposed to the carsharing network.

The same kind as the second explained expansion iteration is performed until the maximum number of expansion iterations is reached. Depending on the target region, not changing the new station locations by the TABU algorithm means that this algorithm gave the optimal location for the selected regions. To discuss the last results achieved by the expansion process, the next subsection presents the optimal locations for the 21 regions and the impact of this

expansion on the usage of the carsharing network.

7.5 Results and Discussion

As described above, the approach presented in this paper to expand the carsharing network uses MATSim simulations together with optimization algorithms. The above subsection presented two examples related to the first and second iterations of this process. This subsection explains the last iteration results which are the output of the expansion process, comparing it with a scenario where new stations are selected randomly from in the targeted regions. In this study, the expansion process was limited to 10 iterations due to computational resource constraints since the desktop used has a CPU : 11th Gen Intel(R) Core(TM) i9-11900H @ 2.50GHz and 32.0 GB of RAM. The decision to limit the simulation to 10 iterations is supported by the fact that the first objective of the expansion process in this study is to identify patterns and potential optimal stations' locations rather than to achieve absolute optimum. The data obtained from 10 iterations are sufficient for capturing the important results necessary for explaining the expansion process carsharing network.

7.5.1 Last expansion iteration results

At the end of the process, the figure 7.12 presents in purple the last positions for the new carsharing stations related to the targeted regions and in red the existing carsharing stations.

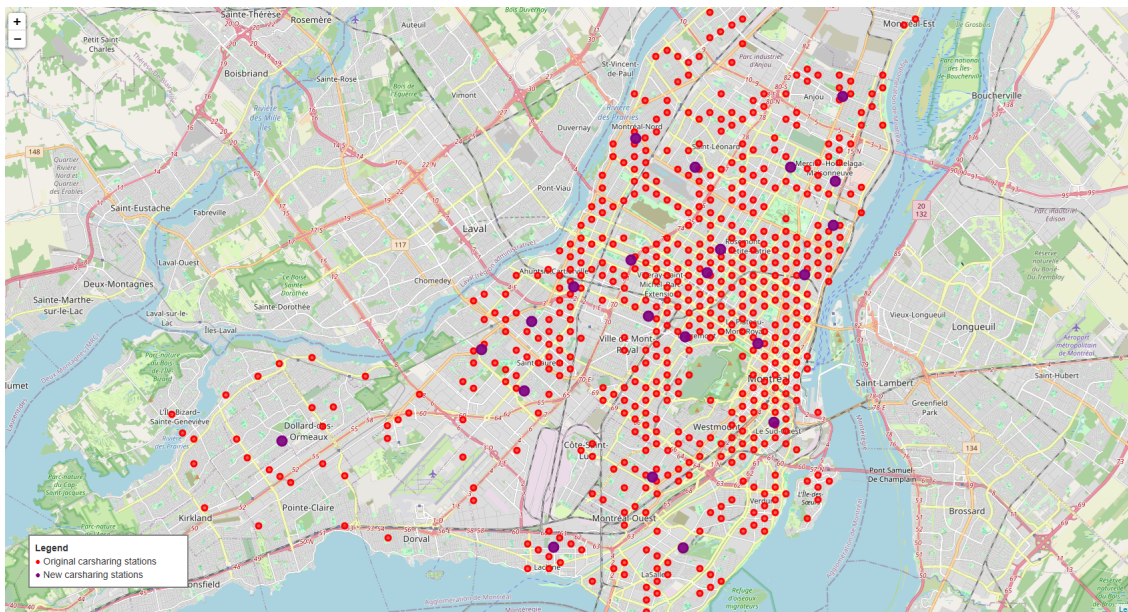


Figure 7.12 Stations in last iteration

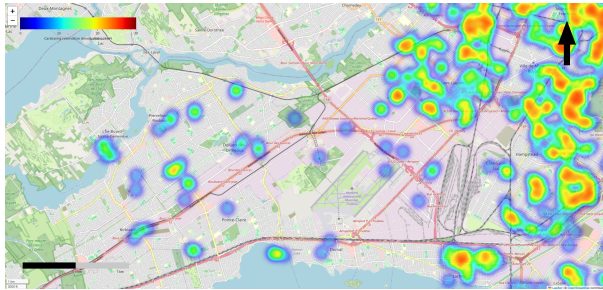
The heat maps, shown in the figure 7.13, present the difference between the initial carsharing output scenario and the output of the last iteration in the expansion process. The numbers of the carsharing reservations increased in the regions where new carsharing stations are added as it can be seen in figures 7.13b, 7.13d and 7.13f in comparison with the reservations in the same region in the baseline scenario in the same geographical regions in Montreal Island as presented in figures 7.13a, 7.13c and 7.13e.



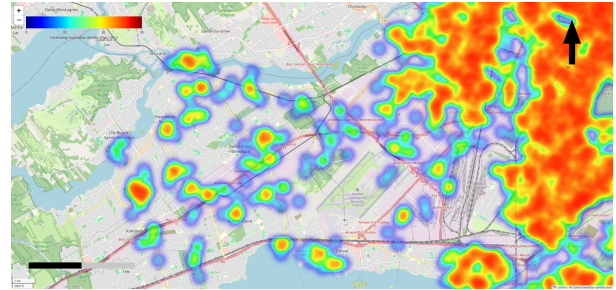
(a) Reservations in baseline scenario in Montreal east



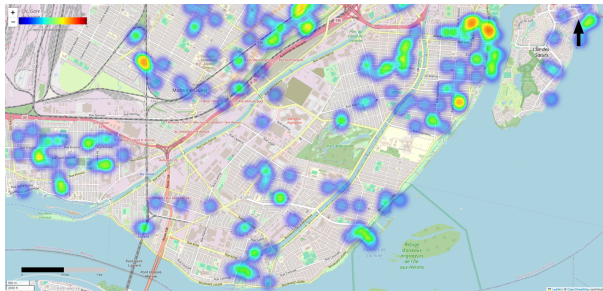
(b) Reservations in the last iteration in Montreal east



(c) Reservations in baseline scenario in Montreal west



(d) Reservations in the last iteration in Montreal west



(e) Reservations in baseline scenario in Montreal south-west



(f) Reservations in the last iteration in Montreal south-west

Figure 7.13 Heat maps for the baseline scenario and the last expansion iteration scenario

In addition to the increasing number of carsharing trips, this methodology is found to increase

the accessibility of the carsharing network as presented in the figure 7.14. Here, accessibility in the baseline scenario is less significant in comparison with the last expanded carsharing network.

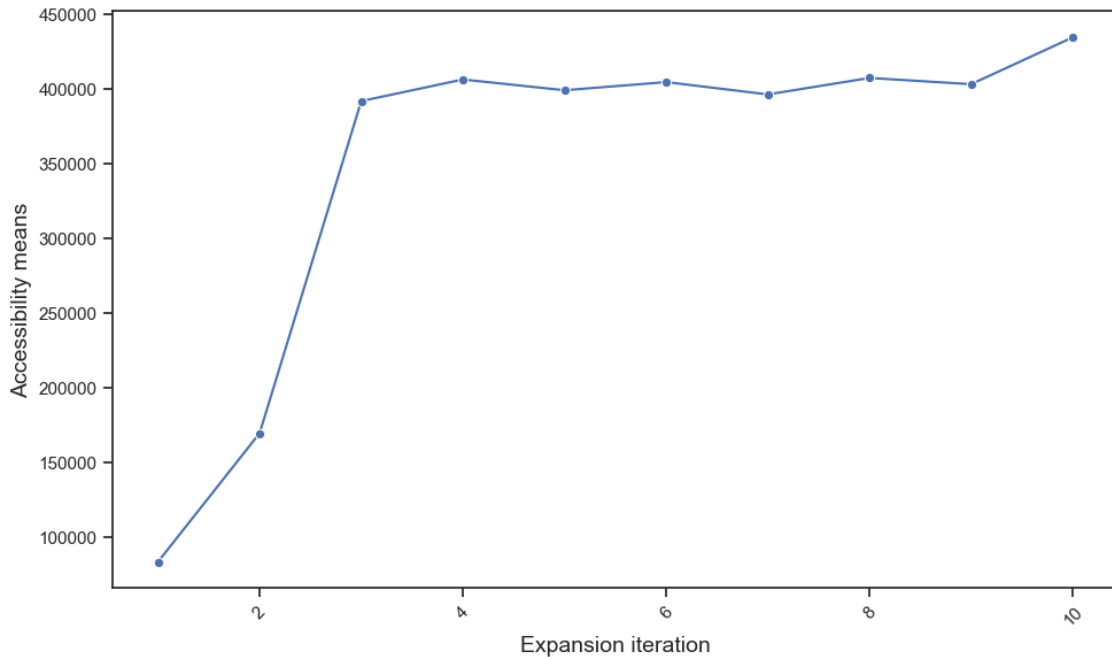


Figure 7.14 Evolution of accessibility values over expansion iterations

The figure 7.14 illustrates the evolution of accessibility means over 10 expansion iterations. Three phases can be noticed in the figure 7.14 :

- Initial phase (Iterations 1 to 3): During this phase, early carsharing locations' choices contribute heavily to accessibility improvements. The large increase in accessibility suggests that these early choices address areas with a high latent demand for accessibility.
- Plateau phase (Iterations 4 to 6): After iteration 3, the curve flattens which indicates that changes in carsharing station locations are generating a low impact on the accessibility values. Although accessibility means continue to increase slightly, the rate of growth slows. This result means that these expansions iterations serve areas with lower demand or it's fine-tuning carsharing locations' choices rather than looking for increasing significantly the accessibility values.
- Stabilization phase (Iterations 7 to 10): In this phase, the accessibility means stabilized with a minor increase. These results imply that the process reached near-optimal levels

of accessibility under the current conditions. The small increase in the last iterations may be attributed to location refinements or that the process is targeting under served or peripheral areas.

It is important to mention that the plateau phase is defined as the range of iterations during which marginal improvements become limited and the performance indicators progressively stabilize. In these results, iterations 4 to 6 correspond to the transition toward this plateau phase since they mark a significant reduction in incremental gains compared to earlier iterations. However, a more extended stabilization can be observed in subsequent iterations, suggesting that the system reaches a broader plateau phase spanning approximately iterations 4 to 9. This reflects the progressive nature of convergence in the system where improvements do not stop but gradually diminish over time.

These results show that early expansions in critical areas are prioritized and cost effectiveness in later iterations is considered. Future expansions might need different and innovative strategies to achieve significant additional gains.

7.5.2 Comparison of the expansion results with a random carsharing stations' locations choice

Regarding the random choice of carsharing station's location, it is important to note that this choice is not entirely random. While stations are selected randomly, this selection is restrained within the defined target areas. This approach ensures that the selection process aligns with specific geographic and strategic considerations relevant to the study. Thus, the figure 7.15 compares the total number of trips performed using carsharing in the last expansion iteration and the simulation where the stations' locations are chosen randomly in the target areas. The figure shows that the total number in the last expansion iteration is higher than the random stations' locations. With these values, the increase is $\approx 18.7\%$ of carsharing trips.

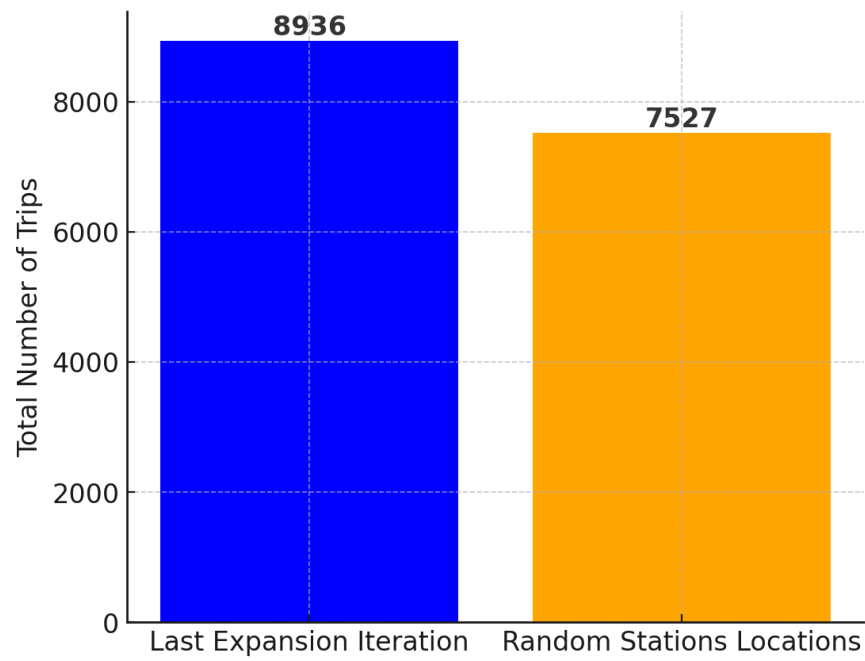


Figure 7.15 Number of trips comparison between the expansion results and a random car-sharing stations' locations choice

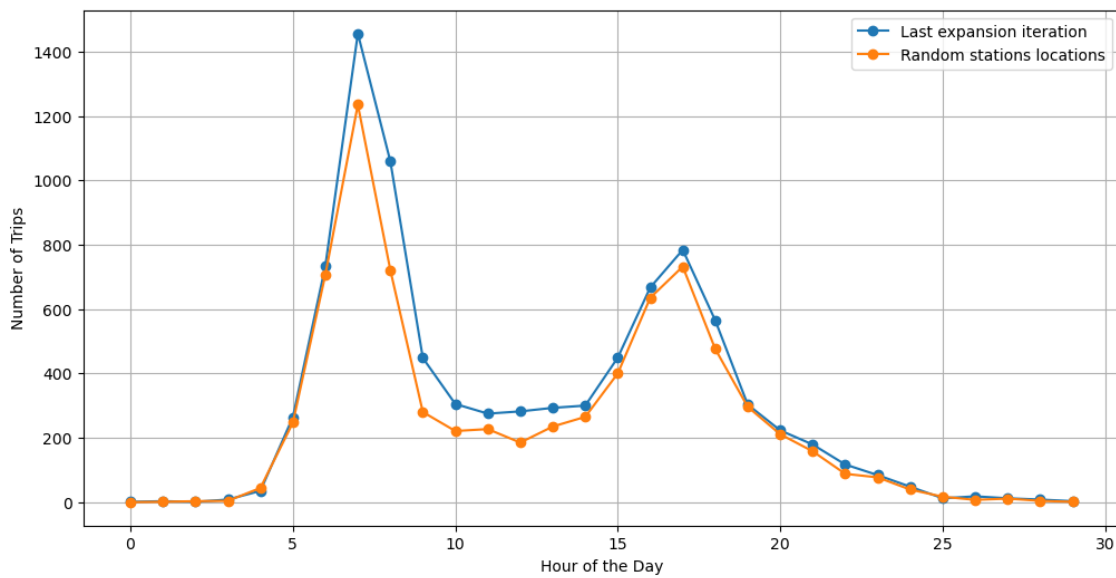


Figure 7.16 Number of trips comparison between the expansion results and a random car-sharing stations' locations choice per hour

The figure 7.16 compares hourly trip counts for two scenarios: The last expansion process iteration, which is the optimal location choice at the end of the process and the scenario where the carsharing stations' locations are chosen randomly in targeted regions. To analyze these results, four periods of the day are considered :

- Morning Peak (Hours from 6 to 8): a sharp increase in trips is observed during the early morning. The number of trips is slightly higher in the case of the last expansion iteration. This result means that a more concentrated usage pattern can be observed in the expansion results.
- Midday Trends (Hour 8-16): After the morning peak, the curves decline significantly with a relatively stable trip counts around midday. During this period, the last expansion iteration maintains slightly higher trip count.
- Evening Peak (Hour 16-20): A second peak is reached during this period. In this period, both curves align closely. However, the random carsharing stations locations' choice scenario shows a slightly earlier and broader peak compared to the sharper peak in the last expansion iteration.
- Late Night/Off-Peak Hours (Hour 20-30): Trip counts decrease significantly during late night and off-peak hours. Both scenarios converge at very low usage levels, showing less carsharing system usage in this period.

Overall, the last expansion iteration generally shows higher trip counts during the peaks and more consistent patterns throughout the day, suggesting a better optimized alignment with user behavior. In contrast, the random carsharing stations locations' choice scenario appears to have slightly more variability.

Regarding trips' distances, the figure 7.17 shows trips distances distributions in the latest expansion iteration and in the scenario with carsharing stations locations chosen randomly in the targeted regions.

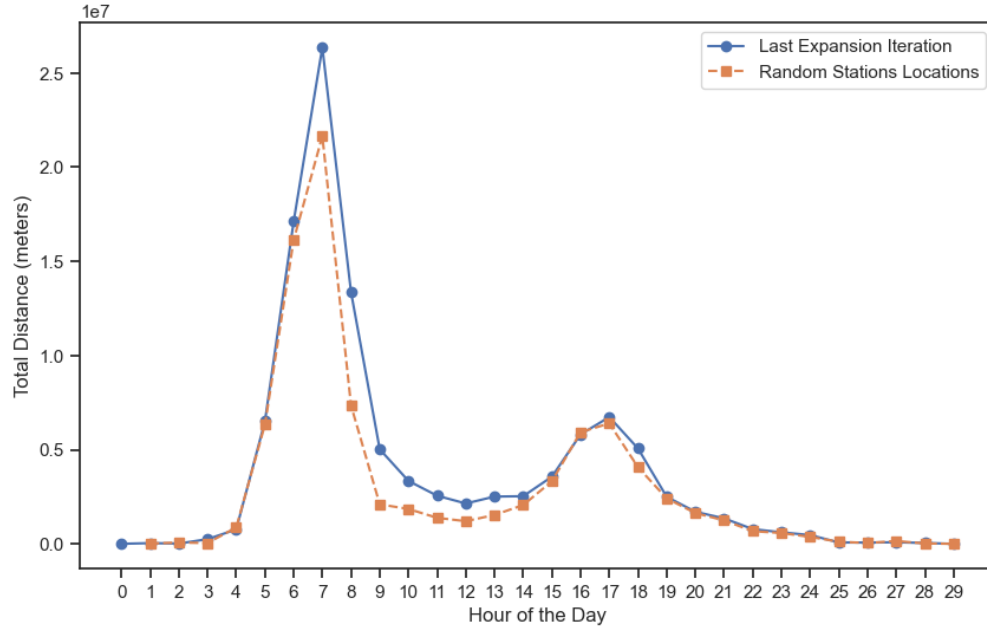


Figure 7.17 Distances comparison between the last expansion iteration and a scenario where carsharing stations are chosen randomly

On the one hand, the blue graph in figure 7.17 shows a smoother distribution and sharper peaks, suggesting that the trip distances correspond with the expected travel behavior, such as morning and evening trips. The increased spread in non-peak hours indicates a better distances covered by carsharing vehicles throughout the day. On the other hand, the orange line in figure 7.17 shows a less improved distribution and less activity during off-peak hours. The important and quick changes and narrower peaks imply a lack of balance in the trip distribution, which could result in underutilization during certain periods.

7.6 Policy Applications and Urban Planning Implications

In addition to the methodological contribution, this study brings a practical framework to transportation policies and urban mobility planning. Carsharing, as a substitute for personal car ownership, is heavily linked to policy frameworks that regulate urban land use and transportation demand management. By integrating simulation and optimization tools such as MATSim with accessibility metric, policymakers and planners can develop strategies to guide carsharing expansion and align it with broader mobility and environmental objectives.

From the policymakers' perspective, one of the main policy challenges in urban areas is reducing traffic congestion and greenhouse gas emissions. Carsharing systems, when optimally

deployed, can reduce the number of privately owned vehicles and promote more efficient vehicle utilization. Our methodology shows that optimizing carsharing station locations significantly increases accessibility during the first iterations of the expansion process. This result suggests that municipalities can prioritize policies that incentivize the deployment of new stations in underserved areas. For example, cities can implement targeted incentives for operators who add carsharing stations in areas where accessibility improvements are higher. This approach contributes to reducing reliance on private cars by increasing accessibility to carsharing stations. Furthermore, the accessibility metric applied in this study allows for the identification of geographic areas where carsharing service is more needed. By simulating demand and optimizing locations, policymakers can ensure that carsharing stations are well distributed in urban areas. For example, policies can be built in a way that forces operators to cover specific areas based on some characteristics. With these policies, carsharing becomes a viable mobility alternative across the city.

Additionally, from the carsharing operators' perspective, the proposed methodology provides a framework for strategic decision-making and network management. Operators can identify high-demand areas by using simulation-based optimization and accessibility metric and plan new station deployments with greater precision. This data-driven approach, integrated into operators' planning processes, helps improve service availability and increase system profitability.

7.7 Conclusion and future work

The study, presented in our paper, shows the potential of combining MATSim simulations with optimization algorithms and techniques with the objective of improving the planning of the expansion of carsharing systems' networks. By adding accessibility metrics to an iterative optimization process, the methodology identifies strategic station locations matching users' demand and improves system efficiency. The case study conducted on Montreal Island's carsharing system highlights important results in optimizing carsharing systems in urban areas.

The expansion process, involving clustering methods and the TABU search algorithm, shown its ability to identify regions where a need for more carsharing stations can be noted and to improve new carsharing station locations' choice. The methodology results showed that the first iterations significantly increased accessibility metrics, addressing the identified areas' needs. For example, the first three expansion iterations resulted in a large increase in accessibility. However, as the iterations progressed, the accessibility value improved slowly. Accessibility values stabilized after the seventh iteration, suggesting that near-optimal station

locations had been reached under current conditions.

A comparative analysis with randomly placed stations demonstrated the benefits of our proposed approach. Nearly optimized station locations reached higher trip counts during peak hours and showed smoother utilization patterns throughout the day. These results contrast with the random station location choice scenario, which showed more variability and under-use during peak hours. Moreover, this paper’s approach showed an improved distribution of trip distances in the scenario of nearly optimized expansion of the carsharing network, in comparison with the scenario where the expansion network is composed of randomly chosen carsharing stations.

Despite these promising results, our methodology presents some limitations. Relying on the TABU search algorithm can result in local minima during subsequent iterations. Stagnating in a local minimum can potentially limit the exploration of alternative station locations. This limitation can be noticed in the accessibility results. Future research should explore other optimization methods, such as Genetic Algorithms [224] or Particle Swarm Optimization [225], to overcome these limitations and increase the robustness of the results. In addition, adding dynamic factors such as weather conditions and time-based demand variations could improve the demand estimation process. This work is related to the second step of the expansion process. For example, hard weather conditions or seasonal changes can affect travel behavior, necessitating adjustments in station locations or vehicle redistribution strategies. Adding such factors to MATSim simulations would improve the capabilities of carsharing networks to optimally cope with demand under varying conditions.

Furthermore, the proposed recommendations focus on the optimal spatial placement of carsharing stations without explicitly incorporating electrification as a decision variable in the optimization process. It’s a deliberate modeling choice aimed at isolating and analyzing the spatial dimension of the problem within the simulation–optimization framework. In this work, electrification is considered through the operational and behavioral modeling of electric vehicles (e.g., batteries state of charge, charging constraints and user preferences) but it is not directly coupled with the station location optimization. It is important to note that electrification could significantly affect optimal location decisions due to the need for charging infrastructure, variations in vehicle availability and constraints related to battery autonomy. A joint optimization of station location and electrification strategies would represent an interesting extension of this work.

In the end, our paper provides a robust framework for optimizing carsharing station locations, offering important insights for urban planners and carsharing operators. By addressing user accessibility and operational efficiency, our proposed methodology contributes to advancing

planning mobility solutions. Thus, this research offers a solid foundation, represented by a simulation-based optimization framework, for policymakers to not only improve carsharing performance but also contribute to long-term systems availability.

CHAPITRE 8 DISCUSSION GÉNÉRALE

Cette thèse propose trois étapes pour atteindre le développement d'un outil de prise de décision permettant aux utilisateurs (opérateurs ou décideurs des villes) de choisir les nouvelles localisations des stations d'autopartage. Ces trois étapes représentent les trois contributions détaillées dans les chapitres précédents et discutées dans le présent chapitre de manière générale.

8.1 Modélisation de l'utilisation des véhicules électriques en autopartage

8.1.1 Contraintes énergétiques et disponibilité opérationnelle

Analysés dans la première contribution, les contraintes énergétiques associées aux véhicules électriques et leurs effets sur la disponibilité opérationnelle du système d'autopartage font l'objet d'une discussion dans cette section. En effet, les résultats présentés montrent que l'introduction de véhicules électriques transforme la logique de disponibilité des véhicules dans l'autopartage en introduisant une contrainte dynamique liée à l'état de charge des batteries. Les véhicules électriques disposent d'une capacité énergétique limitée qui évolue continuellement en fonction des trajets réalisés et des recharges effectuées contrairement aux véhicules thermiques dont l'autonomie est rarement explicitement contraignante dans les déplacements urbains. Ainsi, cette contrainte énergétique conditionne la disponibilité effective des véhicules électriques dans le système d'autopartage. Un véhicule qui ne dispose pas d'un niveau de batterie suffisant pour effectuer un trajet ne peut pas être utilisé même s'il est présent physiquement dans la station. Cette contrainte introduit une dissociation entre la disponibilité spatiale apparente et la disponibilité opérationnelle réelle du service. L'absence de la considération de cette contrainte conduirait à une surestimation systématique de la capacité du système à satisfaire la demande.

Les résultats montrent également que la disponibilité opérationnelle des véhicules électriques dépend fortement de la séquence temporelle des utilisations. En effet, une succession de trajets longs ou rapprochés peut entraîner une baisse de l'état de charge de la batterie. Cette baisse réduit temporairement les capacités du système. Cette composante temporelle est importante dans le contexte de l'autopartage puisque les véhicules sont loués par des utilisateurs successifs avec des besoins de déplacement hétérogènes. La première contribution montre que l'approche dynamique basée sur la simulation multi-agents permet de représenter fidèlement les réservations successives et leurs effets cumulés. Ces résultats sont

cohérents avec des travaux antérieurs montrant que l'autonomie constitue un facteur déterminant dans l'utilisation des véhicules électriques, en particulier dans des contextes d'une utilisation partagée [226]. Ils confirment également que la modélisation explicite des contraintes énergétiques est indispensable pour évaluer de manière réaliste les performances des systèmes d'autopartage électrique. En ce sens, le premier article apporte une contribution méthodologique importante en montrant comment ces contraintes peuvent être intégrées dans une plateforme de simulation multi-agents appliquée à l'autopartage.

8.1.2 Effets climatiques sur l'autonomie et l'utilisation

Les résultats présentés dans la première contribution montrent que la température constitue un facteur exogène déterminant qui influence directement les performances énergétiques des véhicules. Cette dernière impacte les décisions d'utilisation des membres de l'autopartage. L'intégration explicite de cet effet dans le modèle permet d'évaluer de manière plus réaliste le fonctionnement du système dans des contextes climatiques variés.

Les travaux de la première contribution montrent que des températures basses entraînent une réduction significative de l'autonomie réelle des véhicules électriques. Cette diminution de l'autonomie est principalement liée à l'augmentation des besoins énergétiques pour le chauffage de l'habitacle et à la baisse de l'efficacité des batteries à de telles températures. Les résultats des simulations montrent que cette baisse de l'autonomie se traduit par une diminution du nombre de trajets réalisables avant de recharger la batterie. Cette situation affecte directement la disponibilité opérationnelle du service. Ces observations sont cohérentes avec les analyses dans ce travail [121] qui documentent l'impact des conditions climatiques sur la consommation énergétique des véhicules électriques. De plus, les résultats de ce travail montrent que l'impact de la température sur l'autonomie ne peut être considéré comme marginal dans un contexte d'autopartage. Contrairement à une utilisation privée, où les propriétaires de véhicules électriques peuvent anticiper ou adapter leur comportement, l'autopartage repose sur une utilisation successive et partagée des véhicules. Dans ce contexte, une réduction de l'autonomie réelle peut rapidement se répercuter sur l'ensemble du réseau en augmentant la fréquence des recharges et en réduisant la disponibilité globale des véhicules. Au-delà des effets purement techniques, la première contribution met en évidence que les comportements des utilisateurs du système sont influencés par la température extérieure. Les conditions climatiques défavorables impactent négativement l'autonomie des véhicules électriques, ce qui augmente l'anxiété liée à l'autonomie. Cette dernière pousse les utilisateurs à choisir un autre mode de transport que l'autopartage électrique. Les résultats montrent que cette perception du risque joue un rôle important dans la décision d'utiliser ou

non un véhicule électrique. Cette réticence à l'utilisation de ces véhicules est présente même lorsque l'autonomie réelle aurait pu être suffisante pour couvrir la distance du déplacement envisagé. Ainsi, cette interaction entre les effets climatiques et les facteurs comportementaux peut produire des effets non linéaires sur l'utilisation du service. Par exemple, une légère baisse de température peut entraîner une réduction disproportionnée de l'utilisation si elle amplifie l'anxiété des utilisateurs. Ces mécanismes complexes illustrent les limites des approches agrégées et justifient l'intégration explicite de la température et de la perception du risque (anxiété liée à l'autonomie) dans une plateforme de simulation multi-agents.

Ainsi, l'intégration des effets climatiques met en évidence l'intérêt d'une modélisation dynamique et contextuelle des performances des véhicules électriques. En représentant explicitement la variation de l'autonomie en fonction de la température, le modèle permet d'explorer des scénarios réalistes et de mieux comprendre les conditions dans lesquelles les voitures électriques dans le cadre de l'autopartage peuvent être performantes. Cette approche contribue à éclairer les choix de planification et d'exploitation des systèmes d'autopartage électrique. Enfin, les effets climatiques et leurs impacts sur les choix des utilisateurs constituent des facteurs clés à considérer dans les étapes ultérieures de la thèse.

8.1.3 Anxiété d'autonomie et comportements des utilisateurs

Pour ce qui concerne l'anxiété liée à l'autonomie et son influence sur les comportements des utilisateurs du service d'autopartage électrique, les résultats de la première contribution montrent que la perception du risque de panne joue un rôle déterminant dans les décisions d'utilisation. Cette dimension comportementale apparaît comme un facteur clé pour comprendre les écarts entre les performances techniques potentielles du système et son utilisation réelle. Ces travaux montrent que l'anxiété d'autonomie agit comme une pénalité dans la fonction de choix des utilisateurs. Comme décrit précédemment, certains utilisateurs peuvent renoncer à louer un véhicule électrique en raison de la crainte de ne pas avoir une marge de sécurité suffisante pour effectuer le trajet désiré. Cette pénalité comportementale reflète une perception subjective du risque qui va au-delà des considérations rationnelles liées à la distance ou à la consommation énergétique.

De plus, la première contribution met également en évidence que l'anxiété d'autonomie interagit avec les contraintes techniques du système. Lorsque l'état de charge des véhicules est faible ou lorsque les conditions climatiques réduisent l'autonomie réelle, la perception du risque est renforcée. Ces interactions peuvent conduire à une baisse disproportionnée de l'utilisation. Ces résultats illustrent la complexité des mécanismes décisionnels à l'œuvre dans les systèmes d'autopartage électrique. Ainsi, les analyses de la première contribution

montrent que l'intégration de l'anxiété d'autonomie dans le modèle améliore la capacité de la simulation à reproduire des comportements réalistes. Sans l'intégration de cette composante, le modèle tendrait à surestimer l'adoption des véhicules électriques. Cette surestimation pourrait être liée uniquement à la considération de critères techniques. Ainsi, ce travail souligne l'importance d'intégrer des facteurs perceptifs et psychologiques dans les modèles de choix appliqués à la mobilité électrique. Ces résultats sont cohérents avec la littérature montrant que la perception du risque et l'anxiété liée à l'autonomie constituent des freins majeurs à l'adoption des véhicules électriques. Par exemple, ce travail [227] souligne que les décisions liées à l'utilisation des véhicules électriques sont influencées par des représentations sociales et des expériences anticipées qui vont au-delà des seules contraintes techniques. Par ailleurs, la première contribution met en évidence que l'anxiété liée à l'autonomie peut également évoluer avec l'expérience d'utilisation des véhicules électriques. Bien que cet aspect ne soit pas exploré de manière dynamique dans cette contribution, la familiarité avec les véhicules électriques pourrait atténuer certaines craintes initiales. Cette observation est cohérente avec les travaux qui montrent que l'expérience joue un rôle important dans l'acceptation et l'utilisation des technologies de mobilité électrique [228].

Finalement, l'analyse de l'anxiété d'autonomie développée dans la première contribution démontre l'intérêt d'une modélisation comportementale dans les systèmes d'autopartage. En intégrant explicitement cette dimension, le modèle permet de mieux représenter les prises de décisions effectuées par les utilisateurs face à l'incertitude. Cette approche contribue à renforcer la crédibilité des résultats et à fournir une base plus réaliste pour l'évaluation des performances du système. Enfin, la prise en compte de l'anxiété d'autonomie a des implications directes pour la conception et l'exploitation des services d'autopartage électrique.

8.1.4 Contributions et limites méthodologiques

Cette section synthétise les apports méthodologiques de cette contribution et elle en expose les principales limites. Un premier apport méthodologique majeur réside dans l'intégration explicite des véhicules électriques au sein d'un modèle de simulation multi-agents appliqué à l'autopartage. Contrairement à des approches plus agrégées, le modèle développé permet de représenter simultanément les états techniques des véhicules, les comportements individuels des utilisateurs et les interactions dynamiques entre ces éléments. Cette intégration constitue une avancée importante pour l'analyse des systèmes d'autopartage électrique. Elle permet de dépasser une vision statique ou purement technologique de l'électrification du système d'autopartage.

Ce travail apporte également une contribution méthodologique significative par la consid-

ération explicite des contraintes énergétiques dynamiques. L'état de charge des véhicules est modélisé comme une variable évolutive, influencée par les trajets réalisés, les phases de recharge et les conditions climatiques. Cette représentation permet d'analyser de manière réaliste la disponibilité opérationnelle du service et d'identifier des effets systémiques qui ne pourraient être capturés par des modèles simplifiés. Cette approche constitue une condition nécessaire pour évaluer correctement les performances des systèmes d'autopartage intégrant des véhicules électriques. Un autre apport méthodologique important concerne l'intégration de l'anxiété liée à l'autonomie. En tenant compte de la perception du risque en plus des contraintes techniques objectives, le modèle permet de reproduire des comportements plus réalistes. Cet apport est cohérent avec la littérature soulignant l'importance des facteurs perceptifs dans l'adoption des véhicules électriques et renforce la pertinence de l'approche retenue. Cette première contribution se distingue aussi par l'intégration explicite des effets climatiques dans la modélisation des véhicules électriques dans le cadre de l'autopartage. En représentant l'impact de la température sur l'autonomie des véhicules, le modèle permet d'explorer des scénarios saisonniers et d'évaluer la robustesse du service dans des conditions d'exploitation variables. Cette dimension méthodologique est particulièrement pertinente dans des contextes urbains soumis à de fortes variations climatiques. Ainsi, cette méthodologie contribue à renforcer la crédibilité des résultats obtenus.

Cependant, cette contribution montre également plusieurs limites méthodologiques. Les résultats dépendent fortement des hypothèses formulées concernant les comportements des utilisateurs (la sensibilité à l'anxiété liée à l'autonomie). Bien que ces hypothèses soient fondées sur la littérature existante, elles introduisent une part d'incertitude qui peut influencer les résultats de simulation. Une autre limite méthodologique discutée concerne la non-considération de certaines dimensions susceptibles d'influencer l'utilisation des voitures électriques dans l'autopartage, telles que l'évolution des comportements des utilisateurs avec l'expérience ou les stratégies adaptatives des opérateurs. Enfin, ce travail met en évidence que les choix méthodologiques effectués impliquent des compromis entre réalisme comportemental, complexité du modèle et faisabilité computationnelle. La simulation multi-agents permet de représenter des dynamiques fines. Cependant, le coût de calcul reste important. Ces compromis sont inhérents à ce type d'approche et qu'ils doivent être explicitement reconnus pour évaluer la portée des résultats.

En synthèse, la première contribution apporte des éléments méthodologiques importants à l'analyse des systèmes d'autopartage incluant des véhicules électriques. Ce travail a été effectué en combinant une représentation dynamique des contraintes énergétiques, une modélisation comportementale fine et une prise en compte des effets climatiques. Les limites identifiées dans ce travail soulignent la nécessité de compléter cette modélisation par des étapes

de calibration et d’optimisation, développées dans les travaux subséquents de la thèse.

8.2 Calibration dynamique du système d’autopartage dans MATSim

8.2.1 Enjeux et spécificités de la calibration des modèles multi-agents

Cette section porte sur les enjeux méthodologiques associés à la calibration des modèles de simulation multi-agents appliqués aux systèmes de transport, et plus particulièrement à l’autopartage. La deuxième contribution souligne que les modèles multi-agents reposent sur un grand nombre de paramètres comportementaux et opérationnels contrairement aux modèles agrégés ou analytiques. Dans le cas de l’autopartage, ces paramètres incluent ceux liés aux choix modaux, à l’utilisation du service, à la disponibilité des véhicules et aux règles de fonctionnement du système. De faibles variations de certains paramètres peuvent entraîner des changements significatifs dans les résultats agrégés. Un enjeu important concerne la difficulté d’identifier des jeux de paramètres capables de reproduire simultanément plusieurs indicateurs observés. Ce travail met l’accent sur la part modale de l’autopartage comme métrique principale de calibration, en raison de sa capacité à refléter globalement l’adoption du service. De plus, la deuxième contribution montre que la calibration des modèles multi-agents est fortement contrainte par les coûts computationnels associés aux simulations. Chaque évaluation d’un jeu de paramètres nécessite l’exécution complète du modèle. Avec le temps nécessaire pour atteindre l’état d’équilibre, la calibration peut représenter des temps de calcul importants. Cette contrainte limite fortement la possibilité d’explorer exhaustivement l’espace des paramètres par des méthodes classiques de type essais-erreurs.

Par ailleurs, les difficultés sont amplifiées lorsque le modèle intègre des mécanismes comportementaux complexes, tels que ceux liés à l’autopartage ou à l’électrification des flottes. De plus, la calibration des modèles multi-agents est reconnue comme un enjeu central en raison de la complexité des interactions simulées et de la non-linéarité des relations entre paramètres et indicateurs observés [2]. Dans ce contexte, la deuxième contribution montre que la calibration doit être considérée comme un processus méthodologique nécessitant des outils adaptés et non seulement une simple étape technique. Enfin, ce travail positionne la calibration comme un élément clé de la chaîne méthodologique globale de la thèse.

8.2.2 Paramètres calibrés et choix méthodologiques de calibration

La deuxième contribution met en évidence que les paramètres liés à l’autopartage jouent un rôle central dans la dynamique du système simulé. Ces paramètres influencent directement l’attractivité du service, la probabilité d’utilisation du système et la concurrence avec les

autres modes de transport. Le choix de se concentrer sur ces paramètres s'inscrit dans une logique de cohérence méthodologique puisqu'ils constituent des leviers directs d'action pour les opérateurs. Les résultats montrent que la calibration des paramètres comportementaux est complexe en raison de leurs interactions mutuelles. Dans un modèle multi-agents, l'effet d'un paramètre ne peut être interprété indépendamment des autres, puisque les comportements individuels s'inscrivent dans un environnement dynamique impacté par les décisions des autres agents. Ainsi, cette contribution montre que cette interdépendance rend difficile l'identification d'un jeu de paramètres unique optimal et justifie l'adoption d'une approche exploratoire plutôt que déterministe.

De plus, le choix des espaces de variation des paramètres calibrés constitue un compromis important. Des plages trop larges augmentent l'espace de recherche et le coût computationnel. Inversement, des plages trop restreintes risquent d'exclure des configurations plausibles. La deuxième contribution montre que ces plages ont été définies à partir de la littérature existante et des connaissances opérationnelles sur les systèmes d'autopartage. Ce choix garantit la plausibilité des valeurs testées. Un autre aspect méthodologique discuté concerne la granularité des paramètres calibrés. La deuxième contribution montre que certains paramètres pourraient être différenciés selon les profils des utilisateurs ou les zones spatiales. Cependant, cette différenciation accroîtrait considérablement la complexité du modèle et les exigences de données. Le choix d'une calibration globale des paramètres constitue un compromis assumé entre faisabilité et réalisme. Les résultats présentés montrent que la calibration vise à assurer une cohérence globale entre le modèle et les observations, mais elle n'a pas pour objectif de reproduire parfaitement chaque comportement individuel. Cet objectif est cohérent avec l'utilisation du modèle comme outil d'analyse stratégique et de planification, plutôt que comme outil de prédiction individuelle. Cette distinction est importante pour interpréter correctement la portée des résultats de calibration. Ainsi, la deuxième contribution montre que les choix méthodologiques effectués lors de la calibration ont des implications directes pour les analyses ultérieures, notamment celles liées à l'extension du réseau d'autopartage.

8.2.3 Métriques de calibration et utilisation de la part modale

Portant sur le choix de la part modale de l'autopartage comme indicateur principal, les travaux de la deuxième contribution montrent que le choix de la métrique de calibration constitue une décision méthodologique structurante. Ce choix détermine la manière dont le modèle est ajusté aux données observées et influence directement l'interprétation des résultats. Ainsi, la deuxième contribution justifie l'utilisation de la part modale de l'autopartage par son caractère synthétique et sa capacité à refléter globalement l'adoption du service dans

le système de transport étudié. De plus, la part modale permet de comparer directement les résultats des simulations aux observations disponibles sans avoir besoin d’une grande exigence en matière de données. Ce choix est cohérent avec les objectifs du modèle. Ce dernier vise à analyser des tendances globales plutôt qu’à reproduire fidèlement chaque décision individuelle. Les résultats de cette contribution montrent que la part modale est sensible aux paramètres comportementaux liés à l’autopartage. Ainsi, la part modale représente un bon indicateur pour la calibration.

Cependant, cette contribution montre des limites associées à l’utilisation d’un indicateur agrégé pour la calibration. La part modale ne permet pas de capturer les hétérogénéités individuelles ni les variations spatiales ou temporelles de l’utilisation du service d’autopartage. Les résultats montrent que des configurations différentes des paramètres peuvent conduire à des parts modales similaires, ce qui introduit une ambiguïté dans l’interprétation des résultats de calibration. Cette limitation est explicitement reconnue dans cette contribution et présentée comme un compromis méthodologique assumé. Ce phénomène de non-unicité des solutions de calibration est inhérent aux modèles complexes et a déjà été observé dans plusieurs travaux portant sur la calibration de modèles de transport basés sur la simulation [229]. Ainsi, ces travaux montrent que l’utilisation de la part modale permet de tirer parti des données disponibles tout en conservant une capacité d’analyse pertinente. Enfin, la contribution montre que l’utilisation de la part modale comme métrique de calibration est cohérente avec l’objectif d’utiliser le modèle comme outil d’analyse stratégique et de soutien à la décision. En garantissant une cohérence globale entre les résultats de simulations et les observations, la calibration basée sur la part modale fournit un socle crédible pour les analyses ultérieures, notamment celles liées à l’extension du réseau d’autopartage.

8.2.4 Modèles de substitution, XGBoost et réduction du coût computationnel

Cette section de discussion porte sur l’utilisation de modèles de substitution dans la deuxième contribution. Plus particulièrement, la deuxième contribution a recours à XGBoost pour réduire les coûts computationnels associés à la calibration du modèle de simulation multi-agents. Les résultats présentés montrent que l’intégration d’un substitut constitue un élément méthodologique central pour rendre le processus de calibration applicable à grande échelle. En d’autres termes, l’utilisation de modèles de substitution pour réduire les coûts computationnels s’inscrit dans une approche plus générale visant à rendre exploitables des modèles de simulation coûteux [230]. Ce travail ne remet pas en cause le rôle fondamental de la simulation multi-agents mais il utilise le modèle de substitution pour répondre au problème de coût computationnel qui y est associé. La deuxième contribution met en évidence

que la calibration directe par simulation nécessite l'exécution répétée du modèle pour de nombreux jeux de paramètres. Ce nombre de simulations nécessaires à la calibration engendre des temps de calcul élevés. Cette contrainte limite fortement la possibilité d'explorer l'espace des paramètres de manière exhaustive. Cette contribution montre que cette difficulté est inhérente aux modèles multi-agents complexes, en particulier lorsqu'ils intègrent des comportements détaillés et des interactions dynamiques entre agents.

Pour répondre à cet enjeu, la deuxième contribution propose l'utilisation d'un modèle de substitution basé sur XGBoost. L'objectif est d'approximer la relation entre les paramètres d'entrée et la métrique de calibration, à savoir la part modale de l'autopartage. Ces travaux soulignent que ce choix repose sur la capacité de XGBoost à capturer des relations non linéaires et des interactions complexes entre les variables. De plus, XGBoost offre de bonnes performances en termes de précision et de temps de calcul. Cette approche s'inscrit dans une littérature plus large sur l'utilisation des modèles de substitution pour accélérer les processus d'optimisation et de calibration. Les résultats présentés montrent que le modèle de substitution permet d'identifier efficacement des régions prometteuses de l'espace des paramètres. Ces résultats réduisent considérablement le nombre de simulations nécessaires. Aussi, le substitut n'a pas vocation à remplacer la simulation multi-agents. Les configurations paramétriques identifiées comme pertinentes par le modèle de substitution sont évaluées plus précisément par simulation. Ce travail garantit que les résultats finaux restent ancrés dans la dynamique du modèle complet. Un point important discuté dans la deuxième contribution concerne la précision et la robustesse du modèle de substitution. Les résultats montrent que la qualité de l'approximation dépend fortement de la diversité et de la représentativité des données d'entraînement issues des simulations. Ces travaux montrent que le substitut est particulièrement efficace dans les régions de l'espace des paramètres couvertes par les données, mais qu'il peut perdre en fiabilité en dehors de ces régions. Cette observation met en évidence la nécessité d'un processus itératif, dans lequel les données de simulation et le modèle de substitution sont mis à jour.

D'un point de vue méthodologique, la deuxième contribution montre que l'intégration de XGBoost dans le processus de calibration permet de rendre opérationnelles des approches qui seraient autrement inaccessibles en raison des contraintes computationnelles. Les travaux montrent que cette approche hybride, combinant simulation et apprentissage automatique, constitue une contribution méthodologique importante pour la calibration des modèles de transport complexes. Enfin, les bénéfices de l'approche par modèle de substitution dépassent le seul objectif de la calibration. En réduisant les coûts computationnels, elle ouvre la possibilité d'explorer un plus grand nombre de scénarios et de paramètres renforçant la robustesse des analyses.

8.2.5 Synthèse et implications méthodologiques

Cette section propose une synthèse des apports méthodologiques de la deuxième contribution ainsi que leurs limitations. Un premier apport central de cette contribution réside dans la structuration du processus de calibration comme une étape méthodologique à part entière. Les résultats de ces travaux montrent que dans le cas des modèles multi-agents la calibration conditionne directement la capacité des résultats à soutenir des analyses stratégiques. En mettant l'accent sur la part modale de l'autopartage comme indicateur principal, ce travail propose une approche adaptée aux contraintes de données et aux objectifs d'analyse à l'échelle du système.

Cette deuxième contribution présente une méthodologie concernant l'intégration de modèles de substitution pour réduire les coûts computationnels associés à la calibration. L'utilisation de XGBoost permet de rendre faisable l'exploration de l'espace des paramètres. Cette exploration prend racine dans la simulation multi-agent. Cette approche hybride constitue une contribution méthodologique majeure aux modèles de transport complexes dont l'évaluation directe est coûteuse en temps de calcul. De plus, les compromis méthodologiques sont nécessaires à l'introduction d'un modèle de substitution dans ce processus de calibration. En effet, l'utilisation d'une approximation produite par le modèle de substitution implique une perte de précision qui doit être maîtrisée à travers la validation systématique des vecteurs de paramètres. Cette exigence méthodologique renforce la crédibilité de l'approche proposée. Par ailleurs, les résultats montrent que la combinaison de la simulation multi-agents et des modèles de substitution permettent de dépasser certaines limites classiques de la calibration. Elle offre la possibilité d'explorer des espaces de paramètres plus larges, d'identifier des régions plausibles et de mieux comprendre la sensibilité du modèle aux paramètres comportementaux. Ces bénéfices méthodologiques sont particulièrement pertinents dans le contexte de l'autopartage puisque les interactions entre les utilisateurs, les véhicules et le réseau sont complexes.

Enfin, les choix méthodologiques de cette contribution sont cohérents avec une vision de la simulation comme outil d'aide à la décision plutôt que comme un outil de prédiction précise. En privilégiant une calibration globale et robuste, l'approche proposée permet de soutenir des analyses comparatives et prospectives. De plus, ce travail reconnaît explicitement les limites inhérentes aux modèles multi-agents. Cette synthèse met en évidence que cette contribution constitue un maillon essentiel du cadre méthodologique développé dans la thèse, en assurant la cohérence et la crédibilité des analyses subséquentes.

8.3 Optimisation de l'extension d'un réseau d'autopartage

8.3.1 Enjeux et spécificités de l'extension des réseaux d'autopartage

Cette sous-section de discussion examine les enjeux méthodologiques et opérationnels liés à l'optimisation de l'extension des réseaux d'autopartage. Les résultats mettent en évidence que l'extension d'un réseau d'autopartage constitue un problème complexe. Celui-ci est caractérisé par des interactions fortes entre la localisation des stations, les comportements des utilisateurs et les performances globales du système. La troisième contribution souligne que le problème d'extension du réseau relève d'une optimisation combinatoire pour laquelle des approches exactes deviennent rapidement inapplicables à grande échelle [231]. Dans cette problématique, le nombre de configurations possibles croît rapidement avec le nombre de localisations candidates. Les résultats montrent que cette complexité rend inadéquates les approches exhaustives lorsque l'évaluation de chaque configuration repose sur une simulation multi-agents coûteuse en temps de calcul. Cette contrainte méthodologique justifie le recours à des méthodes heuristiques capables d'explorer efficacement l'espace des solutions.

Les travaux montrent que la localisation des stations ne peut être abordée uniquement sous l'angle de la demande potentielle. Ces travaux précisent que l'utilisation réelle du service dépend également de la disponibilité des véhicules, des dynamiques de réservation et des interactions spatiales entre stations existantes et nouvelles stations. Ainsi, la troisième contribution met en évidence que l'extension du réseau doit être analysée comme un problème systémique, dans lequel les décisions locales peuvent avoir des effets globaux non intuitifs. De plus, l'objectif de cette contribution est non seulement d'augmenter l'utilisation du service, mais également d'améliorer l'accessibilité spatiale au système. Par ailleurs, les contraintes opérationnelles jouent un rôle déterminant dans la formulation du problème d'optimisation. Les contraintes budgétaires, le nombre maximal de stations pouvant être déployées et les limitations spatiales liées à la faisabilité des sites influencent fortement l'espace des solutions admissibles. La troisième contribution montre que l'intégration explicite de ces contraintes est essentielle pour garantir la pertinence opérationnelle des solutions proposées.

Ainsi, cette contribution positionne l'extension du réseau comme l'aboutissement naturel de la chaîne méthodologique développée dans la thèse. Cette section met en évidence que l'optimisation ne peut être dissociée des étapes méthodologiques précédentes, mais doit être envisagée comme une composante intégrée d'un cadre décisionnel global.

8.3.2 Variables de décision et indicateurs de performance

Cette section porte sur les variables de décision et les indicateurs de performance mobilisés dans la troisième contribution pour l'optimisation de l'extension du réseau d'autopartage. Ainsi, ce travail montre que les décisions d'extension du réseau sont formulées principalement en termes de localisation de nouvelles stations parmi un ensemble de localisations candidates. Ces décisions influencent directement la structure spatiale du réseau et conditionnent l'accès des utilisateurs au service. La localisation des stations constitue une variable de décision centrale puisqu'elle agit à la fois sur la proximité du service, la disponibilité des véhicules et la répartition spatiale de la demande.

Les résultats montrent que l'utilisation du service est retenue comme un indicateur clé de performance dans le processus d'optimisation. En effet, cet indicateur reflète de manière synthétique l'attractivité du réseau d'autopartage et sa capacité à répondre aux besoins de mobilité. De plus, ce travail introduit des indicateurs liés à l'accessibilité spatiale pour compléter l'analyse fondée sur l'utilisation du système. Cette contribution souligne que l'accessibilité permet de caractériser la couverture du réseau et la facilité d'accès au service pour différentes zones urbaines. Aussi, l'utilisation et l'accessibilité peuvent entrer en confrontation dans certaines configurations. En effet, des localisations favorables à une augmentation rapide de l'utilisation peuvent ne pas correspondre aux zones les moins bien desservies du réseau existant. La troisième contribution montre que la considération simultanée de ces indicateurs permet de mieux évaluer les compromis associés à différentes stratégies d'extension. Un autre aspect important discuté concerne la performance globale du système qui ne se résume pas à un indicateur unique. La troisième contribution montre que les effets d'une extension du réseau doivent être évalués à l'échelle du système en considérant les interactions entre les stations existantes et les nouvelles stations. Certaines configurations peuvent améliorer localement l'accessibilité tout en dégradant l'équilibre global du système, par exemple en concentrant excessivement la demande.

Finalement, le choix des variables de décision et des indicateurs de performance est étroitement lié aux objectifs des opérateurs. Ainsi, cette section montre que la formulation du problème d'optimisation constitue une étape méthodologique essentielle conditionnant directement la portée et l'utilité des solutions proposées.

8.3.3 Contraintes d'optimisation et faisabilité opérationnelle

Cette section se concentre sur le rôle des contraintes d'optimisation dans cette contribution et leur influence sur la faisabilité opérationnelle des solutions d'extension du réseau

d'autopartage. En effet, la troisième contribution met en évidence que les contraintes budgétaires jouent un rôle déterminant dans la définition de l'espace des solutions admissibles. Le nombre de stations pouvant être ajoutées au réseau est limité par des ressources financières finies. Cette limitation impose des choix entre différentes localisations potentielles. De plus, un autre aspect central discuté concerne la faisabilité spatiale des sites candidats. La troisième contribution montre que toutes les localisations potentielles ne sont pas équivalentes du point de vue de leur faisabilité en raison de contraintes physiques, réglementaires ou urbaines. L'intégration de ces contraintes permet d'éviter des solutions théoriquement optimales mais irréalistes sur le plan opérationnel. Cette prise en compte renforce la crédibilité des résultats et leur utilité pour la planification. Par ailleurs, les résultats présentés soulignent que l'intégration simultanée de contraintes budgétaires, quantitatives et spatiales contribue à complexifier le problème d'optimisation, mais qu'elle est indispensable pour garantir la pertinence des solutions.

Ainsi, le choix et la formulation des contraintes constituent des décisions méthodologiques majeures. Des contraintes trop permissives risqueraient de produire des solutions irréalistes, tandis que des contraintes trop restrictives pourraient exclure des configurations pertinentes. Cette section met ainsi en évidence que les contraintes d'optimisation jouent un rôle structurant dans la construction d'un cadre méthodologique robuste pour l'extension des réseaux d'autopartage.

8.3.4 Algorithme de recherche Tabu et intégration simulation-optimisation

La troisième contribution montre que l'espace des solutions associé à la localisation de nouvelles stations est vaste et fortement non linéaire en raison des interactions entre les stations, les utilisateurs et les véhicules. Dans ce contexte, l'utilisation d'un algorithme de type recherche Tabu permet d'explorer efficacement l'espace des solutions sans recourir à une exploration exhaustive. En général, les métaheuristiques, telles que la recherche Tabu, sont fréquemment utilisées pour traiter des problèmes de planification complexes lorsque l'évaluation des solutions repose sur des modèles de simulation [232]. L'algorithme (recherche Tabu) est particulièrement adapté aux problèmes de localisation combinatoire. En effet, des améliorations progressives peuvent être obtenues par des modifications locales des solutions. Les résultats présentés montrent que la recherche Tabu repose sur un mécanisme de voisinage permettant de générer des configurations candidates à partir d'une solution courante. Ce mécanisme facilite l'exploration structurée de l'espace des solutions tout en évitant les boucles grâce à l'utilisation d'une liste Tabu. Cette mémoire à court terme permet de limiter le retour vers des solutions précédemment explorées et favorise la diversification de la

recherche.

Le point central discuté dans la troisième contribution concerne l'intégration étroite entre l'algorithme d'optimisation et la simulation multi-agents. Chaque solution candidate générée par la recherche Tabu est évaluée à l'aide du modèle de simulation. Cette dernière fournit les indicateurs de performance nécessaires à la comparaison des configurations. Cette intégration garantit que les décisions d'optimisation sont fondées sur une représentation réaliste des comportements et des dynamiques du système. Les résultats présentés montrent que l'algorithme permet d'identifier des configurations d'extension du réseau offrant de meilleures performances que des solutions de référence ou des solutions aléatoires. Ces gains résultent de l'interaction entre l'algorithme heuristique et la simulation multi-agents, plutôt que de l'un ou l'autre pris isolément. Cette observation met en évidence l'intérêt d'une approche intégrée pour traiter des problèmes complexes de planification.

Enfin, l'utilisation de l'algorithme de recherche Tabu s'inscrit dans une logique méthodologique cohérente avec les objectifs de cette contribution. L'algorithme permet d'explorer efficacement des espaces de solutions complexes tout en conservant une interprétation des résultats, dans la mesure où les solutions sont construites par des modifications locales explicites. Cette section met ainsi en évidence que l'intégration de la simulation multi-agents et de la recherche Tabu constitue un apport méthodologique clé pour l'optimisation de l'extension des réseaux d'autopartage.

8.3.5 Synthèse, apports méthodologiques et portée des résultats

Un premier apport méthodologique majeur de la troisième contribution réside dans la formulation explicite du problème d'extension du réseau d'autopartage comme un problème d'optimisation combinatoire intégré à une simulation multi-agents. Cette formulation permet de dépasser des approches statiques ou purement spatiales de la localisation des stations en prenant en compte les comportements des utilisateurs et les dynamiques d'utilisation qui émergent à l'échelle du système. Aussi, l'intégration de plusieurs indicateurs de performance, notamment l'utilisation et l'accessibilité, permet de mieux comprendre et de planifier les décisions d'extension du réseau. De plus, cette approche multicritères contribue à une évaluation plus équilibrée des configurations candidates. Cet apport méthodologique est particulièrement pertinent dans un contexte de planification urbaine où des objectifs multiples peuvent coexister.

Un autre apport important concerne l'intégration explicite des contraintes opérationnelles dans le processus d'optimisation. En tenant compte des contraintes budgétaires, quantitatives et spatiales, l'Article 3 propose des solutions d'extension qui sont non seulement

performantes du point de vue des indicateurs simulés, mais également plausibles sur le plan opérationnel. Ainsi, cette prise en compte renforce la crédibilité et l'utilité pratique des résultats. Par ailleurs, les résultats de l'utilisation de la recherche Tabu, combinée à la simulation multi-agents, constituent un choix méthodologique adapté pour traiter la complexité du problème. Cette approche permet d'explorer l'espace des solutions tout en se basant sur une évaluation réaliste des performances du système. Cet apport méthodologique s'inscrit dans une continuité logique avec les étapes de calibration et de modélisation développées dans les articles précédents. Cependant, la troisième contribution reconnaît également certaines limites méthodologiques. Les solutions proposées doivent être interprétées comme des configurations plausibles et performantes dans le cadre du modèle, plutôt que comme des prescriptions universelles applicables à tout contexte urbain. Aussi, les résultats montrent que le processus donne des résultats sensibles au choix des sites candidats et aux contraintes imposées. Des choix différents en amont pourraient conduire à des configurations optimales distinctes. Cette observation souligne l'importance de considérer les résultats comme des outils d'aide à la décision afin d'éclairer les choix des opérateurs plutôt que comme des solutions définitives.

En plus, la tarification de l'autopartage constitue un levier central dans ce genre de systèmes. Le prix influence à la fois les comportements des utilisateurs et la performance globale du service. Dans cette thèse, le prix de l'autopartage est considéré de manière indirecte à travers les fonctions d'utilité et les paramètres de choix modal. Cependant, la tarification n'est pas explicitement modélisée comme une variable de décision dans le cadre proposé. Ce choix vise à concentrer l'analyse sur les dimensions principales du travail, à savoir la modélisation comportementale, la calibration du système et l'optimisation spatiale du réseau d'autopartage. Néanmoins, il est important de souligner que l'intégration explicite de stratégies de tarification, comme la tarification dynamique ou encore l'optimisation conjointe des prix et de la localisation des stations, constitue une extension naturelle et pertinente du travail proposé dans cette thèse. Ces éléments pourraient enrichir l'analyse et améliorer le réalisme des résultats. Ainsi, ces intégrations représentent une perspective de recherche prometteuse.

Il est important de mentionner que dans cette thèse, l'accessibilité est principalement appréhendée à travers le temps d'accès au service d'autopartage. Toutefois, cette approche ne prend pas explicitement en compte la densité de l'offre, notamment le nombre de véhicules ou de stations disponibles dans l'environnement immédiat. Cependant, du point de vue des utilisateurs, l'attractivité du service dépend également de cette densité. Par exemple, la présence de plusieurs stations ou véhicules dans un rayon donné peut offrir une meilleure flexibilité et une probabilité accrue de disponibilité comparativement à une station unique située à une distance équivalente. L'intégration de la proximité et de la densité de l'offre

représenterait une extension naturelle de la solution proposée. Elle permettrait de mieux capturer les mécanismes d’attractivité du service et d’améliorer la représentation des comportements d’accès dans les modèles de simulation multi-agents. Cette piste constitue une perspective intéressante pour des travaux futurs.

Finalement, l’approche méthodologique proposée ouvre la voie à des analyses prospectives et comparatives. En combinant les simulations multi-agents et l’optimisation heuristique, la solution développée permet d’évaluer différents scénarios d’extension et d’en analyser les impacts potentiels sur l’utilisation et l’accessibilité. Cette section souligne que la troisième contribution constitue l’aboutissement méthodologique de la thèse, en liant modélisation, calibration et optimisation dans une solution intégrée de soutien à la décision.

CHAPITRE 9 CONCLUSION

Ce chapitre de conclusion revient sur les principaux apports de cette recherche ayant pour finalité l'optimisation de l'extension des systèmes d'autopartage. En usant des techniques de modélisation, de calibration et d'optimisation, ces travaux proposent une méthodologie pour améliorer la planification et l'efficacité des services d'autopartage. Après avoir rappelé les contributions majeures de cette thèse, nous discuterons des limites méthodologiques et des implications pratiques pour les opérateurs d'un système d'autopartage. Enfin, plusieurs pistes de recherche futures sont proposées afin d'étendre les travaux menés dans cette thèse.

9.1 Synthèse des travaux et leurs limitations

Afin de représenter fidèlement la réalité de la flotte d'autopartage, la première contribution porte sur la modélisation de l'utilisation des véhicules électriques dans une telle flotte. Cette utilisation considère l'impact de la température extérieure sur l'état de charge de la batterie ainsi que l'anxiété liée au niveau de charge de la batterie impactant le choix des véhicules dans une station d'autopartage par les utilisateurs. En comparant diverses simulations de scénarios selon différentes conditions de température et d'anxiété liée à l'autonomie, les résultats obtenus mettent en évidence l'impact de ces facteurs sur l'adoption des véhicules électriques dans le cadre de l'autopartage. En effet, quand les températures sont basses et l'anxiété liée à l'autonomie de la batterie est élevée, les utilisateurs ont tendance à délaissier les voitures électriques et à préférer les voitures thermiques. Aussi, dans ces conditions (une basse température et une anxiété élevée liée à l'autonomie), les distances parcourues avec les véhicules électriques sont plus courtes que celles parcourues avec les véhicules thermiques. En utilisant les informations issues de telles simulations, les opérateurs du service d'autopartage peuvent avoir une idée des stratégies à adopter pour augmenter le nombre de véhicules électriques dans leur flotte. Comme toutes les modélisations, ces travaux reposent sur certaines hypothèses simplificatrices. Notamment, l'infrastructure de recharge est présumée disponible dans toutes les stations d'autopartage et fonctionnelle en tout temps. Cette hypothèse ne reflète pas la réalité urbaine. De plus, le temps de recharge des véhicules électriques est présumé uniforme à travers toute la flotte. Cependant, il existe divers types de chargeurs qui pourraient influencer le temps de recharge de ces véhicules et, par conséquent, leur disponibilité à la location.

Dans un deuxième temps, la seconde contribution porte sur le développement d'une approche basée sur un modèle de substitution permettant de se rapprocher le plus possible des résultats

de MATSim avec différentes configurations de paramètres sans l'exécuter systématiquement. Les résultats des tests de cette approche ont montré que l'utilisation du modèle substitut permettait d'accélérer significativement le processus de calibration, tout en maintenant un niveau de précision satisfaisant. Cependant, cette approche présente certaines limitations. En effet, le modèle est sensible à la qualité des vecteurs de paramètres choisis dans leurs espaces désignés. Un mauvais choix peut entraîner des résultats locaux imprécis. Aussi, pour entraîner ce type de modèles, le nombre de données doit être suffisant. Avec un entraînement adéquat, le modèle peut générer des résultats correspondants aux résultats que MATSim donnerait. Avec les résultats présentés dans ce travail, on peut conclure que cette approche démontre l'intérêt d'utiliser dans la même approche des techniques de simulation avec des méthodes issues de l'intelligence artificielle pour améliorer l'efficacité des processus de calibration. Ainsi, le gain de temps rend envisageable une calibration régulière du modèle en fonction des données observées. Cela permet une meilleure adaptation du modèle aux évolutions des choix de mobilité urbaine. Par conséquent, les opérateurs des systèmes de transport comme l'autopartage peuvent utiliser MATSim en tant qu'outil d'aide à la décision.

Finalement, la dernière contribution porte sur la proposition d'une méthodologie combinant les algorithmes d'optimisation avec les simulations multi-agents pour identifier les localisations optimales de stations d'autopartage. En intégrant un indicateur d'accessibilité spatiale au cœur du processus décisionnel, cette approche permet de mieux aligner l'offre d'autopartage avec les besoins réels des usagers du système. L'application de cette méthodologie à l'île de Montréal a permis de démontrer l'efficacité du modèle en termes d'augmentation du nombre de trajets, de réduction des distances d'accès aux stations et d'amélioration de la couverture spatiale du service. Ainsi, sur le plan pratique, ce travail offre un appui aux opérateurs souhaitant développer ou étendre un réseau d'autopartage, dans notre cas, ou alors un réseau de mobilité partagée en général. Limitant les risques d'erreurs de planification à travers le test de divers scénarios, cette méthodologie constitue un outil d'aide à la décision flexible. Cependant, cette recherche présente certaines limitations qu'il convient de souligner. En effet, l'approche d'optimisation utilisée dépend du choix des heuristiques et des contraintes formulées. Ces éléments pourraient être affinés pour atteindre une meilleure analyse des localisations d'extension à choisir.

9.2 Améliorations futures

Plusieurs pistes mériteraient d'être explorées pour prolonger les éléments présentés dans cette thèse. En effet, pour le travail d'introduction de l'utilisation des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage, plusieurs hypothèses ont été émises afin de mener à bien cette étude.

Ces hypothèses portent sur le temps de trajet pour aller récupérer la voiture d'autopartage à la station. Ce temps a été estimé similaire au temps d'accès à la voiture privée. De plus, un seul type d'abonnement au système d'autopartage a été proposé aux utilisateurs alors que les opérateurs d'autopartage offrent différents abonnements en se basant sur la segmentation du marché. Puisque notre méthodologie décrite plus haut permet de simuler le nombre et le type d'abonnements désirés, ces divers choix pourraient être intégrés dans l'algorithme co-évolutif de MATSim. Une autre hypothèse a porté sur la consultation des véhicules disponibles par les membres du système qui se fait dans la station la plus proche. Cette hypothèse peut diminuer le périmètre de recherche, ce qui peut engendrer une sous-estimation de la demande en autopartage si certains utilisateurs sont, par exemple, disposés à se déplacer à pied vers des stations plus éloignées disposant de véhicules disponibles. Ainsi, chacune de ces limitations ouvre une perspective pour de futurs travaux afin d'améliorer la représentativité du modèle comme l'ajout de choix d'abonnements au système d'autopartage ou encore l'élargissement des limites de la recherche de stations d'autopartage.

Pour le travail lié à la calibration, la méthodologie présente certaines limites, notamment un risque de résultats divergents en tant que sorties de l'algorithme de substitution. L'algorithme de substitution (XGBoost) est entraîné sur un nombre limité de vecteurs évalués; il existe un risque de produire des résultats de simulation de plus en plus éloignés de ceux que MATSim pourrait générer comme sortie de simulation. Pour traiter ce problème, une modification du processus peut être effectuée pour ajouter une manière de contrôler cette divergence et de la diminuer une fois détectée. De plus, des travaux de tests d'autres modèles de substitution autres que XGBoost pourraient être conduits pour trouver possiblement un meilleur modèle pour le cas spécifique de la calibration de l'autopartage dans MATSim. Aussi, dû au nombre de paramètres et aux hypothèses précisées dans le module d'autopartage, la sensibilité de ce module à leurs variations pourrait être étudiée afin d'atteindre une bonne précision des résultats de la calibration et d'éviter des problèmes de surapprentissage.

Concernant le dernier travail, la méthodologie utilisée présente certaines limitations liées à l'algorithme pour choisir les localisations des stations. En effet, l'algorithme utilisé est l'algorithme de recherche TABU. Ce dernier peut entraîner des minima locaux lors des itérations successives. La présence de ce risque de minima locaux peut limiter l'exploration efficace de l'espace des localisations possibles des nouvelles stations. Ainsi, d'autres algorithmes pourraient être testés pour chercher un potentiel meilleur algorithme. Aussi, la prise en compte d'autres facteurs comme la météo ou encore la saison pourrait ajouter une meilleure variabilité à intégrer au processus de choix des stations puisque le comportement des utilisateurs change en fonction de ces facteurs, surtout dans des villes comme Montréal qui est sujettes à des températures et des conditions climatiques extrêmes.

Finalement, les travaux menés dans le cadre de cette thèse offrent, premièrement, un moyen d'introduire l'utilisation des véhicules électriques dans une flotte d'autopartage en station. Deuxièmement, une méthodologie de calibration utilisant un modèle se substituant à MATSim pour les fins de la calibration est introduite. Troisièmement, un processus d'extension du réseau de stations d'autopartage vise des zones géographiques spécifiques en intégrant le facteur d'admissibilité. De plus, ces travaux offrent un cadre méthodologique solide de prise de décision à un opérateur d'autopartage pour simuler divers scénarios. Ces derniers pourraient être issus de politiques ou d'un changement dans le système d'autopartage lui-même, comme l'ajout de nouvelles stations à l'aide de la méthodologie présentée plus haut, participant à l'amélioration des solutions de mobilité partagée.

En conclusion, cette thèse démontre la faisabilité et la pertinence d'une approche intégrée combinant la modélisation comportementale, la calibration rigoureuse et l'extension du réseau d'autopartage. Elle met en exergue le potentiel de la simulation multi-agents comme outil central pour l'analyse et la planification de divers services de mobilité. Les contributions méthodologiques proposées constituent une base solide pour des travaux futurs visant à enrichir les modèles et à étendre leur application à d'autres contextes de mobilité partagée.

RÉFÉRENCES

- [1] A. Horni, K. Nagel et K. W. Axhausen, *The multi-agent transport simulation MATSim*. Ubiquity Press, 2016.
- [2] A. Chakirov et P. Fourie, “Enriched sioux falls scenario with dynamic and disaggregate demand. working paper,” *Future Cities Laboratory, Singapore-ETH Centre (SEC), Singapore, Tech. Rep*, 2014.
- [3] A. R. Goetz, “Transport challenges in rapidly growing cities,” *Transport Reviews*, vol. 39, n°. 5, p. 549–567, 2019.
- [4] J. J. Montero, “Regulating transport platforms: The case of carpooling in europe,” dans *The Governance of Smart Transportation Systems*. Cham: Springer International Publishing, 2019, p. 13–35.
- [5] S. A. Shaheen, D. Sperling et C. Wagner, “A short history of carsharing in the 90’s,” *THE JOURNAL OF WORLD TRANSPORT POLICY & PRACTICE*, 1999.
- [6] S. A. Shaheen et A. P. Cohen, “Growth in worldwide carsharing,” *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, vol. 1992, n°. 1, p. 81–89, janv. 2007. [En ligne]. Disponible: <https://doi.org/10.3141/1992-10>
- [7] S. Harms et B. Truffer, *The Emergence of a Nationwide Carsharing Co-operative in Switzerland*, 1998.
- [8] M. Barth et S. Shaheen, “Shared-use vehicle systems: Framework for classifying car-sharing, station cars, and combined approaches,” *Transportation Research Record*, vol. 1791, p. 105–112, 2002.
- [9] P. Muheim et E. Reinhardt, “Carsharing: The swiss experience,” *Transportation Research Record*, vol. 1666, p. 79–87, 1999.
- [10] B. Strickler, “Car-sharing in switzerland - 21st century mobility takes shape network-ing private and public transport successfully since 1987,” *CADDET ENERGY EFFICIENCY NEWSLETTER*, sept. 1997.
- [11] S. Shaheen, D. Sperling et C. Wagner, *Carsharing in Europe and North American: past, present, and future*, 1998.

- [12] —, “Carsharing in europe and north america: Past, present, and future,” *Transportation Quarterly*, vol. 52, n°. 3, p. 35–52, 1998.
- [13] “Communauto website,” <https://communauto.com/>, 2025, accessed: 2025-12-25.
- [14] D. Febbraro, A. Sacco et N. Saeednia, “One-way carsharing: solving the relocation problem,” *Transportation research record*, vol. 2319, n°. 1, p. 113–120, 2012.
- [15] S. A. Shaheen, A. P. Cohen et M. S. Chung, “North american carsharing: 10-year retrospective,” *Transportation Research Record*, n°. 1, p. 35–44, 2009.
- [16] S. Shaheen *et al.*, “Is it time for a public transit renaissance?: Navigating travel behavior, technology, and business model shifts in a brave new world,” *J. Public Trans.*, vol. 21, n°. 1, p. 67–81, janv. 2018.
- [17] A. Braham, “Contribution aux outils d’évaluation des impacts environnementaux de l’autopartage,” Thèse de doctorat, École Polytechnique de Montréal, 2011.
- [18] S. Abar *et al.*, “Agent based modelling and simulation tools: A review of the state-of-art software,” *Comput. Sci. Rev.*, vol. 24, p. 13–33, mai 2017.
- [19] F. Ciari, N. Schuessler et K. W. Axhausen, “Estimation of carsharing demand using an activity-based microsimulation approach: Model discussion and some results,” *Int. J. Sustain. Transp.*, vol. 7, n°. 1, p. 70–84, janv. 2013.
- [20] S. Shaheen, A. Cohen et M. Jaffee, “Innovative mobility: Carsharing outlook and market overview,” *Transport Policy*, vol. 65, p. 13–22, 2018.
- [21] International Energy Agency, “Global ev outlook 2021: Accelerating ambitions despite the pandemic,” IEA, Rapport technique, 2021. [En ligne]. Disponible: <https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2021>
- [22] IPCC, “Climate change 2022: Mitigation of climate change,” 2022. [En ligne]. Disponible: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg3/>
- [23] T. R. Hawkins *et al.*, “Comparative environmental life cycle assessment of conventional and electric vehicles,” *Journal of Industrial Ecology*, vol. 17, n°. 1, p. 53–64, 2013.
- [24] G. Wu, A. Inderbitzin et K. Boulouchos, “Energy and cost analysis of plug-in hybrid and electric vehicles,” *Energy Policy*, vol. 86, p. 699–709, 2015.
- [25] W. F. Tate, “Putting the "urban" in mathematics education scholarship,” *Journal of Urban Mathematics Education*, vol. 1, n°. 1, p. 5–9, 2008.

- [26] S. Weikl et K. Bogenberger, “Relocation strategies and algorithms for free-floating car sharing systems,” *Transportation Research Part C*, vol. 30, p. 253–266, 2013.
- [27] D. Pevec *et al.*, “A survey-based assessment of how existing and potential electric vehicle owners perceive range anxiety,” *Journal of cleaner Production*, vol. 276, p. 122779, 2020.
- [28] F. Ciari, M. Balac et K. W. Axhausen, “Modeling carsharing with the agent-based simulation matsim: State of the art, applications, and future developments,” *Transportation Research Record*, vol. 2564, n°. 1, p. 14–20, 2016.
- [29] A. El Fassi, A. Awasthi et M. Viviani, “Evaluation of carsharing network’s growth strategies through discrete event simulation,” *Expert Systems with Applications*, vol. 39, n°. 8, p. 6692–6705, 2012.
- [30] F. He, Y. Yin et S. Lawphongpanich, “Network equilibrium models with battery electric vehicles,” *Transportation Research Part B*, vol. 67, p. 306–319, 2014.
- [31] A. Bazghandi, “Techniques, advantages and problems of agent based modeling for traffic simulation,” *International Journal of Computer Science Issues*, 2012.
- [32] Q. Cheng *et al.*, “Surrogate-based simulation optimization approach for day-to-day dynamics model calibration with real data,” *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 105, p. 422–438, 2019.
- [33] T. Zhou, E. Fields et C. Osorio, “A data-driven discrete simulation-based optimization algorithm for car-sharing service design,” *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 178, p. 102818, 2023.
- [34] Q. Sai, J. Bi et J. Chai, “Optimal model for carsharing station location based on multi-factor constraints,” *Algorithms*, vol. 13, p. 43, 2020. [En ligne]. Disponible: <https://dblp.uni-trier.de/db/journals/algorithms/algorithms13.html#SaiBC20>
- [35] S. Carrese *et al.*, “An optimization model and genetic-based matheuristic for parking slot rent optimization to carsharing,” *Research in Transportation Economics*, vol. 85, p. 100962, 2021.
- [36] S. Xanthopoulos *et al.*, “Optimization of the location and capacity of shared multimodal mobility hubs to maximize travel utility in urban areas,” *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 179, p. 103934, 2024.

- [37] Z. Liu, Y. Jia et X. Zhu, “Deployment strategy for car-sharing depots by clustering urban traffic big data based on affinity propagation,” *Scientific Programming*, vol. 2018, n^o. 1, p. 3907513, 2018.
- [38] R. Vosooghi *et al.*, “A critical analysis of travel demand estimation for new one-way car-sharing systems,” dans *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. IEEE, 2017, p. 199–205.
- [39] S. Shaheen et E. Farrar, “Vehicle electrification in carsharing and transportation network company (tnc) fleets: Current and future trends,” *Electric Vehicles in Shared Fleets: Mobility Management, Business Models, and Decision Support Systems*, p. 5–29, 2022.
- [40] T. Bendixson et M. G. Richards, “Witkar: Amsterdam’s self-drive hire city car,” *Transportation*, vol. 5, n^o. 1, p. 63–72, 1976.
- [41] “Mobility website,” <https://www.mobility.ch/>, 2022, accessed: 2022-07-25.
- [42] “Zipcar website,” <https://www.zipcar.com/>, 2022, accessed: 2022-07-25.
- [43] S. A. Shaheen et A. P. Cohen, “Carsharing and personal vehicle services: Worldwide market developments and emerging trends,” *International Journal of Sustainable Transportation*, vol. 7, n^o. 1, p. 5–34, sept. 2012. [En ligne]. Disponible: <https://doi.org/10.1080/15568318.2012.660103>
- [44] E. D. Tate, M. O. Harpster et P. J. Savagian, “The electrification of the automobile: From conventional hybrid, to plug-in hybrids, to extended-range electric vehicles,” *SAE Int. J. Passeng. Cars Electron. Electr. Syst.*, vol. 1, n^o. 1, p. 156–166, avr. 2008.
- [45] L. Fu, D. Sun et L. R. Rilett, “Heuristic shortest path algorithms for transportation applications: State of the art,” *Computers & Operations Research*, vol. 33, n^o. 11, p. 3324–3343, 2006.
- [46] N. Lefebvre et M. Balmer, “Fast shortest path computation in time-dependent traffic networks,” *Arbeitsberichte Verkehrs-und Raumplanung*, vol. 439, 2007.
- [47] M. Roblot *et al.*, “Participation in shared mobility: an analysis of the influence of walking and public transport accessibility to vehicles on carsharing membership in montreal, canada,” *Transportation research record*, vol. 2675, n^o. 12, p. 1160–1171, 2021.

- [48] S. Abbasi, J. Ko et J. Kim, “Carsharing station location and demand: Identification of associated factors through heckman selection models,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 279, p. 123846, 2021.
- [49] S. Illgen et M. Höck, “Electric vehicles in car sharing networks—challenges and simulation model analysis,” *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 63, p. 377–387, 2018.
- [50] W. Li *et al.*, “The impact of social conformity on adopting decision of shared electric vehicles: a choice experiment analysis in china,” *International journal of environmental research and public health*, vol. 19, n°. 4, p. 1955, 2022.
- [51] A. Collet, “Battery electric vehicles in shared mobility services—analysing drivers and barriers to understand restrained consumer demand,” 2024.
- [52] T. Yoon, C. R. Cherry et L. R. Jones, “One-way and round-trip carsharing: A stated preference experiment in beijing,” *Transportation research part D: transport and environment*, vol. 53, p. 102–114, 2017.
- [53] J. L. Kent, “Carsharing as active transport: What are the potential health benefits?” *Journal of Transport & Health*, vol. 1, n°. 1, p. 54–62, 2014.
- [54] H. H. van Oijen, “Electric vehicles in the fleets of organisations.”
- [55] F. d. N. Barroso, “Carsharing with electrical vehicles: a literature review and a proposed agenda,” Thèse de doctorat, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2021.
- [56] J. R. M. D. Reyes, R. V. Parsons et R. Hoemsen, “Winter happens: The effect of ambient temperature on the travel range of electric vehicles,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 65, n°. 6, p. 4016–4022, 2016.
- [57] J. Taggart, “Ambient temperature impacts on real-world electric vehicle efficiency & range,” dans *2017 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*. IEEE, 2017, p. 186–190.
- [58] H. Hamwi *et al.*, “Effects of high ambient temperature on electric vehicle efficiency and range: Case study of kuwait,” *Energies*, vol. 15, n°. 9, p. 3178, 2022.
- [59] T. Simpson *et al.*, “Electric vehicle simulations based on kansas-centric conditions,” *World Electric Vehicle Journal*, vol. 13, n°. 8, p. 132, 2022.

- [60] L. Xia *et al.*, “Analysis of range anxiety using nev monitoring big data,” dans *2022 Asia Conference on Algorithms, Computing and Machine Learning (CACML)*. IEEE, 2022, p. 145–149.
- [61] G. Denson, “Evaluating the viability of shared electric vehicle fleet services for a higher education campus through an assessment of current commuter behaviors,” 2025.
- [62] L. Ragusa, “Analysis of car consumers’ needs: consumption model and preferences among internal combustion, hybrid and electric vehicles.” Thèse de doctorat, Politecnico di Torino, 2025.
- [63] J. Halbey, S. Kowalewski et M. Ziefle, “Going on a road-trip with my electric car: Acceptance criteria for long-distance-use of electric vehicles,” dans *International Conference of Design, User Experience, and Usability*. Springer, 2015, p. 473–484.
- [64] B. Zhang *et al.*, “Could fast battery charging effectively mitigate range anxiety in electric vehicle usage? evidence from large-scale data on travel and charging in beijing,” *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 95, p. 102840, 2021.
- [65] T.-E. Hanssen et S. Hasan, “Electric vehicles: An assessment of consumer perceptions using importance-performance analysis,” *Danish Journal of Transportation Research–Dansk Tidsskrift for Transportforskning*, vol. 5, 2023.
- [66] Y. Li *et al.*, “A modularized event-driven simulation for a shared electric vehicle system that takes into account range anxiety and nonlinear charging,” dans *2021 6th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS)*. IEEE, 2021, p. 1259–1265.
- [67] P. Norvig et S. J. Russell, “Artificial intelligence a modern approach,” 1995.
- [68] A. M. Turing, “Computing machinery and intelligence.” *Creative Computing*, vol. 6, n^o. 1, p. 44–53, 1980.
- [69] A. L. C. Bazzan et F. Klügl, “A review on agent-based technology for traffic and transportation,” *Knowl. Eng. Rev.*, vol. 29, n^o. 3, p. 375–403, juin 2014.
- [70] M. Loidl *et al.*, “GIS and transport modeling - strengthening the spatial perspective,” *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2016.
- [71] M. Saidallah, A. El Fergougui et A. E. Elalaoui, “A comparative study of urban road traffic simulators,” *MATEC Web Conf.*, vol. 81, p. 05002, 2016.

- [72] Z. Chu, L. Cheng et H. Chen, “A review of activity-based travel demand modeling,” dans *CICTP 2012*. Reston, VA: American Society of Civil Engineers, juill. 2012.
- [73] G. O. Kagho, M. Balac et K. W. Axhausen, “Agent-based models in transport planning: Current state, issues, and expectations,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 170, p. 726–732, 2020.
- [74] Transmis, “Transmis,” <https://code.google.com/archive/p/transims/>, 2021.
- [75] “SUMO documentation,” <https://sumo.dlr.de/docs/index.html>, accessed: 2025-5-6.
- [76] Polaris, “Polaris,” <https://www.anl.gov/es/polaris-transportation-system-simulation-tool>, 2021.
- [77] MATSim Community, “MATSim,” <https://matsim.org/>, accessed: 2025-5-6.
- [78] M. A. Janssen, “Agent-based modelling,” *Modelling in ecological economics*, vol. 155, n^o. 1, p. 172–181, 2005.
- [79] A. Chennaoui, “Modèle multi-agents d’aide à la décision pour la gestion des services préhospitaliers d’urgence,” Thèse de doctorat, École de technologie supérieure, 2015.
- [80] M. Balac *et al.*, “Modeling competing free-floating carsharing operators—a case study for zurich, switzerland,” *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 98, p. 101–117, 2019.
- [81] F. Chen *et al.*, “A spatio-temporal simulation model for electric vehicle charging demands considering user and battery behaviors,” dans *IECON 2023-49th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. IEEE, 2023, p. 1–6.
- [82] K. Zhu *et al.*, “Analysis of the spatio-temporal distribution characteristics of electric vehicle charging load considering environmental and user behavior impacts,” dans *2024 IEEE 2nd International Conference on Power Science and Technology (ICPST)*. IEEE, 2024, p. 2118–2125.
- [83] M. H. Laarabi et R. Bruno, “A generic software framework for carsharing modelling based on a large-scale multi-agent traffic simulation platform,” dans *International Workshop on Agent Based Modelling of Urban Systems*. Springer, 2016, p. 88–111.
- [84] Y. Chen, “Adding a comprehensive calibration methodology to an agent-based transportation simulation,” 2013.

- [85] G. Flötteröd, “Cadyts a free calibration tool for dynamic traffic simulations,” dans *9th Swiss Transport Research Conference*, n°. CONF, 2009.
- [86] A. U. Z. Patwary, W. Huang et H. K. Lo, “Metamodel-based calibration of large-scale multimodal microscopic traffic simulation,” *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 124, p. 102859, 2021.
- [87] X. Ros-Roca, L. Montero et J. Barceló, “Investigating the quality of spiess-like and spsa approaches for dynamic od matrix estimation,” *Transportmetrica A: Transport Science*, vol. 17, n°. 3, p. 235–257, 2021.
- [88] M. C. Ho *et al.*, “High dimensional origin destination calibration using metamodel assisted simultaneous perturbation stochastic approximation,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 24, n°. 4, p. 3845–3854, 2023.
- [89] C. Angione, E. Silverman et E. Yaneske, “Using machine learning to emulate agent-based simulations,” *arXiv preprint arXiv:2005.02077*, 2020.
- [90] S. Narayanan *et al.*, “Modeling of shared mobility services-an approach in between aggregate four-step and disaggregate agent-based approaches for strategic transport planning,” *Journal of Intelligent Transportation Systems*, vol. 29, n°. 4, p. 435–452, 2025.
- [91] T. Chouaki, “Agent-based simulations of intermodal mobility-on-demand systems operated by reinforcement learning,” Thèse de doctorat, Université Paris-Saclay, 2023.
- [92] S. Weikl et K. Bogenberger, “Relocation strategies and algorithms for free-floating car sharing systems,” *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, vol. 5, n°. 4, p. 100–111, 2013.
- [93] D. Jorge et G. Correia, “Carsharing systems demand estimation and defined operations: a literature review,” *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, vol. 13, n°. 3, 2013.
- [94] L. Chen *et al.*, “Newly-added station location-allocation in one-way station-based car-sharing systems,” dans *2019 Chinese Control Conference (CCC)*. IEEE, 2019, p. 2206–2211.
- [95] N. Sacco, S. Anis et A. Di Febbraro, “Optimal location of car sharing system depots to improve public transport system accessibility and connectivity,” *Available at SSRN 3991828*.

- [96] C. M. Monteiro, V. F. dos Santos et C. A. Davis Junior, “Computational complexity and linear formulations for optimizing the location of shared mobility stations,” *International Transactions in Operational Research*, vol. 31, n^o. 5, p. 2903–2929, 2024.
- [97] D. Efthymiou, E. Chaniotakis et C. Antoniou, “Factors affecting the adoption of vehicle sharing systems,” dans *Demand for emerging transportation systems*. Elsevier, 2020, p. 189–209.
- [98] S. Anis et N. Sacco, “Enhancing public transport accessibility: Exploring hybrid car sharing systems for improved connectivity,” *Transportation Engineering*, vol. 16, p. 100255, 2024.
- [99] S. Le Vine, A. Zolfaghari et J. Polak, “Carsharing: Evolution, challenges and opportunities,” *Centre for Transport Studies, Imperial College London*, 2014.
- [100] G. D’Orso et M. Migliore, “A methodology for designing one-way station-based car-sharing services in a gis environment: A case study in palermo,” *ISPRS international journal of geo-information*, vol. 13, p. 148, 2024.
- [101] Y. Yu, J. Zhang et J. Li, “A new site location approach based on filtering and clustering for car sharing system,” dans *2016 4th International Conference on Machinery, Materials and Information Technology Applications*. Atlantis Press, 2017.
- [102] Y. Cheng *et al.*, “Optimizing location of car-sharing stations based on potential travel demand and present operation characteristics: The case of chengdu,” *Journal of Advanced Transportation*, vol. 2019, p. 1–13, 2019. [En ligne]. Disponible: <https://www.hindawi.com/journals/jat/2019/7546303/>
- [103] M. d. T. d. Q. MTQ, “Enquête origine-destination,” 2013.
- [104] Statistics Canada, “Montréal [census metropolitan area], quebec and canada [country] (table). census profile. 2016 census. statistics canada catalogue no. 98-316-x2016001. ottawa. released november 29, 2017,” 2016.
- [105] S. d. l. A. d. Q. SAAQ, “Données d’immatriculation et de détention de permis à conduire,” 2016.
- [106] M. d. A. M. e. d. l. d. T. MAMO, *Le rôle d’évaluation foncière et son contenu: document à l’intention des citoyens.*, 2014, accessed on 23.07.2021. [En ligne]. Disponible: <http://collections.banq.qc.ca/ark:/52327/2436837>

- [107] X. Ye *et al.*, “A methodology to match distributions of both household and person attributes in the generation of synthetic populations,” dans *88th Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington, DC*, 2009.
- [108] K. C. Konduri *et al.*, “Application of an enhanced population synthesis model that accommodates controls at multiple geographic resolutions,” dans *Proceedings of the 95th Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington, DC, USA*, 2016, p. 10–14.
- [109] E. Martin et S. Shaheen, “The impact of carsharing on household vehicle ownership,” *Access Magazine*, vol. 1, n^o. 38, p. 22–27, 2011.
- [110] T. Chen et C. Guestrin, “Xgboost: A scalable tree boosting system,” dans *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, 2016, p. 785–794.
- [111] V. K. Prajapati, M. Jain et L. Chouhan, “Tabu search algorithm (tsa): A comprehensive survey,” dans *2020 3rd International Conference on Emerging Technologies in Computer Engineering: Machine Learning and Internet of Things (ICETCE)*. IEEE, 2020, p. 1–8.
- [112] E. D. Tate, M. O. Harpster et P. J. Savagian, “The electrification of the automobile: From conventional hybrid, to plug-in hybrids, to extended-range electric vehicles,” *SAE International Journal of Passenger Cars - Electronic and Electrical Systems*, vol. 1, n^o. 1, p. 156–166, avr. 2008. [En ligne]. Disponible: <https://doi.org/10.4271/2008-01-0458>
- [113] C. M. Theobald, “Generalizations of mean square error applied to ridge regression,” *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, vol. 36, n^o. 1, p. 103–106, 1974.
- [114] C. Ben, R. Bouchard et E. J. Clyde, “An evaluation of simplified procedures for determining travel patterns in a small urban area,” *Computer Simulation of Human Behavior*, p. 400–430, 1965.
- [115] S. Hörl et M. Balac, “Introducing the eqasim pipeline: From raw data to agent-based transport simulation,” *Procedia Computer Science*, vol. 184, p. 712–719, 2021.
- [116] United Nations, *World urbanization prospects: 2018 : highlights*, 2019, oCLC: 1128882042.

- [117] Tomtom, “TomTom Traffic Index,” 2021. [En ligne]. Disponible: https://www.tomtom.com/en_gb/traffic-index/
- [118] S. Shaheen et A. Cohen, “Innovative mobility: Carsharing outlook carsharing market overview, analysis, and trends. winter 2020,” 2020. [En ligne]. Disponible: <https://escholarship.org/uc/item/9jh432pm>
- [119] E. Tate, M. O. Harpster et P. J. Savagian, *The electrification of the automobile: from conventional hybrid, to plug-in hybrids, to extended-range electric vehicles*. Citeseer, 2008.
- [120] N. Pavlenko, P. Slowik et N. Lutsey, “When does electrifying shared mobility make economic sense,” *The International Council on Clean Transportation*, 2019.
- [121] T. Yuksel et J. J. Michalek, “Effects of regional temperature on electric vehicle efficiency, range, and emissions in the united states,” *Environmental science & technology*, vol. 49, n°. 6, p. 3974–3980, 2015.
- [122] B. Boyacı et K. G. Zografos, “Investigating the effect of temporal and spatial flexibility on the performance of one-way electric carsharing systems,” *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 129, p. 244–272, nov. 2019. [En ligne]. Disponible: <https://doi.org/10.1016/j.trb.2019.09.003>
- [123] B. Boyacı, K. G. Zografos et N. Geroliminis, “An integrated optimization-simulation framework for vehicle and personnel relocations of electric carsharing systems with reservations,” *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 95, p. 214–237, 2017.
- [124] A. B. Brendel *et al.*, “Improving electric vehicle utilization in carsharing: A framework and simulation of an e-carsharing vehicle utilization management system,” *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 64, p. 230–245, 2018.
- [125] “Communauto website,” <https://communauto.com/>, 2022, accessed: 2022-07-25.
- [126] G. H. de Almeida Correia et R. F. Goncalves Santos, “Optimizing the use of electric vehicles in a regional car rental fleet,” *Transportation Research Record*, vol. 2454, n°. 1, p. 76–83, 2014.
- [127] G. Brandstätter, M. Kahr et M. Leitner, “Determining optimal locations for charging stations of electric car-sharing systems under stochastic demand,” *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 104, p. 17–35, 2017.

- [128] M. Bruglieri, A. Colorni et A. Luè, “The relocation problem for the one-way electric vehicle sharing,” *Networks*, vol. 64, n°. 4, p. 292–305, 2014.
- [129] M. Xu, Q. Meng et Z. Liu, “Electric vehicle fleet size and trip pricing for one-way carsharing services considering vehicle relocation and personnel assignment,” *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 111, p. 60–82, 2018.
- [130] X. Lu *et al.*, “Charging and relocating optimization for electric vehicle car-sharing: An event-based strategy improvement approach,” *Energy*, vol. 207, p. 118285, 2020.
- [131] A. Jacquillat et S. Zoepf, “Deployment and utilization of plug-in electric vehicles in round-trip carsharing systems,” *International Journal of Sustainable Transportation*, vol. 12, n°. 2, p. 75–91, 2018.
- [132] G. Wielinski, M. Trépanier et C. Morency, “Electric and hybrid car use in a free-floating carsharing system,” *International Journal of Sustainable Transportation*, vol. 11, n°. 3, p. 161–169, 2017.
- [133] T. Yoon *et al.*, “Carsharing demand estimation and fleet simulation with ev adoption,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 206, p. 1051–1058, 2019.
- [134] M. Clemente *et al.*, “Modeling and simulation of an electric car sharing system,” dans *25th European Modeling and Simulation Symposium, EMSS 2013*, 2013, p. 587–592.
- [135] K. Marczuk *et al.*, “Simulation framework for rebalancing of autonomous mobility on demand systems. matec web conf 81, 01005,” 2016.
- [136] M. Heilig *et al.*, “Large-scale application of a combined destination and mode choice model estimated with mixed stated and revealed preference data,” *Transportation Research Record*, vol. 2669, n°. 1, p. 31–40, 2017.
- [137] B. Zhang *et al.*, “Vehicle assignment considering battery endurance for electric vehicle carsharing systems,” *Journal of Advanced Transportation*, vol. 2021, 2021.
- [138] L. Li *et al.*, “An agent-based simulation for shared automated electric vehicles with vehicle relocation,” dans *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*. IEEE, 2019, p. 3308–3313.
- [139] N. Kang, F. M. Feinberg et P. Y. Papalambros, “Autonomous electric vehicle sharing system design,” *Journal of Mechanical Design*, vol. 139, n°. 1, 2017.

- [140] D. Wang, J. Ye et K. W. Axhausen, “Modelling one-way electric carsharing in the city of shanghai, china,” dans *20th Swiss Transport Research Conference (STRC 2020)(virtual)*. STRC, 2020.
- [141] S. Weikl et K. Bogenberger, “A practice-ready relocation model for free-floating car-sharing systems with electric vehicles—mesoscopic approach and field trial results,” *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 57, p. 206–223, 2015.
- [142] N. Wang, S. Jia et Q. Liu, “A user-based relocation model for one-way electric car-sharing system based on micro demand prediction and multi-objective optimization,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 296, p. 126485, 2021.
- [143] M. Zhao *et al.*, “An integrated framework for electric vehicle rebalancing and staff relocation in one-way carsharing systems: Model formulation and lagrangian relaxation-based solution approach,” *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 117, p. 542–572, 2018.
- [144] J. Bi *et al.*, “Bi-level optimisation model for one-way electric carsharing stations based on survival model,” *Sustainable Cities and Society*, vol. 65, p. 102528, 2021.
- [145] T. Mamalis, S. Bose et L. R. Varshney, “Business-to-peer carsharing systems with electric vehicles,” dans *2019 53rd Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)*. IEEE, 2019, p. 1–6.
- [146] S. Hu *et al.*, “Exploring the effect of battery capacity on electric vehicle sharing programs using a simulation approach,” *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 77, p. 164–177, 2019.
- [147] D. Brook, “Carsharing—start up issues and new operational models,” dans *Transportation Research Board Annual Meeting*. Citeseer, 2004.
- [148] R. A. Waraich et J. Bischoff, “Electric vehicles,” dans *The Multi-Agent Transport Simulation MATSim*. Ubiquity Press, août 2016, p. 93–96. [En ligne]. Disponible: <https://doi.org/10.5334/baw.14>
- [149] O. Bartłomiej, G. Slaski et M. Maciejewski, “Statistical analysis of real-world urban driving cycles for modelling energy consumption of electric vehicles,” *Journal of Mechanical and Transport Engineering*, 2016. [En ligne]. Disponible: <https://sin.put.poznan.pl/publications/details/n56221>

- [150] T. Franke *et al.*, “Experiencing range in an electric vehicle: Understanding psychological barriers,” *Applied Psychology*, vol. 61, n^o. 3, p. 368–391, oct. 2011. [En ligne]. Disponible: <https://doi.org/10.1111/j.1464-0597.2011.00474.x>
- [151] K. S. Kurani, T. Turrentine et D. Sperling, “Demand for electric vehicles in hybrid households: an exploratory analysis,” *Transport Policy*, vol. 1, n^o. 4, p. 244–256, 1994.
- [152] T. Franke et J. F. Krems, “Interacting with limited mobility resources: Psychological range levels in electric vehicle use,” *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 48, p. 109–122, févr. 2013. [En ligne]. Disponible: <https://doi.org/10.1016/j.tra.2012.10.010>
- [153] L. Adenaw et M. Lienkamp, “Multi-criteria, co-evolutionary charging behavior: An agent-based simulation of urban electromobility,” *World Electric Vehicle Journal*, vol. 12, n^o. 1, p. 18, janv. 2021. [En ligne]. Disponible: <https://doi.org/10.3390/wevj12010018>
- [154] N. Rauh, T. Franke et J. F. Krems, “Understanding the impact of electric vehicle driving experience on range anxiety,” *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, vol. 57, n^o. 1, p. 177–187, août 2014. [En ligne]. Disponible: <https://doi.org/10.1177/0018720814546372>
- [155] CAA, “Driving an electric vehicle in winter,” 2022.
- [156] P. Iora et L. Tribioli, “Effect of ambient temperature on electric vehicles’ energy consumption and range: Model definition and sensitivity analysis based on nissan leaf data,” *World Electric Vehicle Journal*, vol. 10, n^o. 1, p. 2, janv. 2019. [En ligne]. Disponible: <https://doi.org/10.3390/wevj10010002>
- [157] M. Read *et al.*, “Techniques for grounding agent-based simulations in the real domain: a case study in experimental autoimmune encephalomyelitis,” *Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems*, vol. 18, n^o. 1, p. 67–86, 2012.
- [158] M. Moyo Oliveros, “Calibration of public transit routing for multi-agent simulation,” 2014.
- [159] A. Lambora, K. Gupta et K. Chopra, “Genetic algorithm-a literature review,” dans *2019 international conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon)*. IEEE, 2019, p. 380–384.

- [160] K. W. Axhausen, A. Horni et K. Nagel, *The multi-agent transport simulation MATSim*. Ubiquity Press, 2016.
- [161] A. Weiss, “Framework for the integration of a parameterized logit captivity model for morning commuting in the greater toronto and hamilton area with an agent based dynamic traffic micro simulation,” Thèse de doctorat, University of Toronto, 2013.
- [162] J. Müller *et al.*, “Matsim model vienna: Analyzing the socioeconomic impacts for different fleet sizes and pricing schemes of shared autonomous electric vehicles,” 2021.
- [163] B. Y. He *et al.*, “A validated multi-agent simulation test bed to evaluate congestion pricing policies on population segments by time-of-day in new york city,” *Transport Policy*, vol. 101, p. 145–161, 2021.
- [164] C. Zhuge *et al.*, “An improvement in matsim computing time for large-scale travel behaviour microsimulation,” *Transportation*, vol. 48, p. 193–214, 2021.
- [165] S. Poledna *et al.*, “Economic forecasting with an agent-based model,” *European Economic Review*, p. 104306, 2022.
- [166] T. P. Evans et H. Kelley, “Multi-scale analysis of a household level agent-based model of landcover change,” *Journal of environmental management*, vol. 72, n°. 1-2, p. 57–72, 2004.
- [167] S. Balbi *et al.*, “A spatial agent-based model for assessing strategies of adaptation to climate and tourism demand changes in an alpine tourism destination,” *Environmental Modelling & Software*, vol. 45, p. 29–51, 2013.
- [168] I. Moya, M. Chica et Ó. Cordón, “A multicriteria integral framework for agent-based model calibration using evolutionary multiobjective optimization and network-based visualization,” *Decision Support Systems*, vol. 124, p. 113111, 2019.
- [169] K. Deb *et al.*, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii,” *IEEE transactions on evolutionary computation*, vol. 6, n°. 2, p. 182–197, 2002.
- [170] E. Zitzler, M. Laumanns et L. Thiele, “Spea2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm,” *TIK-report*, vol. 103, 2001.
- [171] H. Li et Q. Zhang, “Multiobjective optimization problems with complicated pareto sets, moea/d and nsga-ii,” *IEEE transactions on evolutionary computation*, vol. 13, n°. 2, p. 284–302, 2008.

- [172] I. Moya *et al.*, “Coral reefs optimization algorithms for agent-based model calibration,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 100, p. 104170, 2021.
- [173] V. Srikrishnan et K. Keller, “Small increases in agent-based model complexity can result in large increases in required calibration data,” *Environmental Modelling & Software*, vol. 138, p. 104978, 2021.
- [174] A. Fadikar *et al.*, “Calibrating a stochastic, agent-based model using quantile-based emulation,” *SIAM/ASA Journal on Uncertainty Quantification*, vol. 6, n^o. 4, p. 1685–1706, 2018.
- [175] Y. Zhao et A. W. Sadek, “Large-scale agent-based traffic micro-simulation: Experiences with model refinement, calibration, validation and application,” *Procedia Computer Science*, vol. 10, p. 815–820, 2012.
- [176] Y. Yuan *et al.*, “Macroscopic traffic flow modeling with physics regularized gaussian process: A new insight into machine learning applications in transportation,” *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 146, p. 88–110, 2021.
- [177] M. R. Kunz *et al.*, “A priori calibration of transient kinetics data via machine learning,” *arXiv preprint arXiv:2109.15042*, 2021.
- [178] X. Zhao *et al.*, “Modeling stated preference for mobility-on-demand transit: a comparison of machine learning and logit models,” *arXiv preprint arXiv:1811.01315*, 2018.
- [179] V. Farrahi *et al.*, “Calibration and validation of accelerometer-based activity monitors: A systematic review of machine-learning approaches,” *Gait & posture*, vol. 68, p. 285–299, 2019.
- [180] C. Zhu *et al.*, “Uncertainty calibration of building energy models by combining approximate bayesian computation and machine learning algorithms,” *Applied energy*, vol. 268, p. 115025, 2020.
- [181] F. Lamperti, A. Roventini et A. Sani, “Agent-based model calibration using machine learning surrogates,” *Journal of Economic Dynamics and Control*, vol. 90, p. 366–389, 2018.
- [182] O. Manout, I. El-Megzari et F. Ciari, “Modeling the covid-19 pandemic: A sensitivity analysis on input data using agent-based transportation simulation,” dans *Transportation Research Board (TRB)*, 2021.

- [183] R. Alizadeh, J. K. Allen et F. Mistree, “Managing computational complexity using surrogate models: a critical review,” *Research in Engineering Design*, vol. 31, p. 275–298, 2020.
- [184] J. M. McFarland *et al.*, “Calibration of gas turbine blade temperature predictions using surrogate models,” dans *Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air*, vol. 44748. American Society of Mechanical Engineers, 2012, p. 2263–2272.
- [185] A. Cozad, N. V. Sahinidis et D. C. Miller, “Learning surrogate models for simulation-based optimization,” *AIChE Journal*, vol. 60, n^o. 6, p. 2211–2227, 2014.
- [186] S. Gupta *et al.*, “Artificial intelligence for decision support systems in the field of operations research: review and future scope of research,” *Annals of Operations Research*, vol. 308, n^o. 1, p. 215–274, 2022.
- [187] S. E. Davis, S. Cremaschi et M. R. Eden, “Efficient surrogate model development: impact of sample size and underlying model dimensions,” dans *Computer Aided Chemical Engineering*. Elsevier, 2018, vol. 44, p. 979–984.
- [188] R. Perumal et T. L. van Zyl, “Surrogate assisted methods for the parameterisation of agent-based models,” dans *2020 7th International Conference on Soft Computing & Machine Intelligence (ISCMI)*, 2020, p. 78–82.
- [189] A. Glielmo *et al.*, “Combining search strategies to improve performance in the calibration of economic abms,” *arXiv preprint arXiv:2302.11835*, 2023.
- [190] B. Moskowitz, “Quasi-monte carlo methods,” 1994.
- [191] S. Kucherenko, D. Albrecht et A. Saltelli, “Exploring multi-dimensional spaces: A comparison of latin hypercube and quasi monte carlo sampling techniques,” *arXiv preprint arXiv:1505.02350*, 2015.
- [192] J. Bergstra et Y. Bengio, “Random search for hyper-parameter optimization.” *Journal of machine learning research*, vol. 13, n^o. 2, 2012.
- [193] A. Natekin et A. Knoll, “Gradient boosting machines, a tutorial,” *Frontiers in neuro-robotics*, vol. 7, p. 21, 2013.
- [194] N. Ketkar et N. Ketkar, “Stochastic gradient descent,” *Deep learning with Python: A hands-on introduction*, p. 113–132, 2017.

- [195] D. P. Kingma et J. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.
- [196] A. Lydia et S. Francis, “Adagrad—an optimizer for stochastic gradient descent,” *Int. J. Inf. Comput. Sci*, vol. 6, n^o. 5, p. 566–568, 2019.
- [197] M. A. Oliver et R. Webster, “Kriging: a method of interpolation for geographical information systems,” *International Journal of Geographical Information System*, vol. 4, n^o. 3, p. 313–332, 1990.
- [198] I. G. Osio et C. H. Amon, “An engineering design methodology with multistage bayesian surrogates and optimal sampling,” *Research in Engineering Design*, vol. 8, p. 189–206, 1996.
- [199] A. S. Vasconcelos *et al.*, “Environmental and financial impacts of adopting alternative vehicle technologies and relocation strategies in station-based one-way carsharing: An application in the city of lisbon, portugal,” *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 57, p. 350–362, 2017.
- [200] H. Zarkoob, “Optimizing one-way car sharing systems,” 2015. [En ligne]. Disponible: <https://summit.sfu.ca/item/15575>
- [201] A. Carlier, “Optimal design of a one-way carsharing system including electric vehicles,” 2016. [En ligne]. Disponible: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01397234>
- [202] M. de Oliveira Lage *et al.*, “Using hierarchical facility location, single facility approach, and gis in carsharing services,” *Sustainability*, vol. 13, p. 12704, 2021. [En ligne]. Disponible: <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/22/12704>
- [203] T.-Y. Ma et S. Xie, “Optimal fast charging station locations for electric ridesharing with vehicle-charging station assignment,” *Transportation Research Part D-transport and Environment*, vol. 90, p. 102682, 2021. [En ligne]. Disponible: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S136192092030866X>
- [204] A. Deza, K. Huang et M. R. Metel, “Charging station optimization for balanced electric car sharing,” *arXiv: Optimization and Control*, 2018. [En ligne]. Disponible: <https://arxiv.org/abs/1811.11970v1>
- [205] K. Klemmer *et al.*, “Explaining spatio-temporal dynamics in carsharing: A case study of amsterdam.” dans *AMCIS*, 2016.

- [206] Z. Cheng *et al.*, “A spatio-temporal autocorrelation model for designing a carshare system using historical heterogeneous data: Policy suggestion,” *Transportation Research Part C-emerging Technologies*, vol. 141, p. 103758, 2022.
- [207] Y. Chen, “Station location optimization for the one-way carsharing system: Modeling and a case study,” *Journal of Advanced Transportation*, vol. 2022, p. 1–13, 2022. [En ligne]. Disponible: <https://doi.org/10.1155/2022/6142950>
- [208] K. Sakurama, “Optimal control and station relocation of vehicle-sharing systems with distributed dynamic pricing,” *IEEE open journal of intelligent transportation systems*, vol. 4, p. 393–405, 2023. [En ligne]. Disponible: <https://ieeexplore.ieee.org/ielx7/8784355/9999144/10133834.pdf>
- [209] E. M. Herrera *et al.*, “Enhancing carsharing experiences for barcelona citizens with data analytics and intelligent algorithms,” *Computers*, vol. 12, p. 33, 2023. [En ligne]. Disponible: <https://www.mdpi.com/2073-431X/12/2/33/pdf?version=1676600437>
- [210] P. G. Johnson, T. Balke et L. Kotthoff, “Integrating optimisation and agent-based modelling,” p. 775–781, 2014. [En ligne]. Disponible: http://www.scs-europe.net/dlib/2014/ecms14papers/pm_ECMS2014_0079.pdf
- [211] J. Kozlak, “Agent approach for transportation modelling and optimisation,” *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 41, p. 14–19, 2008. [En ligne]. Disponible: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667015355348>
- [212] C. Tchervenkov, J. Molloy et K. W. Axhausen, “Estimating externalities from gps traces using matsim,” 2018. [En ligne]. Disponible: <https://www.research-collection.ethz.ch/handle/20.500.11850/264806>
- [213] G. Giorgione *et al.*, “Systematic analysis and modelling of profit maximization on carsharing,” *Journal of Advanced Transportation*, vol. 2022, p. 1–17, 2022. [En ligne]. Disponible: <https://downloads.hindawi.com/journals/jat/2022/8042044.pdf>
- [214] A. Millard-Ball *et al.*, “Car-sharing: Where and how it succeeds,” *Transportation Research Record*, 2005.
- [215] F. Ciari, B. Bock et M. Balmer, “Modeling station-based and free-floating carsharing demand: test case study for berlin,” *Transportation Research Record*, p. 37–47, 2014.
- [216] J. Firnkorn et M. Müller, “Selling mobility instead of cars: New business strategies of automakers and the impact on private vehicle holding,” *Business Strategy and the Environment*, 2012.

- [217] I. El Megzari, O. Manout et F. Ciari, “Modeling electric vehicle use in carsharing fleet,” Rapport technique, 2023.
- [218] P. Kumar et M. Bierlaire, “Optimizing locations for a vehicle sharing system,” 2012. [En ligne]. Disponible: https://transp-or.epfl.ch/documents/proceedings/Kumar_STRC_2012.pdf
- [219] M.-C. Song *et al.*, “Charging station location problem for maximizing the space-time-electricity accessibility: A lagrangian relaxation-based decomposition scheme,” *Expert systems with applications*, vol. 222, p. 119801, 2023.
- [220] A. O. Abdelaziz, “Car sharing station choice by using interval valued neutrosophic waspas method,” vol. 2, p. 27–36, 2022.
- [221] L. McInnes *et al.*, “hdbscan: Hierarchical density based clustering.” *J. Open Source Softw.*, vol. 2, n^o. 11, p. 205, 2017.
- [222] A. S. Fotheringham et M. E. O’Kelly, *Spatial interaction models: formulations and applications*. Kluwer Academic Publishers Dordrecht, 1989, vol. 1.
- [223] A. G. Wilson, “A family of spatial interaction models, and associated developments,” *Environment and Planning A*, vol. 3, n^o. 1, p. 1–32, 1971.
- [224] S. Forrest, “Genetic algorithms,” *ACM computing surveys (CSUR)*, vol. 28, n^o. 1, p. 77–80, 1996.
- [225] J. Kennedy et R. Eberhart, “Particle swarm optimization,” dans *Proceedings of ICNN’95-international conference on neural networks*, vol. 4. ieee, 1995, p. 1942–1948.
- [226] J. Neubauer et E. Wood, “The impact of range anxiety and home, workplace, and public charging infrastructure on simulated battery electric vehicle lifetime utility,” *Journal of power sources*, vol. 257, p. 12–20, 2014.
- [227] J. Axsen et K. S. Kurani, “Developing sustainability-oriented values: Insights from households in a trial of plug-in hybrid electric vehicles,” *Global Environmental Change*, vol. 23, n^o. 1, p. 70–80, 2013.
- [228] A. F. Jensen, E. Cherchi et S. L. Mabit, “On the stability of preferences and attitudes before and after experiencing an electric vehicle,” *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 25, p. 24–32, 2013.

- [229] M. Balmer, K. W. Axhausen et K. Nagel, “Agent-based demand-modeling framework for large-scale microsimulations,” *Transportation Research Record*, vol. 1985, n^o. 1, p. 125–134, 2006.
- [230] S. Razavi, B. A. Tolson et D. H. Burn, “Review of surrogate modeling in water resources,” *Water Resources Research*, vol. 48, n^o. 7, 2012.
- [231] M. Daskin, “Network and discrete location: models, algorithms and applications,” *Journal of the Operational Research Society*, vol. 48, n^o. 7, p. 763–764, 1997.
- [232] M. Gendreau, J.-Y. Potvin *et al.*, *Handbook of metaheuristics*. Springer, 2010, vol. 2.