



Titre: Optimisation multi-période du déploiement de bornes de recharge de véhicules électriques : une approche basée sur les données
Title:

Auteur: Ronan Cimadure
Author:

Date: 2026

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Cimadure, R. (2026). Optimisation multi-période du déploiement de bornes de recharge de véhicules électriques : une approche basée sur les données [Master's thesis, Polytechnique Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/76942/>
Citation:

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

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/76942/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Martin Trépanier, & Hanane Dagdougui
Advisors:

Programme: Maîtrise recherche en génie industriel
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Optimisation multi-période du déploiement de bornes de recharge de véhicules
électriques : une approche basée sur les données**

RONAN CIMADURE

Département de mathématiques et génie industriel

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
Génie industriel

Mai 2026

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Optimisation multi-période du déploiement de bornes de recharge de véhicules
électriques : une approche basée sur les données**

présenté par **Ronan CIMADURE**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Samira KEIVANPOUR, présidente

Martin TRÉPANIER, membre et directeur de recherche

Hanane DAGDOUGUI, membre et codirectrice de recherche

Amira DEMS, membre

DÉDICACE

*À mère et père ;
ainsi qu'à Tzu-Wei, "the Apple of my eye",
celle qui voit par-delà l'âme ...
Pour ta patience infinie et ton soutien précieux
tout au long de cette aventure,
je te dédie ce mémoire.*

REMERCIEMENTS

À toutes les personnes qui m'ont encouragé tout au long de ce chemin,
et en particulier à mes professeurs Martin Trépanier et Hanane Dagdougui.

MERCI.

Merci d'avoir rendu possible un rêve que je nourrissais depuis plus de vingt ans.

*P.S. : Aussi un autre merci aux LLMs du cloud et locaux pour les propositions de reformulation et
à Antidote, le premier d'entre tous.*

Objectif 2050 : Carboneutralité!!

RÉSUMÉ

Avec des fluctuations majeures du prix des produits pétrolifères, les besoins reliés à une transformation du parc automobile vers des véhicules électriques (VEs), mais aussi de l'infrastructure de recharge transforme profondément les stratégies d'investissement au Québec. Dans un contexte où le gouvernement vise une électrification quasi complète du parc automobile à l'horizon 2050, la planification stratégique des bornes de recharge électriques (BdREs) devient un enjeu majeur pour assurer l'accessibilité, la résilience et l'équité du réseau. Ce mémoire propose un cadre méthodologique intégré permettant (1) d'analyser l'usage actuel des BdREs, (2) de prévoir la demande énergétique future par région de tri d'acheminement (*FSA*, *RTA*), et (3) d'optimiser le déploiement pluriannuel des infrastructures de recharge.

L'étude s'appuie sur un ensemble de données hétérogènes : transactions de recharge du réseau public, immatriculations de véhicules, données sociodémographiques, limites géographiques, topologie routière et classification industrielle. Une analyse descriptive met en évidence la croissance exponentielle de la demande énergétique, la stabilité des cycles temporels d'usage, ainsi que de fortes disparités spatiales entre les RTAs. La prévision de la demande repose sur un modèle de diffusion de Bass appliqué à la croissance de la flotte de VEs, combiné à des projections démographiques de Statistique Canada. Les résultats produisent une estimation annuelle de la demande énergétique jusqu'en 2041.

Sur cette base, un modèle d'optimisation linéaire multi-périodique, multi-technologique est formulé afin de déterminer, pour chaque RTA et chaque horizon, le nombre et le type de BdRE à installer. Le modèle intègre des contraintes budgétaires, techniques, spatiales et opérationnelles, ainsi qu'un mécanisme de pénalités pour les opportunités perdues. Les résultats montrent que la couverture optimale nécessite un déploiement intensif avant 2030, suivi d'un second palier d'expansion vers la fin de l'horizon étudié. L'analyse de sensibilité confirme la robustesse du modèle face aux variations des paramètres clés, notamment la pénalité d'opportunité, le budget annuel.

Ce travail propose ainsi un outil d'aide à la décision flexible, reproductible et adapté aux réalités territoriales du Québec. Il offre une base quantitative pour orienter les politiques publiques, soutenir les investissements et planifier une infrastructure de recharge cohérente et durable dans un contexte de transition énergétique rapide.

ABSTRACT

Driven by provincial targets for near-complete fleet electrification by 2050, the rapid transition to electric mobility in Québec requires a robust strategic framework for infrastructure deployment. To safeguard network accessibility, resilience, and equity, this research proposes an integrated methodological approach that (1) evaluates current charging behaviors, (2) projects future energy demand by Forward Sortation Area (FSA), and (3) optimizes the multi-period expansion of the charging network.

The research leverages a heterogeneous dataset, incorporating public charging transaction records, vehicle registrations, sociodemographic indicators, road network topologies, and industrial classifications. A descriptive analysis of this data reveals exponential growth in energy demand alongside stable temporal usage cycles and significant spatial disparities across regions. To project future needs, a Bass diffusion model—calibrated to EV fleet growth and integrated with Statistics Canada demographic projections—is employed to generate annual energy demand estimates through 2041.

Building upon these forecasts, a multi-period, multi-technology linear optimization model is formulated to determine the optimal number and type of charging units for each FSA across specific planning horizons. The model accounts for budgetary, technical, and operational constraints while incorporating a penalty mechanism for unmet demand and inter-regional spillovers. Findings indicate that achieving optimal coverage requires an intensive deployment phase prior to 2030. Sensitivity analyses further confirm the model’s robustness against variations in key parameters, such as opportunity costs and budget fluctuations.

Ultimately, this work provides a flexible, reproducible decision-support tool tailored to Québec’s unique territorial realities. It offers a rigorous quantitative foundation to inform public policy, guide private investment, and support the development of a sustainable charging network essential for a successful energy transition.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	iii
REMERCIEMENTS	iv
RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	vi
LISTE DES TABLEAUX	ix
LISTE DES FIGURES	x
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xii
LISTE DES ANNEXES	xv
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	5
2.1 Définitions et concepts de base	5
2.2 Prévion de la demande énergétique des véhicules électriques	7
2.2.1 Modèles tactiques	7
2.2.2 Modèles stratégiques	9
2.3 Localisation et allocation des bornes de recharge	12
2.3.1 Optimisation de la couverture spatiale	12
2.3.2 Planification temporelle et multi objectifs	13
2.3.3 Approches intégrées et qualité de service	13
2.4 Défis de recherche	16
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE	18
3.1 Méthodologie générale	18
3.1.1 Données de population	19
3.1.2 Données d'utilisation du sol	21
3.1.3 Données sur la flotte de véhicules	24
3.1.4 Données sur les transactions de recharge	25
3.2 Prévion de la demande	28
3.2.1 Préparation des données	28

3.2.2	Modèle de prévision	32
3.3	Planification du déploiement des BdREs	38
3.3.1	Préparation des données	38
3.3.2	Modélisation et définition du problème	39
3.3.3	Validation par une analyse de sensibilité	47
3.4	Plateforme informatique	47
CHAPITRE 4	RÉSULTATS	50
4.1	Analyse descriptive de l’usage des bornes de recharge	50
4.1.1	Flotte de véhicules	50
4.1.2	Usage des bornes	52
4.2	Résultats du modèle de prévision de la demande	60
4.2.1	Population	60
4.2.2	Flotte de véhicules	61
4.2.3	Énergie	64
4.3	Résultats de la planification du déploiement	65
4.3.1	Modèle de planification	66
4.3.2	Exécution et environnement de simulation	67
4.3.3	Résultats de l’analyse de sensibilité	74
4.3.4	Synthèse des résultats	79
CHAPITRE 5	CONCLUSION	80
5.1	Contributions	80
5.2	Limitations	80
5.3	Perspectives	81
RÉFÉRENCES		83
ANNEXES		91

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	Terminologie utilisée dans ce mémoire	6
Tableau 2.2	Technologies de chargeur des BdREs	6
Tableau 2.3	Articles sur la prévision de la demande de recharge électrique	11
Tableau 2.4	Articles sur la localisation et le dimensionnement des BdREs	15
Tableau 3.1	Variables des profils de recensement de la population en 2021	20
Tableau 3.2	Variables des limites géographiques administratives par division de recensement (CD)	22
Tableau 3.3	Variables des limites géographiques par RTAC	22
Tableau 3.4	Variables des limites géographiques par RTA	22
Tableau 3.5	Variables décrivant le terrain	23
Tableau 3.6	Variables des données d'entreprises	23
Tableau 3.7	Variables des véhicules en circulation	24
Tableau 3.8	Classe selon l'utilisation de véhicule de promenade (table CLAS)	25
Tableau 3.9	Variables au niveau de la BdRE	26
Tableau 3.10	Table des utilisateurs	26
Tableau 3.11	Table des transactions	27
Tableau 3.12	Table des variables ajoutées dans cette étude	27
Tableau 3.13	Type de carburant et regroupements	31
Tableau 3.14	Ensembles de prévision	33
Tableau 4.1	Résultat d'analyse : corrélation entre les caractéristiques des RTAs et la demande énergétique	62
Tableau 4.2	Paramètres de la régression des véhicules selon leur regroupement $\mathcal{C}$	63
Tableau 4.3	Paramètres du modèle mathématique de planification	67
Tableau 4.4	Nombre de BdREs et ratio des dépenses annuelles ($dep_k(\%)$)	71
Tableau 4.5	Sensibilité des résultats à la variation des paramètres	74
Tableau 4.6	Synthèse des indicateurs globaux de performance pour le scénario op- timisé	79
Tableau 4.7	Répartition technologique des BdREs déployées	79
Tableau A.1	SoC des véhicules lors d'une transaction pour différentes puissances nominales de bornes	91

LISTE DES FIGURES

Figure 3.1	Diagramme de la méthodologie utilisée dans cette étude	18
Figure 3.2	Délimitation d'une zone d'étude	29
Figure 3.3	Représentation en graphe de la zone d'étude	30
Figure 3.4	Exemple d'une estimation du nombre de VEs en fonction de la flotte de 2021	35
Figure 3.5	Caractéristiques des technologies $\mathcal{I}$ du modèle	41
Figure 3.6	Architecture logicielle	49
Figure 4.1	Évolution du parc immatriculé à la SAAQ	51
Figure 4.2	Taux de variation annuelle des véhicules passagers selon le type de carburant	52
Figure 4.3	Évolution des transactions, de l'énergie et du nombre de BdREs dans la zone d'étude	53
Figure 4.4	Profil horaire moyen normalisé des transactions de recharge	54
Figure 4.5	Transactions moyenne quotidiennes par borne des zones d'études avec les RTAs et années comme bandes d'erreurs	55
Figure 4.6	Taux de possession de VE par rapport à l'ensemble de la flotte	56
Figure 4.7	Carte du pourcentage d'autosuffisance de recharge des RTAs	57
Figure 4.8	Carte des transactions des RTAs en 2021	58
Figure 4.9	Carte d'usage annuelle par BdRE des RTAs en 2021	58
Figure 4.10	Carte de la demande d'énergie en 2021 par RTA	59
Figure 4.11	Estimation de la population par STATISTIQUE CANADA	61
Figure 4.12	Courbe de prévision de flotte automobile moyenne par RTA	64
Figure 4.13	Courbes des demandes annuelles d'énergie par RTA avec un regroupe- ment de tendance K-Means	65
Figure 4.14	Estimation d'une limite de puissance par port	68
Figure 4.15	Séries temporelles moyennées par RTA des véhicules, énergies et BdREs	69
Figure 4.16	Allures des dépenses annuelles f_k par rapport au budget annuel cum- mulé mc_k	70
Figure 4.17	Séries temporelles cumulatives par regroupement des différentes BdREs	72
Figure 4.18	Répartition spatiale géographique des ports $N_{z,k}$ déployés à l'horizon 2041	73
Figure 4.19	Sensibilité globale de la solution par rapport aux variations combinées des paramètres	75

Figure 4.20	Sensibilité de la variation du coût de consommation γ	76
Figure 4.21	Sensibilité de la solution à la variable principale d'ajustement multi-objectif λ	77
Figure 4.22	Stabilité de la solution : importance des années (k) dans le financement m par rapport à l'objectif obj par le biais de m_k	78
Figure A.1	Transactions horaires moyennes totale	92
Figure A.2	Énergie horaire moyenne totale	93
Figure A.3	Énergie moyenne délivrée par heure par les BdREs des zones d'études de 2017 à 2023	93
Figure A.4	Transactions hebdomadaires des BdREs des zones d'études avec les années 2017 à 2023 comme bandes d'erreurs	94
Figure A.5	Transactions mensuelles des zones d'études avec les années 2017 à 2023 comme bandes d'erreurs	94
Figure A.6	Transactions annuelles des BdREs des zones d'études de 2017 à 2023	94

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ABC	algorithme des abeilles artificielles (Artificial Bee Colony)
ABM	modélisation multi-agents (Agent-Based Modeling)
ACO	optimisation par colonies de fourmis (Ant Colony Optimization)
AD	aire de diffusion
AR	résolution par agrégation (Aggregation Resolution)
BdRE	borne de recharge électrique
BL	programmation bi-niveau (Bi-level Programming)
BPHEV	véhicule hybride rechargeable à batterie (Battery Plug-in Hybrid Electric Vehicle)
CCS	système de recharge combiné (Combined Charging System)
CD	division de recensement
CHAdEMO	CHArge de MOve
CMCLP	problème de localisation à couverture maximale avec capacité (Capacitated Maximal Coverage Location Problem)
CSLP	problème de localisation de stations de recharge (Charging Station Location Problem)
Fixed-Charge	coût fixe (Fixed-Charge)
FLP	problème de localisation d'installations (Facility Location Problem)
GA	algorithme génétique (Genetic Algorithm)
GD	descente de gradient (Gradient Descent)
GDQ	gouvernement du Québec
GES	gaz à effet de serre
GT	théorie des jeux (Game Theory)
GWO	optimisation par loups gris (Grey Wolf Optimization)
HEU	optimisation heuristique (Heuristic Optimization)
HQ	Hydro-Québec
ICLP	problème de localisation incrémentale de chargeurs (Incremental Charger Location Problem)
ID	îlot de diffusion
IEA	agence internationale de l'énergie
IP	programmation en nombres entiers (Integer Programming)

LA	localisation-allocation (Location-Allocation)
LP	programmation linéaire (Linear Programming)
MaxCov	couverture maximale (Maximum Coverage)
MC	Monte Carlo
MCLP	problème de localisation à couverture maximale (Maximal Coverage Location Problem)
MGPR	PageRank géographique modifié (modified geographical PageRank)
MHEU	méta-heuristique
MILP	programmation linéaire mixte en nombres entiers (Mixed Integer Linear Programming)
MINLP	programmation non linéaire mixte en nombres entiers (Mixed Integer Nonlinear Programming)
MIP	programmation mixte en nombres entiers (Mixed Integer Programming)
NACS	norme de recharge nord-américaine (North American Charging Standard)
NLP	programmation non linéaire (Nonlinear Programming)
NSGA-II	algorithme génétique non dominé par triage
OD	origine–destination
OSM	carte routière ouverte
P-center	problème du centre P (P-center problem)
P-median	problème de la médiane P (P-median problem)
PoI	point d'intérêt
PSO	optimisation par essaim particulaire (Particle Swarm Optimization)
QoS	qualité de service (Quality of Service)
RNL	réseau non linéaire
RTA	région de tri d'acheminement (FSA)
RTAC	région de tri d'acheminement censitaire (C-FSA)
SAAQ	société de l'assurance automobile du Québec
SAGA	Stochastic Average Gradient Accelerated
SCD	subdivision de recensement
SCIAN	système de classification des industries de l'Amérique du Nord (NAICS)
SetCov	couverture par ensembles (Set Cover)

SI	système d'information
SIG	système d'information géographique
SIM	modèle de simulation (Simulation Model)
SoC	état de charge (State of Charge)
Under2	under 2 Coalition (climate agreement of states/regions)
VE	véhicule électrique
WGS-84	Système géodésique mondial 1984 (Whale Optimization)

LISTE DES ANNEXES

Annexe A	Analyse descriptive	91
----------	-------------------------------	----

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

L'adoption des véhicules électriques (VEs) est portée par des préoccupations environnementales, des politiques gouvernementales favorables et des progrès technologiques. Ainsi, prévoir avec précision la demande énergétique liée aux VEs devient essentiel pour orienter la planification des politiques fiscales, industrielles, routières et environnementales. De plus, l'estimation de cette demande constitue la base de l'allocation budgétaire pour le développement des infrastructures de recharge, ainsi que l'optimisation des réseaux électriques [16, 57, 23].

En 2020, le gouvernement du Québec (GDQ) s'est fixé comme objectif d'avoir sur ses routes 2 millions de VEs en 2030 [17]. Des politiques similaires à travers le monde sont recensées par l'agence internationale de l'énergie (IEA) [21]. L'accélération de l'électrification des transports implique que les infrastructures, notamment les bornes de recharge électriques (BdREs), soient efficacement présentes pour répondre à cette nouvelle demande. Jusqu'à présent, les implantations des BdREs au Québec ont été financées en partie par des programmes gouvernementaux stimulant les consommateurs et réalisées selon la connaissance et l'expérience du terrain des parties prenantes (GDQ, compagnies de distribution et d'exploitation d'énergie).

Au Québec, depuis 2016, la croissance attendue de la flotte de VEs double et dépasse largement celle des véhicules à combustion. Ce changement de paradigme, passant d'infrastructures matures à des projets pilotes de nouvelles technologies en constante évolution, redéfinit le cadre de développement d'une infrastructure globale pour VE. Par exemple, la capacité accrue des batteries de VE augmente l'autonomie entre deux recharges, et minimise le temps de recharge, ainsi les bornes domiciliaires offrent de plus en plus de fonctionnalités, notamment la possibilité d'échange avec le bâtiment (V2B) ou avec le réseau électrique (V2G). À partir des années 2020, deux études pilotées par la ville de Montréal en 2021 et 2022 illustrent une volonté des différents paliers de gouvernement de mieux comprendre les besoins régionaux et d'estimer les tendances du marché afin de s'assurer que les infrastructures en accès public pourront soutenir la demande [48, 42]. Plus récemment, en 2023, le GDQ a clairement intégré une stratégie québécoise de la recharge de VEs dans le Plan pour une économie verte 2030 pour le quinquennat 2023 - 2028 [17]. Avec une dépense estimée à 6.5M\$ entre 2023 et 2028, il devient crucial pour le Québec de s'assurer d'une mise en œuvre du plan de déploiement suit une stratégie adéquate aux besoins immédiats tout en étant bien cohérent pour répondre à la demande d'énergie de 2050 [17]. Cependant, depuis plusieurs années, le GDQ a financé des programmes appuyant l'implantation de BdREs au Québec en l'absence d'une planification holistique. Les implantations des bornes ont donc été réalisées selon la connaissance du

terrain et l'expérience des parties prenantes, ce qui renforce la nécessité d'ajuster l'infrastructure existante aux besoins futurs. En particulier, l'agglomération de Montréal ne possède pas, comme d'autres régions du Québec, autant de places de stationnement individuelles, rendant les BdREs dans les lieux publics essentiels. La disponibilité d'une infrastructure de recharge publique fiable et suffisamment dense demeure ainsi un frein majeur à l'adoption généralisée du transport 100% électrique. Dans ce contexte, il devient impératif de disposer d'outils décisionnels capables d'estimer les besoins en bornes de recharge et de répartir ces ressources de façon efficiente et cohérente sur l'ensemble du territoire.

L'objectif de ce projet est de développer un outil d'aide à la décision pour l'implantation optimale de BdREs au Québec, en prenant la région de Montréal comme principale zone d'étude. Le projet vise à s'assurer que l'infrastructure des BdREs soit propice à long-terme au confort des usagers (disponibilité, accessibilité, localisation) [47], tout en demeurant raisonnablement rentable pour l'ensemble des parties prenantes. À l'instar de l'étude menée par la ville de Montréal [48], l'unité géographique principale sera la région de tri d'acheminement de Postes Canada (RTA), correspondant aux trois premiers caractères du code postal canadien [59] et regroupant en général environ 20 000 habitants. L'approche proposée consiste à modéliser une allocation efficiente de bornes de recharge. Cela implique d'analyser l'usage actuel des BdREs, puis d'estimer les ressources à déployer en subdivisant le territoire étudié en zones fonctionnelles plus fines.

Deux horizons temporels servent de points d'évaluation de l'évolution du système : 2030, année cible des objectifs climatiques établie par l'Assemblée nationale, soit une réduction de 37.5% de gaz à effet de serre (GES) en dessous du niveau de 1990, et l'atteinte d'une carboneutralité à l'horizon 2050, en accord avec la campagne *Objectif zéro* des Nations Unies ainsi que la coalition d'états fédérés et de régions signataires du protocole d'entente under 2 Coalition (*climate agreement of states/regions, Under2*) de 2021 [5].

La première contribution de cette étude consiste à utiliser le RTA comme unité de représentation géographique, en remplacement des quadrillages réguliers couramment employés dans la littérature. Ce choix méthodologique permet d'ancrer l'analyse dans une structure territoriale cohérente avec les divers découpages administratifs existants, facilitant ainsi l'interprétation des résultats par les parties prenantes, particulièrement les décideurs municipaux et les acteurs économiques locaux. De plus, ce choix de granularité permet également d'associer plus précisément les caractéristiques sociodémographiques et commerciales à chaque RTA. La deuxième contribution réside dans l'optimisation de la distribution des BdREs, avec pour objectif de maximiser la couverture géographique tout en respectant les contraintes budgétaires, techniques (notamment en termes de capacité) et politiques (coordination entre RTAs

voisines). La région métropolitaine de Montréal, zone la plus densément peuplée du Québec, la mixité de taille de RTAs dont les plus petites renforce la pertinence de cette approche. Le modèle d’optimisation retenue intègre implicitement l’influence des RTAs adjacentes afin de limiter les risques de sur-installation de BdREs par rapport à l’usage général, tout en conservant une structure de modélisation volontairement simple. Par ailleurs, cette recherche s’inscrit dans la lignée des travaux de ZEJLI [49], qui analyse les profils d’usage des BdREs et identifie les facteurs externes influençant leur utilisation à partir de données réelles. Alors que son approche vise principalement à caractériser l’usage opérationnel des bornes existantes, notre étude étend cette logique en l’intégrant dans une optique de planification d’une zone d’étude et d’optimisation du déploiement à l’échelle des RTAs. Notre étude mobilise ainsi les enseignements issus de l’analyse comportementale des BdREs par ZEJLI pour structurer une démarche décisionnelle orientée vers la couverture géographique et l’harmonisation des décisions entre RTAs voisines. La troisième contribution consiste à développer un cadre décisionnel capable de traiter des volumes de données semi-massives ($<1\text{To}$), et de ce fait pouvant supporter le volume des données réelles actuellement collectées (10 - 100Go). L’architecture du système d’information (SI) sous-jacent présente une modularité suffisante pour permettre l’ajout ou la substitution d’étapes méthodologiques selon la logique d’affaires retenue (e.g. : la RTA canadienne peut être remplacé par un district indien). Le processus de traitement peut être réexécuté à partir de données d’entrée actualisées ou, au besoin, stabilisé en figeant un jeu d’entrée donné. Cette double possibilité assure à la fois la mise à jour contrôlée des données et la reproductibilité intégrale du modèle prévisionnel. Cette contribution pose ainsi les bases d’un cadre méthodologique évolutif, qui devra absorber les modifications des schémas et jointures de données au fil du temps, tout en soutenant la prise de décision dans un secteur caractérisé par des incertitudes dynamiques et une évolution rapide.

Le mémoire est structuré de la manière suivante. Le chapitre 2 présente une revue de littérature sur les modèles de prévision de la demande énergétique et la localisation et dimensionnement des infrastructures de recharge. Le chapitre 3 détaille la méthodologie de traitement des données sociodémographiques, d’utilisation du sol, des transactions de recharge ainsi que de la flotte de véhicules. À partir des estimations de croissance de population de Statistique Canada, la demande énergétique par RTA est estimée en suivant un modèle de diffusion de l’innovation de Bass. La distribution pluriannuelle des BdREs est modélisée par une maximisation de la couverture. Le chapitre décrit également la pile logicielle utilisée, incluant l’orchestration des données avec Dagster, la carte routière ouverte (OSM) via le service Nominatim, ainsi que le suivi des expériences avec MLflow. Le chapitre 4 exploite les données réelles des RTAs pour dresser un portrait de la demande énergétique allant de 2017 à 2050. Les résultats sont présentés sous forme de cartes et d’indicateurs de performance pour les

scénarios envisagés. Enfin, le chapitre 5 synthétise les conclusions tirées de la modélisation, expose les limites de l'étude et propose des pistes pour les travaux futurs.

En fournissant un outil quantitatif robuste et adapté aux réalités territoriales du Québec, cette recherche ambitionne d'orienter les décisions d'investissement dans l'infrastructure de recharge, afin de soutenir efficacement la transition vers une mobilité électrique durable.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Ce chapitre propose une revue de la littérature portant sur la planification des infrastructures de recharge pour VE. La démarche consiste à : (1) établir un cadre conceptuel, (2) identifier les méthodologies de l'état de l'art pour anticiper la demande énergétique, et (3) analyser les stratégies d'allocation optimale des ressources, tout en proposant une approche simple et transférable à d'autres régions ou pays. La première section établit les définitions et concepts de base nécessaires à la compréhension du contexte d'étude. Elle clarifie la terminologie relative à ce mémoire. La deuxième section examine les approches de prévision de la demande énergétique des VEs. Elle distingue les modèles tactiques, qui opèrent sur un horizon temporel court ou moyen terme ; des modèles stratégiques, qui adoptent une perspective de long terme à grande échelle. Cette section analyse comment les chercheurs intègrent les flux de mobilité, les données socio-économiques, les points d'intérêts (PoIs) et les politiques d'incitation pour estimer l'évolution spatio-temporelle de la demande de recharge. La troisième section se concentre sur la localisation et l'allocation des bornes de recharge. Elle présente les paradigmes d'optimisation classiques (couverture d'ensemble, couverture maximale, P-médian) ainsi que les approches multi-objectifs et multi-périodiques. L'accent est mis sur les méthodes permettant de concilier les contraintes budgétaires ainsi que la qualité et l'équité de service (QdS). Enfin, une synthèse des défis de recherche identifiés dans la littérature conclut ce chapitre. Elle met en lumière les lacunes méthodologiques et les opportunités d'amélioration qui motivent la démarche proposée dans ce mémoire, notamment l'intégration de données contextuelles québécoises et le développement d'approches adaptées aux spécificités régionales.

2.1 Définitions et concepts de base

Dans ce mémoire, nous utiliserons les définitions présentées dans le tableau suivant. Le terme «chargeur» désigne parfois la station, d'autres fois le connecteur. Bien souvent, la différence entre BdRE et point de recharge n'est pas faite, car pour la majorité des BdREs, une BdRE ne comprend qu'un point de recharge et souvent qu'un connecteur.

Tableau 2.1 Terminologie utilisée dans ce mémoire

Terme	Termes anglophones	Définition
Site	<i>site</i>	Lieu où se situe une ou plusieurs BdRE(s).
BdRE	<i>charging station</i>	Terme générique désignant l'équipement permettant de recharger d'un VE. Dans ce mémoire les quatre technologies sont (L2P1, L2P2y, L3Pz, L3P4).
Point de charge	<i>charging point</i>	Chaque prise ou câble disponible pour recharger ; une BdRE peut en avoir plusieurs.
Port (de charge)	<i>charging port, charger</i>	Interface fixe (prise ou câble attaché) sur la borne ou le véhicule.
Connecteur	<i>connector</i>	Extrémité du câble qui se branche dans le port. e.g. : J1772, CSS-Combo, CHAdeMO, NACS [2].

Tableau 2.2 Technologies de chargeur des BdREs [44, 45, 14]

	AC		DC	
	Lent	Niveau 2	Rapide	Ultra-Rapide
Type de charge	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 3 (Ultra)
Voltage d'entrée (V)	120 V_{AC}	208–240 V_{AC}	400–800 V_{DC}	800–1000+ V_{DC}
Plage de puissance nominale (kW)	1.44–19.2	< 50	50–350	≥ 350
Ampérage (A)	12–20	16+	125+	500+
Temps de charge complète (h)	6–17	0.4–1.2	0.2–0.4	≤ 0.5
Contexte	prise standard	domicile, travail, service, lieux publics	autoroute	améliorer le flux horaire
Connecteur	J1772 (type 1)	NACS	NACS, Combo CCS1, CHAdeMO	
Nomenclature utilisée dans ce mémoire ($\mathcal{I}$)		L2P1	L3P2y, L3P2z	L3P4

¹ *lent* : idéal quand le VE est stationné pour une période de longue durée tel que le domicile ou au travail.

² *rapide* : idéal pour des zones à forte concentration routière ou les axes majeurs tels que des autoroutes.

³ *rapide (distribuée)* : partage la puissance avec divers points de charge.

⁴ norme de recharge nord-américaine (*North American Charging Standard*, NACS), système de recharge combiné (*Combined Charging System*, CCS), CHARGE de MOve (CHAdeMO)

On retrouve différents types de bornes de recharge, dotées de technologies et de puissances nominales variées, qui sont déployés dans le réseau du Québec. Le tableau 2.2 présente les technologies de chargeur des BdREs, les bornes les plus largement installées au Québec sont de niveau 2. Les bornes de niveau 3, quant à elles, offrent des temps de recharge plus courts, ce qui les rend particulièrement adaptées aux axes routiers majeurs, tels que les autoroutes, ou pour des besoins de recharge rapide non planifiée. De plus, diverses stratégies de gestion et de partage de la puissance peuvent être mises en œuvre sur ce type d’infrastructure, notamment le partage dynamique de la puissance entre plusieurs points de recharge.

Une fois les concepts fondamentaux et les technologies de recharge définis, il convient d’examiner comment la littérature aborde l’estimation des besoins futurs. La section suivante explore les différentes approches de prévision de la demande énergétique, étape préalable à la planification de l’infrastructure.

2.2 Prévision de la demande énergétique des véhicules électriques

Cette section présente les méthodes de prévision, certaines s’appuyant sur des données empiriques, d’autres sur des approches par simulation. Il existe en effet plusieurs façons de déterminer la demande sur un territoire donné, comme le résume le tableau 2.3, qui présente les différentes approches de prévision en fonction de leur horizon temporel et des variables d’entrée considérées. Le modèle présenté dans ce mémoire y apparaît en dernière occurrence.

2.2.1 Modèles tactiques

Dans cette revue de littérature, la plage temporelle choisie pour définir les modèles tactiques est d’une heure à cinq ans. Toutefois, compte tenu de la portée de notre étude, l’emphase est mise sur des recherches pouvant atténuer toute forme de saisonnalité en allant au delà d’un an de données.

HU et al. [52] proposent un modèle multi-annuel basé sur un réseau de neurones pour la région de Cixi (Chine), visant à prédire le nombre de véhicules pouvant être rechargés par heure. Leur hypothèse initiale est que la congestion aux bornes résulte principalement du temps de chargement élevé, ce qui en fait un indicateur pertinent de la qualité de service. Dans ce cas, pour chaque période : la prédiction du parc de véhicules d’une région ainsi que sur toute la Chine est déduite des données historiques d’immatriculation des véhicules de 1949 à 2016. Pour cela, un réseau de neurones avec une régulation bayésienne avec rétroaction est utilisé. La quantité de VEs d’une région est proportionnelle au taux de pénétration des VEs. Tiré du Plan de développement de l’industrie des véhicules à économie d’énergie et des véhicules

à énergie nouvelle (2012 à 2020), ce ratio de possession d'un VE passe de 1.59 à 8 puis à 21.1 pour chacune des périodes respectivement entre 2020, 2025, 2030. Sur un plan de 100x100, 100 nœuds sont générés aléatoirement avec une moyenne distance entre les nœuds de 300km. Enfin, la prédiction de quantité de VEs à chaque nœud est proportionnelle à la répartition de la population. Dans la mise en application, cela donne un réseau non linéaire (RNL) avec 1 :5 de délai de rétro-action et 10 couches cachées. L'erreur relative est moins de 0.8% entre le RNL et les données réelles d'immatriculation pour la période avant 2017.

Yi et al. [43] proposent d'estimer la demande en énergie des VEs à Salt Lake City aux États-Unis, en utilisant une version modifiée de l'algorithme de classement de pages web 'PageRank' développé par Google. Cet algorithme prend en compte l'aspect du flux de trafic et de la dimension sociale. Les données sur la population et la région proviennent du *Wasatch Front Regional Council*. Les PoIs sont issues de Google Place API et comprennent les catégories suivantes : commerce, santé, finance, commerce de détail, restauration, éducation, ONG, divertissement, service. La région d'étude est discrétisée selon une grille avec des cellules de 1 km^2 . Les trajets GPS des chauffeurs capturés par la société Inrix sont représentés par des paires origine–destination (ODs) servant à quantifier les flux de déplacements entre les cellules. Les données d'un mois de consommation énergétique de 109 BdREs publiques (soit 516 connecteurs) sont estimées selon la collecte en temps réel de l'API du service ChargePoint (2020). Par la suite, les auteurs choisissent de réduire les possibilités aux 463 cellules ayant des stationnements publics. Un graphe direct des ODs est converti en matrice de transition entre nœuds représentant les cellules, la seconde amélioration au PageRank est la représentation de la dimension sociale par trois termes : (1) PoIs, (2) utilisation du sol, (3) facteurs socio-économiques. On note qu'une calibration empirique est requise pour optimiser le compromis entre la connectivité de la mobilité et le contexte (urbain dans ce cas). La valeur du PageRank est donc composée de 60% du flux du trafic, 35% de la dimension sociale et de 5% d'effet aléatoire. Une régression polynomiale incluant les connecteurs est utilisée pour relier le PageRank à la consommation d'énergie des VEs par cellule. Les auteurs comparent le PageRank géographique modifié (*modified geographical PageRank*, MGPR) avec six autres méthodes, variants de modèles linéaires, XGBoost, Spatial Log-Gaussian Cox [54] et PageRank. Selon les tests, le modèle MGPR est le meilleur dans toutes les métriques. MGPR permet une réduction de 35% de MARD sur *PageRank pondéré* et de 9% pour de RTE.

HE et al. [19] adoptent le concept de théorie des graphes, cette fois-ci, le réseau routier se concentrant sur les autoroutes est vu comme un graphe indirect. Les degrés de centralité, la centralité de proximité ainsi que la centralité d'intermédiation servent de métriques pour évaluer les jonctions d'autoroutes (nœuds) autour d'Amsterdam (Pays-Bas) sur un réseau composé de rues (arcs). La distance euclidienne est utilisée à des fins de simplification. L'es-

timisation de la demande est simplifiée en s'appuyant sur les flux des véhicules de transport de marchandises de la dernière semaine de juin pour déterminer la demande de recharge. Après une présélection des PoIs aux abords des autoroutes (500 m), la sélection des sites candidats est quant à elle hiérarchisée comme suit : stations existantes, recommandées par les métriques d'évaluation, proposées par les opérateurs, proposition de BdREs rapides spécialisés (avec service de réservation). Les aires de stationnement, station-service, arrêts pour semi-remorques sont considérés comme des sites existants, tandis que les supermarchés représentent les derniers choix pour des sites de recharge rapide.

2.2.2 Modèles stratégiques

Les modèles stratégiques se définissent habituellement par un horizon temporel supérieur à 5 ans. Ils couvrent une vision long-terme, que ce soit spatial, en termes de planification de bornes, de périodes (ex. : pluriannuelle et/ou multi périodique) ou de technologies.

YI et al. [29] utilisent la simulation avec des agents d'VE pour construire une stratégie selon la méthode *bottom-up* avec différentes technologies de BdRE. Avec une granularité de dix minutes, la génération d'activités est stochastique et s'effectue au moyen d'une chaîne de Markov. Un agent peut ainsi réaliser au cours de la journée les six activités suivantes : conduite, domicile, travail, achat, repas et autre. En ce qui a trait au comportement, les auteurs choisissent de ne pas utiliser de principe stochastique "d'anxiété de distance", mais de choisir de représenter la stratégie de charge par l'état de charge (*State of Charge*, SoC). Selon le SoC, l'agent choisit la technologie de recharge L2 ou L3. C'est-à-dire que si le SoC est inférieur à 15%, il choisit une BdRE L3, et si le SoC est inférieur ou égal à 50% et que le trajet restant dépasse 30 mins alors l'agent choisit une BdRE L2. En termes de données, les PoIs sont les mêmes que leur précédente étude [43], à l'exception des catégories transport et hôtellerie. En combinant les PoIs et ODs, ainsi qu'une carte routière ouverte, les auteurs sont capables de générer une demande de recharge (kWh) par véhicule, variable selon l'heure. L'avantage de cette simulation est de pouvoir reproduire les différents scénarios du trafic sur un large réseau routier et de fournir des informations plus opérationnelles.

WANG et al. [13] utilisent aussi le SoC et le temps de trajet pour représenter la relation inverse avec l'élasticité de la demande. Tandis que SCHETTINI et al. [25] travaillent sur la planification avec un horizon pluriannuel et incluent différentes technologies de recharge. L'étude prend aussi en compte différentes périodes de temps (journée et soirée). Les jeux de données de validation comprennent le village de Gardone Val Trompia (Italie), la ville de Barcelone (Espagne), et l'état du Luxembourg avec respectivement 113, 656 et 2678 sites de recharge. En collectant les données confidentielles de différents exploitants européens participant à

l'initiative eCharge4Drivers de l'Union européenne (de 2020 à 2024) [50], le projet procède à une estimation de la demande de recharge. Les auteurs définissent le problème comme un problème de flux maximal en se basant sur des nœuds. Deux approches sont utilisées : (a) l'estimation OD du flux du trafic dans le but de comprendre les besoins de recharge lors des déplacements (tout comme [19]), (b) l'agrégation de la demande par zone (e.g. quartiers) et de les considérer comme des nœuds du réseau. Ces notions reprennent celles de l'article de KCHAOU-BOUJELBEN [47]. Selon SCHETTINI et al., l'option (b) choisie est plus adaptée pour les véhicules stationnés pour une longue période (e.g. : à domicile ou au travail) dans des zones urbaines ou semi-urbaines. La demande annuelle est estimée avec une croissance linéaire de 5% pour la période de 2024 à 2026. Selon PRAKOBKAEW et al. [11], bien que plusieurs travaux s'appuient sur plusieurs jeux de données ou sur une région, les études menées à grande échelle, voire nationale, demeurent rares. La planification à large échelle se heurte à plusieurs obstacles, notamment la confidentialité de données sensibles telles que l'emplacement, la capacité ou la zone de couverture des postes de distribution électrique. Elle se confronte également aux difficultés liées à l'acquisition et à l'harmonisation de données sur de longues périodes et sur de vastes territoires, par exemple pour ce qui concerne le trafic en zones rurales. Dans ce contexte, les méthodes visant une couverture nationale doivent demeurer suffisamment flexibles tout en requérant un volume minimal de données. PRAKOBKAEW et al. utilisent des sources ouvertes ainsi que le registre de véhicules de Thaïlande. Les auteurs estiment que la demande publique en infrastructures est directement proportionnelle à la densité de BdREs. Dans cette étude, l'analyse de la densité de véhicules est un point clé pour estimer la demande en énergie. La satisfaction des usagers est évaluée à partir de deux indicateurs principaux : la distance minimale à une BdRE et l'efficacité énergétique associée au déplacement entre la borne et la capacité du véhicule. Pour ce faire, les auteurs exploitent les données système d'information géographique (SIG), en extrayant les segments routiers selon leur classe (autoroute, route principale, primaire, secondaire, tertiaire ou non classée). L'espace d'étude est ensuite discrétisé en une grille de cellules de $5km^2$. Une valeur est attribuée à chaque classe de rue, servant de pondération pour estimer un niveau de trafic par cellule. Selon les auteurs, cette approche par quadrillage permet de réduire la complexité computationnelle, en particulier lors de l'optimisation de la localisation des infrastructures.

LUO et al. [10] proposent un modèle analytique en temps continu en se basant sur les équations différentielles ordinaires. Il prend en compte à la fois les phases d'adoption d'une technologie par des utilisateurs (pionniers, majorité précoce, majorité tardive) représentant la demande et le développement de l'offre (précoce, croissance rapide, après pic). La courbe de demande est basée sur le modèle de diffusion de l'innovation de Bass (1969), dans lequel les paramètres d'innovation (q), de l'imitation (q) et d'amplitude (m) permettent d'ajuster

la courbe aux valeurs historiquement observées, que ce soit dans le segment temporel correspondant aux pionniers, ou à la partie de la majorité précoce. Pour cela, la méthode des moindres carrés non linéaires est utilisée afin de minimiser l’erreur entre la courbe à modéliser et les données observées. Le modèle de file fluide de NEWELL (1978) permet d’analyser le déséquilibre entre la demande et l’offre de recharge. La file d’arrivée est modélisée par une fonction polynomiale quadratique, ce qui a pour effet de permettre aux auteurs d’analyser en temps continu le temps d’arrivée, de départ ainsi que des variations de débit de demande et offre au travers du temps. L’avantage de cette méthode est de permettre aux décideurs de calibrer les valeurs de l’innovation et de l’imitation afin d’obtenir l’année correspondant au point d’inflexion de la croissance de la demande.

En conclusion, la prévision de la demande, qu’elle soit tactique ou stratégique, fournit les intrants nécessaires à la planification du réseau. Une fois la demande spatio-temporelle estimée, le défi consiste à déterminer l’emplacement et le dimensionnement optimaux des infrastructures de recharge pour répondre efficacement à la demande, sujet qui est l’objet de la section suivante.

Tableau 2.3 Articles sur la prévision de la demande de recharge électrique

Année Papier	2022		2023				2024		2025
	[43]	[31]	[19]	[18]	[29]	[25]	[10, 24]	[11]	Ce mémoire
Terme ⁰	L	L	C	L	C	M	L	L	L
Type de données ¹	A	R	R	S	S	R	R	R	R
Découpage ²	C	C	P	G	G	P	P	C	G
PoI	✓		✓	✓	✓				✓
Terrain (OSM)	✓	✓	✓		✓				✓
OD Trajet	✓		✓						✓
Charact. socio-démographiques	✓				✓				✓
Registre des Véhicules								✓	✓
Recharges BdREs (État)	✓		✓		✓	✓	✓		✓
Service Électrique (Énergie)			✓		✓	✓	✓	✓	✓
Auto-Suffisance							~		✓
Nbr. de type de bornes	1	NC	2	1	2	2	NC	1	4

⁰ Terme : Court (C) ≤ 1 an, Medium (M) [1,5] ans, Long (L) ≤ 5 ans.

¹ Type général de données pour amener vers une estimation de la demande : Approximation(A), Réel(R), Simulation(S).

² Découpage : carré (C), géométrie (multi)polygone (G), point/noeud (P).

2.3 Localisation et allocation des bornes de recharge

La planification du déploiement des BdREs constitue un enjeu stratégique complexe qui doit concilier de multiples impératifs : le respect du cadre législatif, l'intégration aux réseaux de transport et au réseau électrique, la viabilité financière et économique, ainsi que les contraintes spatiales liées à la disponibilité du foncier [16]. Une revue exhaustive de la littérature réalisée par KCHAOU-BOUJELBEN [47], portant sur 179 articles dédiés au problème de localisation de stations de recharge (*Charging Station Location Problem*, CSLP), met en évidence la prédominance des méthodes heuristiques, privilégiées pour leur capacité à réduire drastiquement les temps de calcul face à la complexité combinatoire. Les approches basées sur les nœuds adoptent majoritairement des modèles de localisation-allocation (*Location-Allocation*, LA), dont l'objectif est de minimiser les coûts d'investissement tout en satisfaisant la demande des usagers. Parmi les paradigmes classiques, l'approche de couverture par ensembles vise à garantir que chaque usager ait accès à une borne dans un rayon de service déterminé (distance, temps de conduite ou marche à pied [46]). Lorsque les contraintes budgétaires ne permettent pas une couverture totale, le modèle de couverture maximale (*Maximum Coverage*, MaxCov) est employé pour maximiser la demande satisfaite. Alternativement, le modèle problème de la médiane P (*P-median problem*, P-median) cherche à minimiser la distance moyenne ou le coût de déplacement vers un nombre P d'installations. À cet égard, l'étude comparative de HE et al. [57] suggère que le modèle P-median est particulièrement pertinent pour les zones à forte concentration de VEs et note que l'augmentation du paramètre P tend à stabiliser les solutions, tant pour des déploiements initiaux que pour des ajustements marginaux.

Partant de ces familles de modèles de 2021 et repris depuis dans d'autres méta-analyses en 2024–2025 [7, 14, 3], les sections suivantes expliquent les techniques et algorithmes utilisés pour résoudre les problèmes à forte tendance pluriannuelle et/ou multi technologique.

2.3.1 Optimisation de la couverture spatiale

L'optimisation de la couverture spatiale est fréquemment abordée par des variantes du problème de couverture maximale, notamment en intégrant des contraintes de capacité (CM-CLP). YI et al. [43] proposent une telle approche pour maximiser l'utilisation des sites en tenant compte de leur capacité limite. En appliquant la méthode des moindres carrés et un algorithme PageRank sur un maillage de 63 cellules, leur modèle démontre qu'une réallocation optimale des bornes existantes permettrait de réduire la distance d'accès moyenne de 2.3 km à 1.4 km. Leurs résultats indiquent qu'un investissement supplémentaire de 1 million \$US pour 42 nouvelles stations permettrait d'atteindre une couverture de 80% de la

demande. Dans la continuité de ces travaux, [29] valident ces conclusions par une approche de simulation empirique, intégrant la consommation énergétique des véhicules (distribuée normalement) et les habitudes de recharge (80% à domicile). Leur analyse révèle qu’avec un taux d’adoption de 15%, le réseau pourrait être optimisé en passant de 109 à 64 sites, tout en augmentant la proportion de bornes rapides (niveau 3) et en réduisant le temps de marche moyen de 310 *m* à 270 *m*. À une échelle nationale, HAMED et al. [18] appliquent le problème de localisation à couverture maximale (*Maximal Coverage Location Problem*, MCLP) en Jordanie, en distinguant les périodes diurnes et nocturnes pour planifier le réseau à l’horizon 2030, illustrant l’adaptabilité de ces modèles à des contextes géographiques variés.

2.3.2 Planification temporelle et multi objectifs

La dimension temporelle est essentielle pour accompagner l’évolution de la demande. SCHETTINI et al. [25] développent un modèle de localisation incrémentale (problème de localisation incrémentale de chargeurs (*Incremental Charger Location Problem*, ICLP)) sur un horizon pluriannuel, visant simultanément à minimiser les coûts d’investissement et à garantir un niveau de couverture cible. L’heuristique basée sur la résolution d’un problème de flux maximal, génère des solutions quasi optimales (écart moyen de 7%) avec des temps de calcul nettement inférieurs aux solveurs exacts (programmation linéaire mixte en nombres entiers (*Mixed Integer Linear Programming*, MILP)), comme démontré sur des cas d’étude au Luxembourg et à Barcelone. De manière analogue, HU et al. [52] proposent un modèle multi périodique (2020-2030) maximisant la somme moyenne de la demande satisfaite. En modélisant la congestion par une file d’attente M/M/1, ils combinent deux algorithmes gloutons pour améliorer la qualité des solutions (+10% d’optimalité). Leurs travaux suggèrent qu’une allocation budgétaire plus conséquente lors des phases initiales du projet est stratégiquement plus efficace. Dans une perspective bi-objective, HE et al. [19] utilisent un algorithme génétique non dominé par triage (NSGA-II) pour arbitrer les compromis entre le coût total et la couverture de la demande sur cinq phases de développement. Leurs scénarios mettent en évidence qu’une approche conservatrice (visant la médiane de la demande) peut générer des économies substantielles (61%) au prix d’une réduction modérée de la couverture (29%).

2.3.3 Approches intégrées et qualité de service

Les approches les plus récentes tendent à intégrer de manière holistique les interactions entre le comportement des usagers, le réseau électrique et la QdS. WANG et al. [13] formulent un modèle avec une programmation bi-niveau (*Bi-level Programming*, BL) couplant la minimisation des coûts (niveau supérieur) à un modèle d’assignation du trafic et de contraintes de

distribution électrique (niveau inférieur). En intégrant des facteurs comportementaux tels que l'élasticité de la demande et l'effet de bouche-à-oreille, ce modèle vise à produire une planification plus robuste et réaliste. Parallèlement, FAUSTINO et al. [16] adoptent une méthodologie descendante pour définir des zones de charge via un modèle P-median, utilisant l'algorithme DBSCAN pour éviter les chevauchements spatiaux. Comparée aux outils commerciaux standards, cette méthode permet une meilleure répartition de la charge et une réduction significative de la puissance de pointe (environ 319 kW). La qualité de service est également au cœur de l'approche de PRAKOBKAEW et al. [11], qui utilise un MCLP sur une grille de 5 km² en Thaïlande, en intégrant des distances de service cibles (10-50 km selon la zone) et la minimisation des pertes du réseau électrique via des diagrammes de Voronoï. Enfin, LONI et al. [23] introduisent une dimension d'équité sociale, utilisant des SIG et l'entropie de Shannon pour pondérer des critères socio-économiques et de qualité de vie, afin de mitiger les inégalités d'accès à l'infrastructure de recharge.

Bien que les modèles de localisation et d'allocation offrent des solutions variées (tab. 2.4) pour le déploiement des infrastructures, la revue de la littérature met en lumière certaines limitations et opportunités d'amélioration. La section suivante synthétise ces constats et identifie les principaux défis de recherche qui motivent la méthodologie proposée dans ce mémoire.

Tableau 2.4 Articles sur la localisation et le dimensionnement des BdREs

Année	Papier	Découpage ²	Problème ^A	Capacité	Distance	Finance	Fct. Objectif ^D	Obj. de base du problème ^E	Tech. Opt. ^G	Algo. Opt. ^H	Nbr. de type de bornes
2022	[43]	C	P, A	✓			Mono	MaxCov	MGPR	PageRank	1
	[31]	C	A				N.C.	N.C.	GNN-RNN	GraphSage	NC
2023	[19]	P	P, A, T	✓	✓	✓	BL	MaxCov	GA	NSGA-II	2
	[22]	P	P ₊ , T	✓	✓	✓	BL	QdS	MINLP	N.A.	2
	[18]	G	P, A, T	✓	✓		Multi-P	MaxCov	MCLM	N.A.	1
	[25]	P	P, A, T	✓	✓	✓	Multi-P	MaxCov	MILP	ICLP	2
	[15]	C	P, A, T	✓	✓	✓	Multi-P	C	HEU	GA	5,6,7
	[16]	P	P, A, T		✓		Multi	P-median	MILP	Teitz-Bart	3
	[23]	P		✓	✓	✓	Multi	QdS	MILP	NSGA-II+TOPSIS	2
2024	[13]	P	P	✓	✓	✓	BL	C	MILP	UE-TAP	2
	[11]	C	A	✓	✓	✓	Multi	QdS	SIG	Knapsack	1
	[8]	P	P, A		✓		Multi	QdS	SIM	SARIMAX	2
	[9]	P	P	✓	✓	✓	Multi	C	MILP	Exacte	2
2025	Ce mémoire	G	P, A, T	✓	✓	✓	Multi-P	QdS	MCLM	Multi	4

² Découpage : carré (C), géométrie (multi)polygone (G), point/noeud (P).

^A Problème : Multi-Période (P), Multi-Annuelle (A), Multi-Technologies (T)

^D Fonction objectif : programmation bi-niveau (*Bi-level Programming*, BL), Mono, Multi, (Multi-P)ondéré

^E Objectif (de base) : Coût (C), MORL, SIG, couverture par ensembles (*Set Cover*, SetCov), couverture maximale (*Maximum Coverage*, MaxCov), problème du centre P (*P-center problem*, P-center), problème de la médiane P (*P-median problem*, P-median), origine-destination (OD), coût fixe (*Fixed-Charge*, Fixed-Charge)

^G Technique d'optimisation : programmation linéaire (*Linear Programming*, LP), MILP, programmation non linéaire mixte en nombres entiers (*Mixed Integer Programming*, MIP), programmation non linéaire (*Nonlinear Programming*, NLP), programmation en nombres entiers (*Integer Programming*, IP), SIM, problème de localisation d'installations (*Facility Location Problem*, FLP), MGPR, CSLP, CMCLP, ICLP, MCLP

^H Algorithme d'optimisation : (Exacte, optimisation heuristique (*Heuristic Optimization*, HEU), méta-heuristique (MHEU)); optimisation par colonies de fourmis (*Ant Colony Optimization*, ACO), algorithme des abeilles artificielles (*Artificial Bee Colony*, ABC), optimisation par loups gris (*Grey Wolf Optimization*, GWO), algorithme génétique (*Genetic Algorithm*, GA), descente de gradient (*Gradient Descent*, Gd), résolution par agrégation (*Aggregation Resolution*, AR), BL, théorie des jeux (*Game Theory*, GT), modélisation multi-agents (*Agent-Based Modeling*, ABM), optimisation par essaim particulaire (*Particle Swarm Optimization*, PSO), ...

2.4 Défis de recherche

En résumé, la demande énergétique des VEs connaît une forte croissance ; toutefois son évolution exacte dépendra de la combinaison d’incitations politiques, des coûts technologiques et du déploiement rapide d’une infrastructure de recharge adaptée. La modélisation prédictive repose soit sur le flux de mobilité, soit sur une prévision de l’évolution annuelle du parc de VEs : l’usage de données d’ODs demeure encore plus populaire pour estimer les profils horaires de demande. Selon AHMAD et al. [30], seulement 26.1% des études combinent les approches destinées aux utilisateurs de VEs, aux producteurs d’énergie et aux opérateurs de BdREs [55]. Dans la littérature, on trouve des modèles de simulation ou mathématiques ainsi que des algorithmes d’optimisation, qu’ils soient approximatifs ou exacts [30] (et autres). De nombreuses approches d’approximation intègrent des méta-heuristiques (NSGA-II) basées sur la population (GA, évolution, recherche tabou), ou sur la trajectoire (stochastique, itération), ainsi que des heuristiques simples (*branch-and-bound* et *cut-and plane*). Lors de la première moitié de la période de couverture de la revue de littérature, les méthodes exactes jouissent d’une certaine popularité, suivie d’une inversion par rapport aux approches heuristiques [55]. En effet, ces méthodes – souvent simples – ne sont pas viables pour les problèmes réels impliquant plusieurs objectifs et de larges jeux de données. Au contraire, les approches heuristiques fournissent des meilleures solutions en une fraction du temps requis par une solution exacte [55, 25]. Cela s’explique aussi par l’absence de nécessité de générer l’ensemble des combinaisons possibles tout en réduisant le temps de calcul pour les problèmes complexes et/ou à grande échelle, tel que c’est souvent le cas dans les problèmes réels. L’approche LA demeure néanmoins pertinente lorsque le temps d’exécution n’est pas une contrainte et que l’on cherche à atteindre l’optimalité.

Parmi les heuristiques les plus efficaces, on retrouve : - NSGA-II, méta-heuristique multi-objectif utilisant un GA ; - PSO, qui explore l’espace de recherche de façon parallèle avec le meilleur individu de chaque groupe et le meilleur global. Les algorithmes dérivés fonctionnent généralement bien sur les problèmes multi-objectifs ; - Des algorithmes gloutons qui sélectionnent en général d’abord les sites à forte densité de véhicules puis ajoutent des bornes supplémentaires. Heureusement, l’utilisation de la technique DBSCAN évite le chevauchement des zones de service. La réduction du nombre de bornes grâce à l’optimisation du réseau peut diminuer jusqu’à 20% le coût total. Un autre point financier : des tests tendent à prouver que dans les approches multi-périodiques, allouer plus de financement pour plus d’installations lors des phases initiales du projet d’implantation est plus rentable pour le consommateur et financièrement, qu’en des phases ultérieures. Les modèles utilisent souvent un seuil de couverture compris entre 70 et 90% comme critère d’évaluation, se basant donc

majoritairement sur le problème de couverture d'ensemble (set covering). Dans ce contexte, il devient crucial pour la précision du modèle d'avoir à disposition des données géospatiales et des profils de charge. En l'absence de ces données ou pour simplifier la charge de calcul, bon nombre d'études n'utilisent pas de contours administratifs ou statistiques, mais préfèrent la discrétisation en grilles uniformes de la zone d'étude soit par une résolution fixe en 1 à 5 km^2 [43] ou par une approche à plusieurs granularités (macro,meso,micro) [10]. LUO et al. [10] fait la démonstration des performances de calcul selon plusieurs granularité de réseau, de nombre de sites, de capacité et utilisation des BdREs. La réduction de la granularité de discrétisation (de 100x100 à 10x10 cellules) entraîne une baisse du temps de calcul de 34.6 h à 8.9 h, soit un facteur 3.87. Bien que cette approche simplifie le traitement numérique des chercheurs, elle limite la portée des recommandations en matière de politiques publiques. À l'inverse, une agrégation basée sur les découpages administratifs existants s'avère plus pertinente pour l'aide à la décision : elle permet d'aligner les résultats du modèle avec les réalités de la gouvernance locale, facilitant ainsi la concertation avec les élus (maires, députés) et les acteurs municipaux. Les travaux de YI et al. [29] utilisent au contraire la normalisation par la densité de la demande quotidienne (en kWh/m^2) pour identifier les zones importantes à son étude indépendamment de la taille géographique de la zone. Enfin, d'autres études utilisent le centroïde des zones comme point de référence combiné à des notions de distance pour la modélisation, ce qui permet de réduire la complexité du problème [18]. Parallèlement, HAMED et al. [18] introduisent une modélisation à paramètres aléatoires pour pallier à l'hétérogénéité non observée entre les zones, permettant aux variables de demande de varier d'une zone à l'autre plutôt que d'être considérées comme fixes.

Avec les avancées réalisées sur les BdREs, l'intégration synergique des bornes bidirectionnelles (V2G) permet une gestion proactive et opérationnelle de la demande, facilitant notamment l'écrêtage des pointes de puissance [25]. Néanmoins, cette dimension est rarement prise en compte dans les modèles de localisation actuels en raison de sa complexité. Sa mise en œuvre constitue un défi exigeant de coupler la stabilité du réseau électrique (tension, charge) avec les modèles de transport via des données hautement granulaires [11]. Par ailleurs, l'omission fréquente des dynamiques temporelles de la demande dans la littérature limite la justification économique des investissements lourds requis par le V2G [23]. Dans un objectif de temps long, il sera donc nécessaire de prendre en compte l'effet d'une telle intégration dans nos modélisations futurs ce qui diminuerait le nombre de BdREs requises.

Fort de ces constats, le chapitre suivant détaille la méthodologie adoptée dans cette recherche. Il présente la manière dont les données sont traitées, ainsi que l'intégration de ces différentes dimensions dans le modèle proposé, afin d'offrir une planification robuste et adaptée au contexte québécois.

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE

Ce chapitre présente la méthodologie proposée dans ce mémoire. La figure 3.1 illustre, de manière globale, les principales composantes de l'outil ainsi que les sections du mémoire auxquelles elles se rapportent. Les sous-sections suivantes détaillent la structure des données d'entrées (sec. 3.1), le traitement qui leur est appliqué par le biais de l'architecture logicielle exposée à la section 3.4. La méthodologie présente aussi les modèles de prévision et d'optimisation utilisés.

3.1 Méthodologie générale

La résolution du problème suit plusieurs étapes clés, telles qu'illustrées à la figure 3.1. Dans un premier temps, les données hétérogènes sont collectées, normalisées et organisées, le plus souvent en partitions correspondant aux RTAs et à l'année. Les variables socio-économiques sont ensuite extraites des bases de données officielles portant sur la population et les entreprises. Les interactions entre l'utilisateur, le réseau de recharge et la flotte de VEs sont quantifiées à partir des transactions de recharge. De plus, afin d'obtenir une représentation exhaustive de la flotte, ces informations sont complétées par les données issues des registres d'immatriculation régionaux, lesquels recensent l'ensemble des véhicules en circulation. Dans

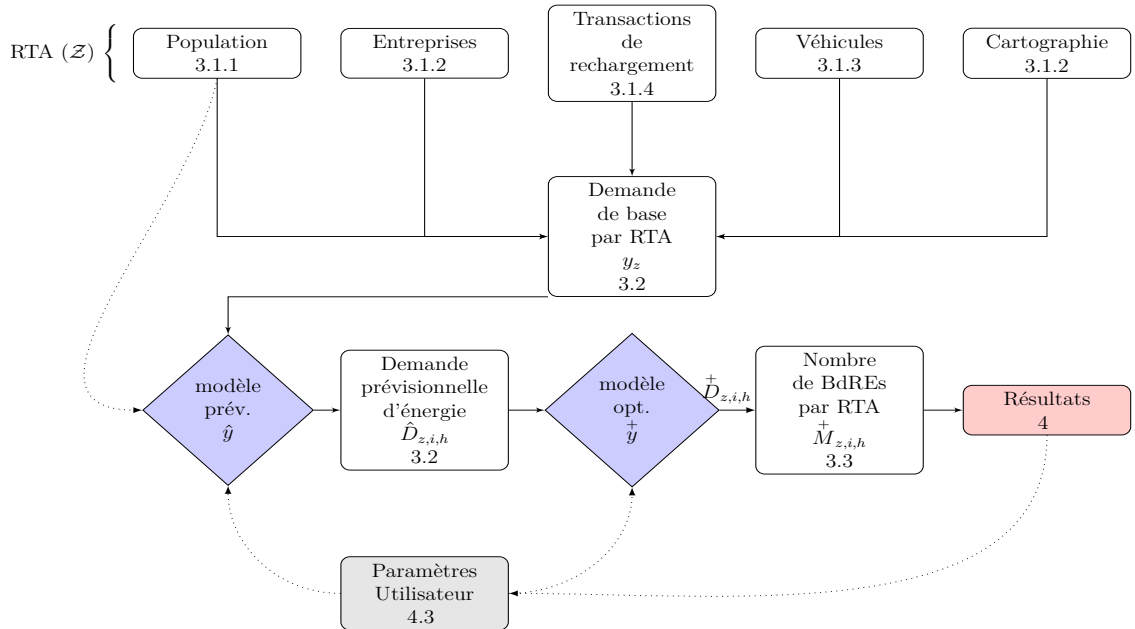


Figure 3.1 Diagramme de la méthodologie utilisée dans cette étude

l’analyse de l’usage du sol, les indicateurs tels que la densité d’intersections et la vitesse moyenne ont été dérivés des données routières d’OSM afin d’estimer le potentiel de desserte et d’accessibilité de chaque zone. Un premier jeu de données d’observations est constitué en agrégeant, par RTA et par année, l’ensemble des données disponibles, de manière à établir une demande de base. À partir de cette base historique et des projections démographiques, un second jeu de données, couvrant l’ensemble des zones et dédié à la demande prévisionnelle, est ensuite généré. Ce jeu de données prévisionnel permet de produire une estimation annuelle de la consommation énergétique attendue jusqu’à l’année cible. Les paramètres du système, comprenant les contraintes techniques, les hypothèses d’exploitation, les besoins exprimés par les utilisateurs, ainsi que les exigences des opérateurs de réseaux de distribution (BdREs) et des producteurs d’énergie, sont intégrés dans un problème d’optimisation. Ce dernier permet de déterminer une planification pluriannuelle optimale du déploiement des BdREs, en fonction de la demande prévisionnelle. Les résultats issus de cette optimisation fournissent, pour chaque année et pour chaque RTA, une estimation du nombre de BdREs à déployer, de la technologie à privilégier et du coût réel d’investissement associé.

Il est à noter que par souci de lisibilité, seules les données utilisées sont présentées en détail dans les sous-sections suivantes. Celles-ci abordent successivement la population du territoire (sec. 3.1.1), l’utilisation du sol (sec. 3.1.2), la flotte de véhicules (sec. 3.1.3), et enfin l’analyse des transactions de recharge (sec. 3.1.4).

3.1.1 Données de population

Les données de population utilisées proviennent du recensement national réalisé tous les quatre ans à l’échelle du Canada. Ce recensement est conduit par l’administration fédérale, Statistique Canada. Les éditions de 2016 [58] et 2021 ont été retenues comme références [38]. Afin d’assurer l’harmonisation des séries temporelles, la nomenclature des champs de 2016 a été adaptée à celle de 2021. Les variables recensées incluent des informations démographiques telles que le nombre total d’habitants, la langue parlée, le statut de résidence et le nombre d’enfants, ainsi que des données à caractère économique, directes ou indirectes, comme le revenu avant et après impôts d’un ménage, le type d’habitation, le niveau de scolarité et le taux de chômage.

Une seconde source d’information est constituée par les projections démographiques élaborées par Statistique Canada [32, 40]. Dans notre étude, les données utilisées sont celles du scénario correspondant à une hypothèse de croissance forte couvrant la période 2016–2041, appliquée à l’échelle des provinces et territoires. La méthodologie du scénario de Statistique Canada repose sur un ensemble d’hypothèses cohérentes avec une dynamique démographique

Tableau 3.1 Variables des profils de recensement de la population 2021 [39]

Champ	Description
pp_main_mode_of_commuting_Walked	Mode principal de déplacement : Marche
pp_place_of_work_home	Statut du lieu de travail : Travail à domicile
pp_condominium_status_Condominium	Statut de copropriété : Copropriété
pp_private_household_size_1_person	Taille du ménage privé : 1 personne
pp_main_mode_of_commuting_Bicycle	Mode principal de déplacement : Vélo
pp_class_of_worker_more	Classe de travailleur : Contrat à durée déterminée (1 an)
pp_dis..._years	Groupe d'âge : 15 à 64 ans
pp_dwe...storeys	Appartement dans un immeuble de moins de cinq étages
pp_households_tenure_Renter	Locataire
pp_cla...osition	Classe de travailleur : Poste temporaire
pp_total_private_dwellings	Total des logements privés
pp_Employ__Participation_rate	Emploi — Taux de participation

plus soutenue que celle des scénarios de croissance moyenne. Parmi ces hypothèses figurent notamment une fécondité élevée, une mortalité réduite, une immigration importante, une émigration limitée et un nombre accru de résidents non permanents. Les projections sont issues d’une micro-simulation fondée sur un échantillon de plus de 9,6 millions de répondants, dérivé du recensement ajusté de 2016 [33]. Ce processus de micro-simulation stochastique, mis en œuvre par Statistique Canada, applique une méthode de type Monte-Carlo Monte Carlo (MC) où les événements démographiques tels que les changements de statut matrimonial, les déménagements, les flux migratoires, les naissances et les décès sont simulés au niveau individuel. De nouveaux individus sont intégrés au fil du temps par naissance ou immigration. Les modifications observées à l’année T sont prises en compte par le modèle pour la génération des données de l’année $T + 1$, assurant ainsi la continuité et la cohérence des projections. La population n’est cependant pas le seul facteur influençant la demande. L’occupation du territoire et les activités économiques jouent également un rôle prépondérant. La section suivante décrit les données relatives à l’utilisation du sol et à la classification des activités.

3.1.2 Données d’utilisation du sol

Le nombre de RTAs de la zone d’étude étant conséquent (>100), la délimitation de la zone d’étude se fait avant tout selon les régions administratives et les secteurs de recensement. Pour ce faire, les limites des régions administratives du Québec [41], ainsi que les limites de secteurs de recensement du Canada de 2021 [39] sont collectées en plus des limites numériques des données de recensement par RTA du Canada de 2021 [28]. À des fins de recensement, Statistique Canada joint certaines RTAs entre elles, on parle alors de région de tri d’acheminement censitaire (*C-FSA*, RTAC). Les limites numériques comparativement aux limites géographiques, simplifient quelques étapes d’opérations booléennes spatiales tout en offrant une taille et une résolution plus faible que ces derniers.

Les limites administratives comprennent entre autre l’identifiant unique (*CDUID*) de division de recensement division de recensement (CD) qui servira de premier filtre pour définir les contours de la zone d’étude (voir tab. 3.2). Les limites par RTAC comprend l’identifiant *CFSAUID* (voir tab. 3.3) qui après découplage des RTAs deviendront les limites par RTA comprenant l’identifiant *RTA* (voir tab. 3.4). Les limites de recensement de 2021 sont représentées géographiquement selon la projection conique conforme de Lambert (EPSG :3347) à la date de référence du 1er janvier 2021.

En ce qui concerne l’aspect économique, les PoIs (commerces, parcs, établissements d’enseignement, etc) sont capturés par le système de classification des industries de l’Amérique du

Nord (*NAICS*, *SCIAN*) qui permet de catégoriser les entreprises selon une ontologie propre au domaine industriel. Les données des entreprises avec employés entre 2017 et 2021 compilent le nombre d'entreprises par RTA selon l'aire de diffusion regroupée par *SCIAN* [56]. Les variables retenues correspondant aux activités se trouvant dans le tableau 3.6.

Enfin, certains aspects de la mobilité sont capturés par les données topologiques provenant de l'extraction du graphe de chaque RTA par le service OSM et dont les variables sont présentées au tableau 3.5. La caractérisation par la topologie a fait l'objet d'étude par BOEING [53] auteur de la librairie OSMnx utilisé dans cette étude. Néanmoins, il faut prendre note qu'un biais peut exister pour ces données, puisqu'en plus de reposer sur la collaboration participative du public, l'extraction se fait en temps réel et donc n'est pas contractuelle à la fin de chaque année des autres données annuelles collectées (transactions, immatriculation, recensement, etc). Des pistes de solutions d'amélioration potentielle de la méthodologie sont présentées en conclusion.

Tableau 3.2 Variables des limites géographiques administratives par division de recensement (CD)

Champ	Description
CDUID	Code de la CD
CDNAME	Nom de la CD
geometry	Limites géométriques du CD

Tableau 3.3 Variables des limites géographiques par RTAC

Champ	Description
CFSAUID	Nom de la zone géographique : RTAC
geometry	Limites géométriques du RTAC

Tableau 3.4 Variables des limites géographiques par RTA

Champ	Description
RTA	Nom de la zone géographique : RTA
CFSAUID	Nom du RTAC à partir duquel proviennent les actuelles limites géométriques du RTA
geometry	Limites géométriques du RTA

Outre les caractéristiques du territoire, la composition du parc automobile est une variable déterminante. La section suivante détaille les données relatives à la flotte de véhicules, permettant de quantifier le nombre de véhicules en circulation et le type d'énergie utilisé.

Tableau 3.5 Variables décrivant le terrain

Champ	Description
circuitry_avg	Le rapport entre la longueur réelle des segments de route et la distance géodésique (ou euclidienne si le graphe est projeté) entre leurs extrémités. Plus la valeur est élevée, plus le réseau est “tortueux”.
clean_intersection_count	Nombre d’intersections (ajusté)
clean_intersection_density_km	densité d’intersections par km
edge_density_km	Longueur totale du lien par km^2
edge_length_avg	Longueur totale du lien / m
edge_length_total	Longueur totale du lien
intersection_count	Nombre d’intersections
intersection_density_km	intersection_count par km^2
k_avg	Degré moyen des nœuds du graphe (entrant et sortant)
m	Nombre d’arêtes dans le graphe
n	Nombre de nœuds dans le graphe
node_density_km	n par km^2
RTA	Nom de la zone géographique : RTA (2021)

Tableau 3.6 Variables des données d’entreprises [27]

Champ	Description
business_449	Détaillants de meubles, accessoires de maison, appareils électroniques et ménagers
business_455	Détaillants de marchandises diverses
business_456	Détaillants de produits de santé et de soins personnels
business_458	Détaillants de vêtements, d’accessoires vestimentaires, de chaussures, bijouteries, bagages et de maroquinerie
business_459	Détaillants d’articles de sport, de passe-temps, d’instruments de musique, de livres et de détails divers
business_512	Industries du film et de l’enregistrement sonore
business_513	Édition
business_516	Radiotélévision et fournisseurs de contenu

3.1.3 Données sur la flotte de véhicules

Au Québec, la société de l'assurance automobile du Québec (SAAQ) constitue l'unique entité habilitée à délivrer un droit de circuler pour tout véhicule motorisé. Cette autorité réglementaire assure également la gestion centralisée des données relatives à l'immatriculation et à la catégorisation des véhicules. Une représentation agrégée des données a été rendue disponible par l'entremise du partage académique avec les systèmes informatiques de la SAAQ. L'étude utilise la version agrégée du nombre de véhicules par RTA et année selon un regroupement par utilisation, mode de propulsion et catégorie. À titre informatif, vous trouverez les schémas des véhicules et de la classe de véhicules, respectivement tab. 3.7 et 3.8. La description complète des champs publics disponibles dans cette base de données est accessible via [26].

Tableau 3.7 Variables des véhicules en circulation

Champ	Description
AN	Année du portrait des véhicules en circulation (en date du 31 décembre)
CP3	Nom de la zone géographique : RTA
CLAS	Utilisation : Promenade : L'autorisation de circuler a été obtenue par une personne physique ou plusieurs personnes en copropriété et l'utilisation du véhicule est aux fins de promenade. (table 3.8)
TYP_CARBU	Type de carburant ou mode de propulsion du véhicule. (table 3.13)
CATEGORY	Catégorie du véhicule
Nombre_vehicules_category	Nombre de voitures dans le RTA

Pour comprendre comment cette flotte interagit avec l'infrastructure existante, il est nécessaire d'analyser les comportements de recharge réels. La section suivante présente les données de transactions de recharges du réseau de BdREs du *Circuit électrique*.

Tableau 3.8 Classe selon l'utilisation de véhicule de promenade (table CLAS)

Valeur	Description	Explication
PAU	Automobile ou camion léger	Véhicule routier — de 3 000 kg ou moins dont la fonction principale est le transport de passagers et dont la construction n'est pas sur un châssis de camion ; — de 4 000 kg ou moins de type fourgonnette, camionnette ou véhicule tout usage (4x4).
PMC	Motocyclette	Véhicule routier à deux ou trois roues, dont au moins une caractéristique diffère de celles du cyclomoteur.
PCY	Cyclomoteur	Véhicule routier à deux ou trois roues muni d'un moteur d'une cylindrée d'au plus 50 cm ³ et équipé d'une transmission automatique ; — à trois roues aménagé pour le transport de personnes handicapées et reconnu comme cyclomoteur par règlement de la Société ; — de promenade à deux ou trois roues qui ne peut atteindre une vitesse supérieure à 70 km/h, qui est muni d'un moteur électrique assurant sa propulsion et qui porte la marque nationale de sécurité de Transports Canada attestant sa conformité aux exigences relatives aux motocyclettes à vitesse limitée.
PHM	Habitation motorisée	Véhicule automobile aménagé de façon permanente en logement.

3.1.4 Données sur les transactions de recharge

Le Québec a la particularité d'avoir une société d'État, Hydro-Québec (HQ), qui a le monopole de la production, transmission et distribution d'électricité. Cet aspect fait en sorte qu'elle détient une centralisation de l'information des transactions de recharge publique de la province de par le réseau appelé *Circuit électrique*. Tout du moins, avant l'annonce survenue en 2024 de se retirer progressivement jusqu'en 2030 pour laisser la relève à l'association des distributeurs d'énergie du Québec (ADEQ) [12].

Par l'entremise d'un partenariat académique, *Circuit électrique* a accepté de transmettre les données de recharge sur plusieurs années. Ces données sont structurées selon trois tables principales de leur SI [20] : les bornes de recharge (tab. 3.9), les transactions effectuées (tab. 3.11), et les profils utilisateurs (tab. 3.10). Chaque transaction est associée à une borne spécifique, identifiée par un code unique, et à un utilisateur anonymisé. Les champs disponibles permettent d'analyser la durée de recharge, l'énergie délivrée (en kWh), le moment de la journée, ainsi que le type de borne utilisé (principalement niveau 2 ou recharge rapide). À partir de ces données, un enrichissement des données a pu être fait (voir tab. 3.12). Il convient de noter que les bornes de recharge publiques sont réparties sur l'ensemble du territoire qué-

bécois, incluant les zones urbaines, périurbaines et rurales. Cette répartition géographique permet une analyse spatiale de l’accessibilité aux infrastructures de recharge.

Tableau 3.9 Variables au niveau de la BdRE (table **Bornes**)

Champ	Description
BorneId	Identifiant dans la BD
Site	Localisation
DateMES	Date de mise en service (MES)
Borne	Identifiant de la BdRE
Niveau	Catégorie de la BdRE (1, 2, 3)
Latitude	Coordonnée géographique (WGS-84)
Longitude	Coordonnée géographique (WGS-84)
Puissance	Puissance nominale [kW]

Tableau 3.10 table des utilisateurs (table **Membres**)

Champ	Description
MembreId	Identifiant du membre
MembreNb	Nombre de membres au domicile
AddressPostalCode	Code postal du domicile

L’ensemble de ces données (population, utilisation du sol, véhicules et transactions) constitue le socle sur lequel repose la modélisation. La section suivante explique comment ces informations sont intégrées pour construire un modèle de prévision de la demande énergétique sur avec un horizon long terme.

Tableau 3.11 Table des transactions (table **SessionsRecharge**)

Champ	Description
DateTimeStart	Temps de début de la transaction
DateTimeStop	Temps de fin de la transaction
BorneId	Identifiant unique de la borne
EnergieWh	Énergie d'élivrée lors de la session de recharge en Wh
RechargeDureeSec	Durée de la recharge en secondes
Connecteur	Nom du type de connecteur
Vehicule	Identifiant du véhicule
MembreId	Identifiant unique du membre
PuissanceMoyenneKW	Estimation de la puissance moyenne délivrée lors de la session de recharge
SocStart	Niveau de charge de la Batterie au début de la session de charge
SocEnd	Niveau de charge de la Batterie à la fin de la session de charge

Tableau 3.12 Table des variables ajoutées dans cette étude

Champ	Description
user_per_connector	Usagers par connecteur
user_per_station	Usagers par BdRE
evcs_total_energy_impute	Énergie totale imputée (BdRE)
evcs_self-sufficient	Utilisation des bornes par des usagés locaux à la zone

3.2 Pr vision de la demande

Dans cette section, il sera question de l’approche adopt e pour la pr vision de la demande en  nergie des VEs. Les donn es pr sent es pr c demment  tant h t rog nes, il a donc fallu transformer les diff rentes sources afin d’en permettre l’unification. Apr s cette  tape de pr paration (3.2.1), la demande consolid e peut servir de base   la g n ration du mod le de pr vision (3.2.2).

3.2.1 Pr paration des donn es

La zone g ographique d coulant des donn es est la r gion de tri d’acheminement (RTA).   partir du fichier des limites administratives des divisions de recensement de 2021, dans la communaut  m tropolitaine de Montr al, seule la zone d’ tude correspondant au territoire de Montr al (incluant Laval, l’ le de Montr al et une partie de la Mont r gie comprenant Longueuil) est conserv e, en utilisant un filtrage sur les *CDUID*. La zone d’ tude est  tiquet e par l’attribut *dataset* avec la valeur 1, permettant ainsi l’ajout futur d’autres zones d’ tudes. Les attributs de *CDUID* et du jeu de donn es (*dataset*) des limites de division censitaires sont joints spatialement aux limites par RTA du recensement de la population de 2021. Le fichier est fond  sur les codes postaux MO d clar s, plut t que sur ceux attribu s par Postes Canada [37]. Sur les 1 646 RTACs, 1 643 ont  t   tablies selon les codes postaux MO saisis lors du recensement de 2021 et d’un processus d’imputation subs quent.

Les aires de diffusion (ADs) sont mutuellement exclusives   leur RTAC, en ce point que chaque AD est attribu e   une seule et unique RTAC, sans chevauchement. Dans la majorit  des cas, l’allocation est effectu e selon la RTAC d clar e par le plus grand nombre de m nages. Le(s) polygone(s) d’une RTAC peuvent regrouper une ou plusieurs ADs, contigu s ou disjointes.   titre d’exemple, J5N, situ  pr s de Mascouche, constitue l’unique RTA au Qu bec non inclus dans le fichier des limites, car elle n’ tait pas dominante dans l’AD.   la date de r daction du pr sent document, aucun fichier gouvernemental officiel des limites g ographiques des RTAs n’a  t  identifi . Les limites ont donc  t  reconstitu es   partir des RTACs, facilitant la fusion avec les autres fichiers g ographiques de recensement fonctionnant de fa on hi rarchique ( lot de diffusion (ID), AD, CD, subdivision de recensement (SCD)). Afin de mod liser les connectivit s entre les RTAs, le m tapolygone H1S a  t  subdivis , et une partie de la RTA H4P a  t  r introduite avec des points repr sentatifs. L’attribut de l’aire en km^2 est alors recalcul  pour chacune des RTAs.

Selon les repr sentations d sir es, des coordonn es en projection Syst me g od sique mondial 1984 (*Whale Optimization*, WGS-84) des centro ides (points g om triques) et des points repr -

limites RTAs les plus proches (2021), avec une tolérance spatiale de 2 km^2 selon la projection WGS-84 Semi-Mercator. Le nombre d'entreprises par sous-secteur est finalement agrégé par sommation de leurs valeurs, pour chaque géométrie et pour chaque année. Concernant les données de la flotte de véhicules, un filtrage préalable par RTA est appliqué. Les catégories retenues sont : berline, camionnette, compacte, familiale, fourgonnette, VUS lourd ainsi que VUS léger. Afin pour distinguer les véhicules pouvant se connecter au réseau de recharge, un regroupement par type de carburant est effectué (tab. 3.13). Les VE et hybrides rechargeables avec connecteur sont regroupés sous l'étiquette BPHEV tandis que les autres hybrides sont classés séparément. Les regroupements restants incluent les véhicules fossiles (principalement essence et diesel), à gaz, à hydrogène et autres. Les véhicules à hydrogène sont volontairement exclus du groupe gaz en raison de leur faible taux de rejet de GES (en phase d'exploitation).

Tableau 3.13 Type de carburant et regroupements avec en gras les types de carburants principaux. Les types sont issues de TYP_CARB et FUEL_GROUP pour notre regroupement.

Type	Description	Notre regroupement
L	Électricité	BPHEV
W	Hybride rechargeable	
D	Diesel	Fossil
E	Essence	
M	Méthanol	
T	Éthanol	
N	Gaz naturel	
P	Propane	Gaz
A	Autre	
S	Non-propulsé	Autre
Vide	Non précisé	
H	Hybride	
C	Hydrogène	

Les données de population sont quant à elles extraites des données de recensement de 2016 et 2021. Les champs de 2016 sont convertis selon celles de 2021. Les champs comportant un ID (voir tab. 3.1) facilitent les associations. Tout champ entre ces deux dates ainsi que celles jusqu'en 2041 sont imputés proportionnellement à partir des prévisions d'évolution démographique [32]. À partir des prévisions provinciales du Québec, un poids proportionnel à la population du recensement de 2021 est appliqué pour chaque RTA afin de désagréger les projections à l'échelle locale. Les données de recharge sont extraites d'une capture PowerBI, chaque table étant exportée via Dax Studio. Chaque transaction est associée à une borne et à un utilisateur par identifiants uniques. Les coordonnées WGS-84 des stations permettent leur association aux limites de RTAs. Les valeurs d'énergie sont converties en kWh. Les données

cartographiques extraites d’OSM comprennent les filtres permettant d’inclure les routes pour véhicules, voies piétonnes, pistes cyclables, voies ferrées et autres chemins. L’ensemble des jeux de données (population, usage du sol, véhicules, transactions) est joint par RTA, année et zone d’étude. Les données de transactions étant plus granulaires, elles sont agrégées selon les besoins de l’analyse. Dans la phase de prévision, l’agrégation est faite par année.

Les données d’entraînement du modèle de prévision couvrent la période allant du 1er janvier de la première année d’enregistrement des BdREs jusqu’au 31 décembre de l’avant-dernière année complète. La dernière année complète sert de jeu de test et d’initialisation pour le modèle de déploiement (voir 4.2). Un autre jeu de données de test peut être réalisé incluant les mois supplémentaires des années subséquentes. Le jeu de test pour la zone d’étude de Montréal s’identifie comme étant la demande de base par RTA.

3.2.2 Modèle de prévision

Le modèle proposé s’inscrit dans la continuité des travaux de ZEJLI [49]. En effet, son rapport [49] s’appuie sur des données similaires d’HQ avant 2021, ainsi que le recensement de 2016. Ce modèle comprend la mise à jour en utilisant les données de recensement de 2021. L’autre point est que l’étude [49] utilisait des PoIs et l’importance des attributs sur le partitionnement géographique (carré de 500 m) des BdREs. Provenant d’OSM, les PoIs sont catégorisés par la taxonomie propriétaire de Four-Square. Elle comporte actuellement plus de mille catégories au niveau granulaire [1]. Dans la littérature, il a été question de la taxonomie d’OSM, de GoogleMap, tantôt 10, tantôt 12 catégories et bien d’autres. Le SCIAN Canada comprend 22 secteurs, malheureusement cette échelle ne permet pas de donner assez d’information pour les décideurs pour connaître le tissu industriel. Basé sur les découvertes de [49], le choix a été fait d’utiliser les sous-secteurs du SCIAN Canada. Ce choix se justifie par la fiabilité et la standardisation de cette nomenclature comparativement aux taxonomies propriétaires des fournisseurs de PoI web. À noter que les espaces verts sont capturés par le code 712190 qui comprend entre autres les parcs nationaux, provinciaux et autres sites tels que les sites de conservation. L’autre moyen de capturer en partie par une corrélation des espaces verts de la topologie du réseau routier par km^2 .

Le modèle part d’une population P sur une zone donnée z à l’horizon d’une année dénotée k . Selon l’ensemble des caractéristiques χ de la population, un nombre de véhicules v est estimé, ainsi qu’une consommation énergétique D en kWh .

Les hypothèses suivantes sont considérées :

1. De par la volonté du gouvernement du Québec et de la ville de Montréal, la structure

multimodale s'améliore, ce qui stabilise le ratio de véhicule personnel par habitant.

2. En termes d'utilisateurs, on suppose que les usages des années actuellement collectées correspondent à la phase pionnière.
3. La majorité précoce sera représentée par la cible de l'année 2030, avec 60% de la flotte convertie. Enfin, la majorité tardive correspondra à la fin de notre temps d'étude, soit 2050, ou toute la flotte est convertie.
4. La demande en énergie suit une tendance nulle ou positive la majeure partie du temps.
5. Le nombre de véhicules, ainsi que la demande en énergie, ont une relation linéaire directe ou indirecte avec les attributs d'une RTA.
6. En utilisant le scénario de projection de la population le plus optimiste, les modèles fournissent une demande en énergie et un nombre de BdREs se situant dans la fourchette haute des solutions.
7. Les données exogènes telles que la météo et des événements majeurs comme la pandémie de covid ne sont pas pris en compte dans la demande prévisionnelle d'énergie ou toute imputation des données d'entrée du modèle.

Afin de simplifier les notations, le symbole $\wedge$ est ajouté à l'élément prédit. Lorsqu'une expression s'applique à des observations et à des prédictions, la notation de l'observation prédomine. En terme de modélisation, afin de réduire les symboles de programmation, la dernière valeur observée se trouve à l'indice 0 du symbole d'une prédiction et est fixée à sa valeur d'observation. De ce fait la notation de prédiction prédomine.

soit :

L'ensemble de prévision :

Tableau 3.14 Ensembles de prévision

Champ	Description	Unité	Type
$\mathcal{T}$	temps de l'étude	année	continue
$\mathcal{K}$	Horizon de planification ($\mathcal{K} \in \mathcal{T}$)	année	discret
$\mathcal{Z}$	Ensemble des zones	RTA	discret

L'ensemble $\mathcal{K}$ de planification est lié à l'ensemble $\mathcal{T}$ couvrant toute l'étude par l'équation 3.1. t_0 correspond à l'année précédente l'horizon de prévision, tel qu'à $k = 0$ on puisse initialiser les paramètres du modèle avec des données réelles.

$$k = t - t_0 \quad (3.1)$$

Similairement à [15], le nombre d'habitants à l'année k dans la RTA z évolue selon l'équation suivante :

$$P_{z,k} \equiv \left(\frac{P_z}{P_{\mathcal{Z}}}\right) \cdot P_{Q,k} \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall z \in \mathcal{Z} \quad (3.2)$$

avec P_z la population de la zone z à l'année 2021, $P_{\mathcal{Z}}$ la population de la zone d'étude à l'année 2021 et $P_{Q,k}$ est la population selon le scénario de prévision maximal par Statistiques Canada [32]. Partant du modèle de [10], l'équation de la courbe de demande de Bass (eq. 3.3) est modifiée afin de tenir compte d'une demande initiale (Ω_0) ainsi que d'obtenir un nombre entier.

$$D(m, t) = \Omega \cdot \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \left(\frac{q}{p}\right) e^{-(p+q)t}} + \Omega_0 \quad (3.3)$$

$$v[k] \equiv \text{arrondi}(D(m, t)) \quad \forall k < t < k + 1, t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (3.4)$$

avec les variables suivantes :

- p Coefficient d'innovation.
- q Coefficient d'imitation.
- Ω Amplitude permettant d'ajuster la courbe aux valeurs observées historiquement (ex. valeur maximale de VEs en 2050).
- t Index du temps continu $\in \mathcal{T}$.

La fonction *arrondi*() correspond à l'arrondi à l'entier supérieur.

À partir des données historiques et de critères des décideurs (t_0, ρ'), nous utilisons la méthode normalisée des moindres carrés de **scipy** et comme type de fonction de perte, une fonction

linéaire.

$$S(t) = \frac{p(p+q)^2 \cdot e^{(p+q)t}}{(p \cdot e^{(p+q)t} + q)^2} - \rho'(t-t_0)(t-t_2) \quad (3.5a)$$

$$t_{pic} = \frac{1}{p+q} \cdot \ln\left(\frac{q}{p}\right) \quad (3.5b)$$

$$t_2 \equiv \text{arrondi}(t_{pic}) \quad (3.5c)$$

avec :

- ρ' Quantifie la courbure de l'inconvénience nette maximale.
- t_0 Représente le début de la période de congestion (dans le modèle de Newell). $D(t)$ et $S(t)$ partagent tous deux ce point de départ.
- t_1 Correspond à l'instant où le taux d'adoption d'une technologie émergente atteint son maximum, soit le taux de pénétration le plus élevé.
- t_2 Désigne le moment où la file d'attente atteint sa longueur maximale, traduisant ainsi le maximum d'inconvénience nette pour les usagers.

En incluant dans le modèle les valeurs des estimations aux observations, il est alors possible de générer une courbe de prévision de la demande de véhicules $\hat{v}$ (voir fig. 3.4).

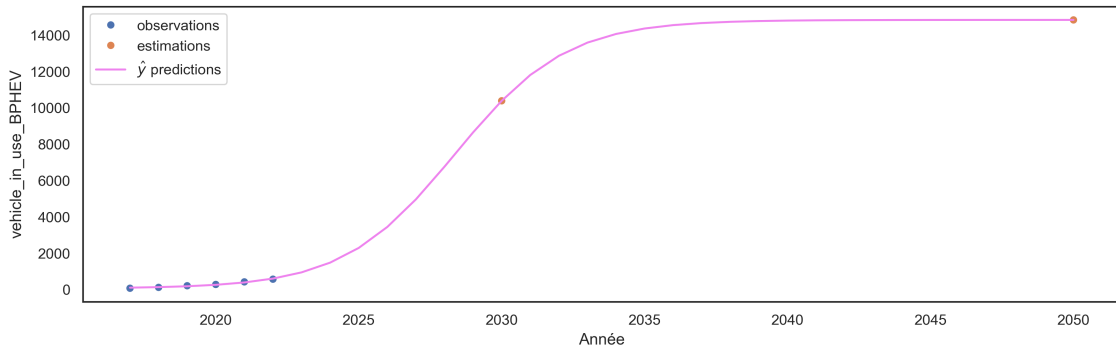


Figure 3.4 Exemple d'une estimation du nombre de VEs en fonction de la flotte de 2021

L'étape suivante consiste à examiner comment ces prévisions globales peuvent être affinées en utilisant diverses caractéristiques socio-économiques comme éléments permettant un regroupement entre RTAs. La méthodologie permettant la sélection et l'intégration de ces attributs est détaillée dans la sous-section suivante.

Sélection des caractéristiques

Soit $\mathcal{C}$ un regroupement (*cluster*) de RTAs, et χ l'ensemble des caractéristiques (spatio-temporelles, attributaires, contiguïtés). Les cibles Υ sont le nombre de VEs v et l'énergie D , avec $\hat{\Upsilon}$ leurs prévisions et y servant de changement de variable pour désigner v ou D .

En premier lieu, une première approche intuitive serait d'utiliser un modèle linéaire polynomial, cependant l'assemblage multi source à pas de temps différents engendre une matrice clairsemée (*sparse*). Deux stratégies sont possibles : imputer pour densifier, ou utiliser un modèle supportant le clairsement. Compte tenu du nombre potentiel de caractéristiques (jusqu'à 999 si l'on compte les sous-catégories d'entreprises), un compromis entre performance et explicabilité est à trouver. Compte tenu des hypothèses et ces requis, trois familles de méthodes linéarisables dans les modèles de régression sont considérées : Ridge, Lasso et ElasticNet. Lasso (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*) est une méthode de régression linéaire qui utilise la pénalité ℓ_1 sur les coefficients. La pénalité pousse certains coefficients à devenir nul ce qui permet une sélection automatique des caractéristiques. Ridge est le pendant de Lasso avec comme pénalité de régularisation ℓ_2 . La méthode Ridge a la caractéristique de réduire les coefficients sans toutefois les annuler (eq. 3.6). La réduction des coefficients évite les problèmes de surentraînement. Le second avantage est de stabiliser les coefficients en présence forte de multicollinéarité (variables corrélées). Sachant le nombre de caractéristiques, il est fort probable que cela soit le cas. ElasticNet combine ℓ_1 et ℓ_2 (eq. 3.7) et offre les avantages des deux. En soi, il permet une sélection automatique de variables (coefficients nuls), réduit les coefficients et limite le sur-apprentissage, tout en stabilisant en présence de multicollinéarité.

$$y(w, \chi) = \sum_p x_p \cdot w_p \quad (3.6)$$

On peut alors déduire une valeur de perte par une fonction objectif où l'on cherche à réduire l'erreur de prédiction tout en faisant intervenir le moins de caractéristiques possible. Entre autres, contrôler la complexité de la matrice W et de ce fait les poids w .

$$\text{Perte} = \text{Erreur} + \alpha \left(\rho \sum |w| + (1 - \rho) \sum w^2 \right) \quad (3.7)$$

Dans `scikit-learn` [6], l'objectif à minimiser est donné par (3.8a).

$$\text{fct. obj.} = \min_W \frac{1}{2\delta} \|\chi \cdot W - \Upsilon - \|_{Fro}^2 + \alpha \left(\rho \|W\|_{2,1} + (1 - \rho) \|W\|_{Fro}^2 \right) \quad (3.8a)$$

$$\text{avec } \|W\|_{2,1} = \sum_{b \in \chi} \sqrt{\sum_{g \in \Upsilon} W_{bg}^2} \quad (3.8b)$$

avec

χ	matrice des variables explicatives x (δ échantillons, ξ caractéristiques).
Υ	matrice des variables cibles $\hat{y}$ (J tâches de sortie).
W	matrice des coefficients w à estimer.
α	paramètre de régularisation global.
ρ	proportion de pénalisation ℓ_1 (sélection de variables) par rapport à ℓ_2 (stabilisation des coefficients).
δ	nombre d'échantillons selon le regroupement (jeux de données, année, RTA).
ξ	nombre de caractéristiques (<i>features</i>).
Fro	norme de Frobenius.

Puisque l'algorithme ElasticNet répond, au moins partiellement, les critères méthodologiques définis pour la modélisation, il a été retenu comme base de travail. Toutefois, afin de pallier à l'une de ses limites majeures, à savoir son incapacité intrinsèque à modéliser directement des relations non linéaires, une étape de prétraitement spécifique a été mise en place. Dans ce cadre, un sous-ensemble de caractéristiques a été sélectionné manuellement, en excluant celles présentant une variance trop faible, car elles apportent peu d'information discriminante et risquent d'introduire du bruit inutile dans le modèle. Les variables ainsi retenues ont ensuite été soumises à une transformation polynomiale, généralement d'ordre deux, parfois d'ordre trois, et, dans certains cas, complétées par l'application du logarithme népérien.

Cette stratégie d'expansion de l'espace des caractéristiques vise à projeter les données dans un espace de dimension supérieure, où certaines relations non linéaires deviennent linéarisables. Ce changement de représentation permet au modèle de capter des interactions ou des effets complexes qui resteraient invisibles dans l'espace d'origine. La sélection des variables à transformer est effectuée de manière manuelle et raisonnée, car cette opération peut en-

traîner une explosion combinatoire du nombre de caractéristiques, augmentant ainsi le risque de surapprentissage et la complexité computationnelle. Le solveur retenu pour l’optimisation est Stochastic Average Gradient Accelerated (SAGA), qui présente l’avantage d’être efficace pour des problèmes de grande dimension et bien adapté aux pénalisations élastiques, tout en garantissant une convergence robuste dans un contexte de données potentiellement clairsemées.

Enfin, une fois la demande future estimée, l’étape ultime consiste à définir la stratégie de réponse optimale. La section suivante détaille le modèle de planification du déploiement, visant à déterminer la localisation et le dimensionnement des futures bornes de recharge tout en tenant compte des contraintes de l’infrastructure existante.

3.3 Planification du déploiement des BdREs

Dans cette section, l’objectif est de déterminer la localisation et le dimensionnement optimal des infrastructures. Pour cela les données sont prétraitées (3.3.1 dans un SI permettant à partir de plus d’une vingtaine de fichiers de générer un fichier texte humainement lisible (*yaml*) contenant les valeurs d’entrées du problème (3.3.2. Enfin l’architecture de l’ système d’information est décrite plus en détail dans la section 3.4.

Suite à la formulation mathématique du modèle dans la section 3.3.2, la solution proposées est validée par une analyse de sensibilité des coefficients des termes de la fonction objectif ainsi qu’un test de stabilité par rapports aux différentes stratégies de financements.

3.3.1 Préparation des données

Lorsque disponible, la localisation WGS-84 des utilisateurs est dérivée de leur code postal via Nominatim (OSM) exécuté en conteneur Docker local. La distance géodésique euclidienne client–borne est calculé entre les coordonnées postales présumées et la borne. Le nombre de connecteurs est estimé comme étant le maximum de connexions simultanées observées sur une borne pendant la période d’étude. L’analyse longitudinale du parc automobile québécois, ainsi que le profil d’utilisation des BdREs, permettent d’estimer certains paramètres (par ex. transactions maximales par BdRE). Une zone auto-référente est définie comme zone dont la transaction de recharge du véhicule s’est faite dans la même RTA que l’enregistrement du compte utilisateur (adresse utilisateur). Un attribut auto-référent est construit à cet effet, les paramètres et données entrées sont réarrangés pour satisfaire à la nomenclature du problème pour être ensuite transmis au modèle d’optimisation de BdREs.

3.3.2 Modélisation et définition du problème

La modélisation s’articule sur les travaux de [35] qui utilisent un modèle à base de nœuds. La structure du problème est élaborée selon un ensemble d’hypothèses, puis formalisée mathématiquement. Ainsi, les sous-sections logiques suivantes détailleront tour à tour les ensembles, la fonction objectif visée, les paramètres, les variables décisionnelles du système, ainsi que l’ensemble des contraintes, pour terminer sur les indicateurs de suivi (sec. 3.3.2).

Nous considérons les hypothèses suivantes :

1. Un seul site d’installation est autorisé par zone (z).
2. Les prévisions du nombre de BdREs ($M_{z,i,k}$) et du nombre de ports ($N_{z,i,k}$) suivent une fonction monotone non décroissante (croissance ou stabilité).
3. Une BdRE peut comporter un ou plusieurs ports.
4. Un port est utilisé pour charger un VE.
5. En considérant z comme un point focal, on définit :
 - $Voisins(z)$: ensemble des zones contiguës de premier ordre à z , excluant z .
 - $Noyau(z)$: ensemble des zones contiguës de premier ordre à z , incluant z .
6. Réduction du nombre de BdREs ($\hat{M}$) afin d’obtenir $\hat{S}_{z,i,k} \equiv \hat{D}_{z,i,k}$ (la capacité $\hat{S}_{z,i,k}$ peut être supérieure ou inférieure à la demande).

Le problème de planification est formulé sur l’horizon temporel $\mathcal{K}$, couvrant les années de 2024 à 2041 avec $k = 0 \equiv k_{[min]}$ correspondant aux observations de 2023 comme initialisation du problème. Le modèle est structuré autour d’ensembles, de paramètres, de variables décisionnelles, d’une fonction objectif et de contraintes. L’ensemble des technologies de BdRE, noté $\mathcal{I}$, comprend quatre configurations : $L2P1$, $L3P2y$, $L3Pz$ et $L3P4$ (tab. 3.5). Enfin, un ensemble de zones $\mathcal{Z}$ est défini en fonction du jeu de données considéré.

Ensembles

$\mathcal{K}$	Horizon de planification
$\mathcal{I}$	Technologie des BdREs (unité)
$\mathcal{Z}$	Ensemble des zones (RTA)
$Noyau(z)$	Ensemble des zones voisines incluant la zone z elle-même

Fonction objectif

La fonction objectif *obj* correspond aux coûts de l'investissement utilisé et à la pénalité monétaire des opportunités perdues à ne pas répondre à la demande [\$] (eq. 3.9). Elle est entrelacée d'un coût fictif $\lambda_{inter-zone}$ afin d'éviter les solutions irréalistes et de moduler les échanges inter-zones :

$$\begin{aligned}
 obj = min \quad & \lambda \cdot \pi_k \cdot \left(\gamma \cdot \sum_{\substack{k \in \mathcal{K} \\ k > 0}} \sum_{z \in \mathcal{Z}} l_{z,k} \right) \\
 & + \lambda_{inter-zone} \cdot \sum_{\substack{k \in \mathcal{K} \\ k > 0}} \sum_{\substack{z, j \in \text{Noyau}(z) \\ z \neq j}} a_{z,j,k} \\
 & + (1 - \lambda) \cdot \sum_{\substack{k \in \mathcal{K} \\ k > 0}} \underbrace{\sum_{z \in \mathcal{Z}} \sum_{i \in \mathcal{I}} (\cdot N_{z,i,k})}_{f_k}
 \end{aligned} \tag{3.9}$$

Où $\pi_k = (1 + r)^{k - k_{[min]}}$ représente le facteur d'actualisation lié à l'inflation (r), $k_{[min]}$ étant l'année de référence (première valeur de $\mathcal{K}$: 2023).

Paramètres

c_i	Coût d'installation par port de charge pour la technologie i [\$/port].
G_i	Puissance moyenne distribuée de la technologie i [W].
m_k	Investissement maximal à l'horizon k [\$].
$M_{z,i}(0)$	Nombre de BdREs initial ($k = 0$) [borne].
$D_{z,i}(0)$	Demande des BdREs à au dernier horizon ($k = 0$) [Wh].
rt	Temps de recharge médian estimé dans la zone d'étude [h/jour].
λ	Pondération entre les coûts et les opportunités [%].
$\lambda_{inter-zone}$	Pénalité d'usage de ressource inter-zones [\$/Wh].
γ	Pénalité d'opportunité [\$/Wh].
τ	Limite de temps avant l'installation d'un nouvel ensemble de stations [année].
r	Taux d'inflation annuel [%].

η	Taux de rendement médian observé entre une BdRE et un VE .
$\text{cap}^{M_{total}}$	Capacité total de BdREs dans toute la zone d'étude.
$\text{cap}_k^{M_{max}}$	Capacité maximale de BdREs à l'horizon k .
$\text{cap}_{z,k}^{M_{max}}$	Capacité maximale de BdREs à l'horizon k pour la zone z .
$\text{cap}_{z,k}^{N_{max}}$	Capacité maximale de ports à l'horizon k pour la zone z .
$\text{cap}_{z,i,k}^{N_{max}}$	Capacité maximale de ports de la technologie i à l'horizon k pour la zone z .
bigM	Grand nombre artificiellement plus grand que le problème.

Caractéristiques	Symb.	Unité			L2P1			L3P2y	L3P2z	L3P4
Puissance Nominale (PN)	PN_i	kW	7.2	19.2	24	50	100	120	180	350
Puissance Distribuée (PD)	G_i	W	4 794	12 784	15 980	33 390	66 580	79 896	119 844	23 030
Disponibilité		bool	N	N	O	N	N	O	O	O
Niveau			2			3				
Port(s)	φ_i	#	1					2		4
Prix	u_i	$k\$$			15	40	60	80	100	150
Coûts d'achat unitaire	c_i	$\$/port$	1 500	4 000	6 000	4 000	5 000	3 750	4 000	4 050

Figure 3.5 Caractéristiques des technologies $\mathcal{I}$ du modèle

Afin de pouvoir comparer les BdREs entre elles, on utilise le coût d'installation unitaire d'un port (c_i) qui se représente avec u_i et φ_i respectivement le prix et le nombre de ports de la borne de type i (eq. 3.10).

Par mesure de simplification du problème, le comportement de partage de la puissance délivrée par une borne n'est pas représenté exactement, tout comme le système de tarification selon différentes tranches de puissance. Le prix c_i joue en partie ce rôle du point de vue de l'installateur et moins du point de vue de l'utilisateur des BdREs, conduisant à la formulation générique de l'équation 3.23.

$$c_i = \frac{u_i}{\varphi_i} \quad \forall i \in \mathcal{I} \quad (3.10)$$

Tandis que la puissance moyenne réelle délivrée est calculée selon la médiane des transactions enregistrées avec $\eta=0.6658$.

$$G_i = \eta \cdot PN_i \quad (3.11)$$

Variables décisionnelles

En tant que variables, on peut trouver :

$a_{z,j,k}$	Flux d'énergie envoyé de la zone source locale z vers la zone cible voisine j à l'horizon k [Wh].
$a_{j,z,k}$	Flux d'énergie entrant de la zone source voisine j vers la zone cible locale z à l'horizon k [Wh].
$b_{z,i,k}$	État de présence de la technologie i avant le début de l'horizon k dans la zone z [binaire].
$\widehat{D}_{z,k}$	Demande prédite pour la zone z à l'horizon k avec la technologie i [Wh].
f_k	Fonds annuels investis à l'horizon k [\$].
dep_k	Dépenses annuelles à l'horizon k [\$].
$l_{z,k}$	Opportunité perdue [Wh].
$M_{z,i,k}$	Nombre de nouvelles BdREs de technologie i installées dans la zone z à l'horizon k [borne].
$N_{z,i,k}$	Nombre total de ports installés dans la zone z , équipés de la technologie i au début de l'horizon k [port].
$S_{z,i,k}$	Offre énergétique prédite pour la zone z à l'horizon k avec la technologie i [Wh].
$S_{z,k}$	Offre énergétique prédite pour la zone z à l'horizon k [Wh].
$MC_{z,i,k}$	Nombre de BdREs cumulatif incluant celles déjà installées en date de l'horizon k .
$NC_{z,i,k}$	Nombre de ports cumulatifs incluant ceux déjà installés en date de l'horizon k .
q_i	Énergie utilisée par la technologie i par horizon [Wh/horizon].
obj	Valeur associée à l'objectif [\$].

Contraintes

$D_{z,i,0}$ est une contrainte fixe avec les valeurs constantes de $D_{z,i}(0)$ comprenant à la dernière valeur observée de la demande d'énergie dans z .

$$\widehat{D}_{z,k} = \sum D_{z,,i}(0) \quad \forall k = 0 \in \mathcal{K}, \forall z \in \mathcal{Z} \quad (3.12)$$

$M_{z,i,0}$ est une contrainte fixe avec les valeurs constantes de $M_{z,i}(0)$ comprenant la dernière valeur observée de BdREs dans ces z .

$$M_{z,i,k} = M_{z,i}(0) \quad \forall k = 0 \in \mathcal{K}, \forall z \in \mathcal{Z}, \forall i \in \mathcal{I} \quad (3.13)$$

En prenant en compte la présence de la technologie $b_{z,i,k}$ on initialise la première année.

$$b_{z,i,k} = \begin{cases} 1 & \text{si la localisation } z \text{ est équipée de la technologie } i \text{ avant} \\ & \text{le début de l'horizon } k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \forall z \in \mathcal{Z}, \forall i \in \mathcal{I}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (3.14)$$

Les variables $b_{z,i,0}$ et $b_{z,i,1}$ sont contraintes à une constante binaire fixée selon la valeur de $M_{z,i,0}$.

$$b_{z,i,0} = b_{z,i,1} = \text{bin}(M_{z,i}, 0) \quad \forall z \in \mathcal{Z}, \forall i \in \mathcal{I} \quad (3.15)$$

Pour le reste des horizons k , le lien entre $M_{z,i,k}$ et $b_{z,i,k}$:

$$\begin{cases} M_{z,i,k-1} = 0 \Rightarrow b_{z,i,k} = 0, \\ M_{z,i,k-1} \geq 1 \Rightarrow b_{z,i,k} = 1 \end{cases} \quad \forall z \in \mathcal{Z}, i \in \mathcal{I}. \quad (3.16)$$

$$\begin{cases} M_{z,i,k} \cdot \text{disponibilité}_i \leq \text{bigM} \cdot b_{z,i,k} & \text{si } k > 0 \\ M_{z,i,k} \leq \text{bigM} \cdot b_{z,i,k} & \text{si } k = 0 \end{cases} \quad \forall z \in \mathcal{Z}, \forall i \in \mathcal{I}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (3.17)$$

$MC_{z,i,k}$ et $NC_{z,i,k}$ désignent respectivement le nombre de BdREs installées et de ports utilisés, cumulés à la fin de l'horizon k en tenant compte des installations déjà réalisées. Les variables se définissent de la manière suivante :

$$MC_{z,i,k} = \begin{cases} M_{z,i}(0) & \text{si } k = 0 \\ MC_{z,i,k-1} + M_{z,i,k} & \text{si } k > 0 \end{cases} \quad \forall z \in \mathcal{Z}, \forall i \in \mathcal{I}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (3.18)$$

Les ports utilisés $N_{z,i,k}$ restent dans les limites de capacité du nombre de ports $NC_{z,i,k}$:

$$NC_{z,i,k} = \varphi_i \cdot MC_{z,i,k} \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall z \in \mathcal{Z}, \forall i \in \mathcal{I} \quad (3.19)$$

$$0 \leq N_{z,i,k} \leq NC_{z,i,k} \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall z \in \mathcal{Z}, \forall i \in \mathcal{I} \quad (3.20)$$

$$N_{z,i,k} \geq 0 \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall z \in \mathcal{Z}, \forall i \in \mathcal{I} \quad (3.21)$$

L'énergie utilisée par la technologie i par horizon [kWh/horizon] est définie par :

$$q_i = (rt \cdot 365.25 \text{ [jour]}) \cdot G_i \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall z \in \mathcal{Z} \quad (3.22)$$

L'offre énergétique prédite se fait en sommant l'ensemble de l'énergie annuelle selon la technologie (incluant les ports des BdREs déjà installées), tandis que $b_{z,i,k}$ s'assure d'une installation antécédente à l'horizon k (eq. 3.24b, eq. 3.25b). :

$$S_{z,i,k} = q_i \cdot N_{z,i,k} \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall z \in \mathcal{Z}, \forall i \in \mathcal{I} \quad (3.23)$$

Suite à la création de $S_{z,i,k}$, on définit les contraintes eq. 3.24a, eq. 3.24b d'équilibre d'offre et de flux :

$$S_{z,k} = \sum_{i \in \mathcal{I}} S_{z,i,k} \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall z \in \mathcal{Z} \quad (3.24a)$$

$$\sum_{j \in Noyau(z)} a_{j,z,k} \leq bigM \cdot b_{z,k} \quad \forall z \in \mathcal{Z}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (3.24b)$$

L'affectation est coordonnée de telle manière à ce que pour chaque horizon k , on désire que chaque zone z puisse répartir son énergie sur les différentes technologies. La balance des flux de l'équation 3.25a comprend la source locale d'énergie $S_{z,k}$ qui vient être compléter au besoin par des apports des zones voisines $a_{j,z,k}$. Dans d'autres cas de figure, la zone locale z fournit à ses voisins j une partie de ses capacités par le biais de $a_{z,j,k}$. Enfin, le dernier membre servant à la conservation de l'énergie est l'énergie manquante à la demande $l_{z,k}$ ici représentée dans le membre gauche de l'équation.

$$S_{z,k} + \sum_{j \in \text{Voisin}(z)} a_{j,z,k} - \sum_{j \in \text{Voisin}(z)} a_{z,j,k} + l_{z,k} \geq \widehat{D}_{z,k} \quad \forall z \in \mathcal{Z}, \forall k \in \mathcal{K}, k > 0 \quad (3.25a)$$

$$a_{z,z,0} = D_{z,0} \quad \forall z \in \mathcal{Z} \quad (3.25b)$$

On restreint les nouvelles dépenses annuelles à l'enveloppe budgétaire allouée :

$$\text{dep}_k = \sum_{z \in \mathcal{Z}} \sum_{i \in \mathcal{I}} (u_i \cdot M_{z,i,k}) \leq m_k \quad \forall k \in \mathcal{K}, k > 0 \quad (3.26)$$

L'espace temporel minimal d'une mise à niveau est assuré par une fenêtre glissante :

$$\sum_{\theta=1}^{\tau} b_{z,i,k-\theta} + b_{z,i,k} \leq \tau \quad \forall k > \tau, \forall z \in \mathcal{Z}, \forall i \in \mathcal{I} \quad (3.27)$$

Enfin, l'utilisateur dispose d'un contrôle implicite sur la vélocité et l'ampleur du déploiement des BdREs ainsi que des ports de recharge. Hormis l'ajustement de τ , ce contrôle s'exerce au moyen de différentes limites maximales pouvant être définies à plusieurs niveaux : (i) de manière globale pour l'ensemble de l'horizon d'étude (eq. 3.28a), (ii) spécifiquement pour chaque horizon (eq. 3.28b), (iii) selon une répartition spatiale liée aux caractéristiques opérationnelles du territoire (eq. 3.28c, 3.28d), ou encore (iv) en fonction de l'affluence des véhicules électriques, via la limitation du nombre de ports installables par zone et par type de BdRE (eq. 3.28e).

$$\text{cap}^{M_{total}} \geq \sum_{z \in \mathcal{Z}} \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{k \in \mathcal{K}} M_{z,i,k} \quad (3.28a)$$

$$\text{cap}_k^{M_{max}} \geq \sum_{z \in \mathcal{Z}} \sum_{i \in \mathcal{I}} M_{z,i,k} \quad \forall k \in \mathcal{K}, k > 0 \quad (3.28b)$$

$$\text{cap}_{z,k}^{M_{max}} \geq \sum_{i \in \mathcal{I}} M_{z,i,k} \quad \forall z \in \mathcal{Z}, \forall k \in \mathcal{K}, k > 0 \quad (3.28c)$$

$$\text{cap}_{z,k}^{N_{max}} \geq \sum_{i \in \mathcal{I}} N_{z,i,k} \quad \forall z \in \mathcal{Z}, \forall k \in \mathcal{K}, k > 0 \quad (3.28d)$$

$$\text{cap}_{z,i,k}^{N_{max}} \cdot b_{z,i,k} \geq N_{z,i,k} \quad \forall z \in \mathcal{Z}, i \in \mathcal{I}, \forall k \in \mathcal{K}, k > 0 \quad (3.28e)$$

Indicateurs

Étant donné qu'il existe un grand nombre de zones, suivre les résultats des itérations requiert de définir des indicateurs. Comme indicateurs unitaires, c'est-à-dire sur l'ensemble de la période d'étude, des zones et des technologies on peut trouver.

Le nombre total de bornes installées, toutes zones et tous horizons confondus, est :

$$\text{Total global de BdREs}[\#] = M = \sum_{z \in \mathcal{Z}} \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{\substack{k \in \mathcal{K} \\ k > 0}} M_{z,i,k} \quad (3.29)$$

La somme totale des fonds investis sur l'ensemble de la période d'étude :

$$\text{Total global des fonds investis}[\$] = f = \sum_{\substack{k \in \mathcal{K} \\ k > 0}} f_k \quad (3.30)$$

Le nombre total de changements d'instances :

$$\text{Total global de changements}[\#] = \sum_{z \in \mathcal{Z}} \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{\substack{k \in \mathcal{K} \\ k > 0}} \text{bin} \left(M_{z,i,k} \right) \quad (3.31)$$

En temps qu'indicateurs sous forme vectorielle, on retrouve bien sûr f_k , mais aussi :

Le nombre total de BdRE installées par technologie :

$$M_{\mathcal{I}}[\#] = \sum_{\substack{k \in \mathcal{K} \\ k > 0}} \sum_{z \in \mathcal{Z}} M_{z,i,k} \quad \forall i \in \mathcal{I} \quad (3.32)$$

Le nombre de BdRE installées par la technologie et l'année :

$$M_{\mathcal{I},z}[\#] = \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{k \in \mathcal{K}} M_{z,i,k} \quad \forall z \in \mathcal{Z} \quad (3.33)$$

Les fonds annuels investis utilisés f_k correspondent à :

$$f_k = \sum_{z \in \mathcal{Z}} \sum_{i \in \mathcal{I}} (c_i \cdot N_{z,i,k}) \quad \forall k > 0 \in \mathcal{K} \quad (3.34)$$

Les dépenses annuelles correspondent à :

$$\text{dep}_k = \sum_{z \in \mathcal{Z}} \sum_{i \in \mathcal{I}} (u_i \cdot M_{z,i,k}) \quad \forall k > 0 \in \mathcal{K} \quad (3.35)$$

Ratio des dépenses annuelles $dep_k(\%)$:

$$dep_k(\%) = \frac{dep_k}{m_k} \quad \forall k > 0 \in \mathcal{K} \quad (3.36)$$

La puissance moyenne d'une puissance par port correspond à :

$$puissance / port_{moyenne} = \sum_{z \in \mathcal{Z}} \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \frac{(u_i \cdot M_{z,i,k})}{|\mathcal{K}|} \quad (3.37)$$

3.3.3 Validation par une analyse de sensibilité

Afin de valider la robustesse du cadre d'optimisation, quatre méthodologies d'analyse de sensibilité ont été appliquées :

1. **Sensibilité globale** : Exploration de l'espace de recherche via un processus bayésien pour identifier les interactions complexes entre les paramètres financiers et techniques. Les objectifs principaux sont la réduction de l'objectif obj et la puissance médiane disponible par port.
2. **Sensibilité locale** : Analyse de l'impact de paramètres spécifiques, tels que la pénalité d'opportunité γ et λ , en les faisant varier individuellement de $\pm 10\%$ tout en maintenant les autres paramètres constants.
3. **Balayage de λ** : Exploration systématique du compromis entre les coûts d'investissement et la satisfaction de la demande (opportunité perdue) en faisant varier le poids λ de 0 à 1.
4. **Test de stabilité des stratégies** : Comparaison de la robustesse des solutions selon la stratégie de financement adoptée (5 intervalles allant de 50% à 110%)

3.4 Plateforme informatique

La figure 3.6 présente l'architecture informatique utilisée dans ce mémoire. Elle s'inspire des bonnes pratiques *Modern Data Stack* et de travaux connexes RICHARD et al. [36], visant le regroupement, la détection de motifs d'usage à fenêtres temporelles multiples et la traçabilité des actifs. La plateforme se veut déployable en local pour besoin personnel ou académique. Dans le groupe [B], se trouve l'orchestrateur *Dagster*, une variante de *Airflow* se charge de

la filiation, création ainsi que des mises à jour conditionnelles des actifs (jeux de données, modèles finaux) de l'ensemble du système. Il assure également une traçabilité des générations d'actifs et du code par des étiquettes uniques. Python [E] est le langage de programmation principal. Le lac de données propulsé par la technologie *S3* via le service *Minio* [A]. Les actifs géospatiaux sont construits principalement avec *geopandas* [E]. La traçabilité des modèles, résultats et artéfacts [H] (modèles, images tableaux, métriques, rapports) est principalement gérée par *MLflow* [G]. Il est à noter qu'un chevauchement de rôles et fonctionnalités existe entre *Dagster* et *MLflow*, notamment lors de l'exécution de série d'expérimentations. *MLFlow* intervient dans le cas de création et exécution du modèle prédictif de demande de charge. Il intervient également dans les itérations du modèle d'optimisation afin d'archiver les images de répartition spéciale des BdREs, et des valeurs (e.g. : coût total, nombre de BdREs totales) selon les modifications des contraintes du problème ou des paramètres utilisateurs.

En [C], se trouve les services Nominatim et Overpass s'exécutant en local afin d'éviter les limites de requêtes publiques des miroirs d'OSM et de garantir des débits stables. L'extraction des graphes via *OSMnx* est redirigée vers Overpass dans le même conteneur Docker. À titre indicatif, 176 graphes des RTA sont collectés en 4 min 53 s, avec une mise en cache des requêtes. Les services sont initialisés à partir d'une capture d'OSM de la province du Québec. Tout comme l'opération de recherche inverse avec Nominatim, l'opération d'extraction des graphes a un temps par unité plus important. Le connecteur de librairie *OSMnx* est donc redirigé vers le service OverPass sur le même conteneur que Nominatim. Nominatim utilise le miroir *geofabrik.de* tandis que les mises à jour de réplication proviennent de *openstreetmap.fr*. La décompression et l'indexation des fichiers de noeuds prennent environ une heure pour décompresser et indexer les noeuds à partir du même miroir. Un cache des requêtes est aussi ajouté. Enfin, la partie résolution [F] permet de résoudre le problème au moyen d'un éventail de solveurs. Parmi les langages de modélisation envisagés se trouvaient *AMPL*, *CPLEX*, *Gekko*. Le choix s'est porté sur *pyomo* non seulement pour sa capacité à changer de solveur tout en conservant le même modèle. Il est aussi possible d'écrire, avec un mélange de modélisation par contrainte, sous forme de graphe, bi niveau et même d'inclure des parties de réseaux de neurones. L'exécution du modèle de planification s'appuie sur un outil en ligne de commande dédié, *tui.py*, développé pour automatiser les simulations et la collecte de résultats. Cet environnement intègre deux composantes technologiques majeures :

- **Optuna** : Cadre d'optimisation utilisé pour la gestion des études de sensibilité et la recherche d'hyperparamètres optimaux (poids λ , pénalité γ , etc.).
- **MLflow** : Système de suivi d'expériences permettant de consigner chaque itération (*trial*), incluant les paramètres, les métriques et les jeux de résultat).

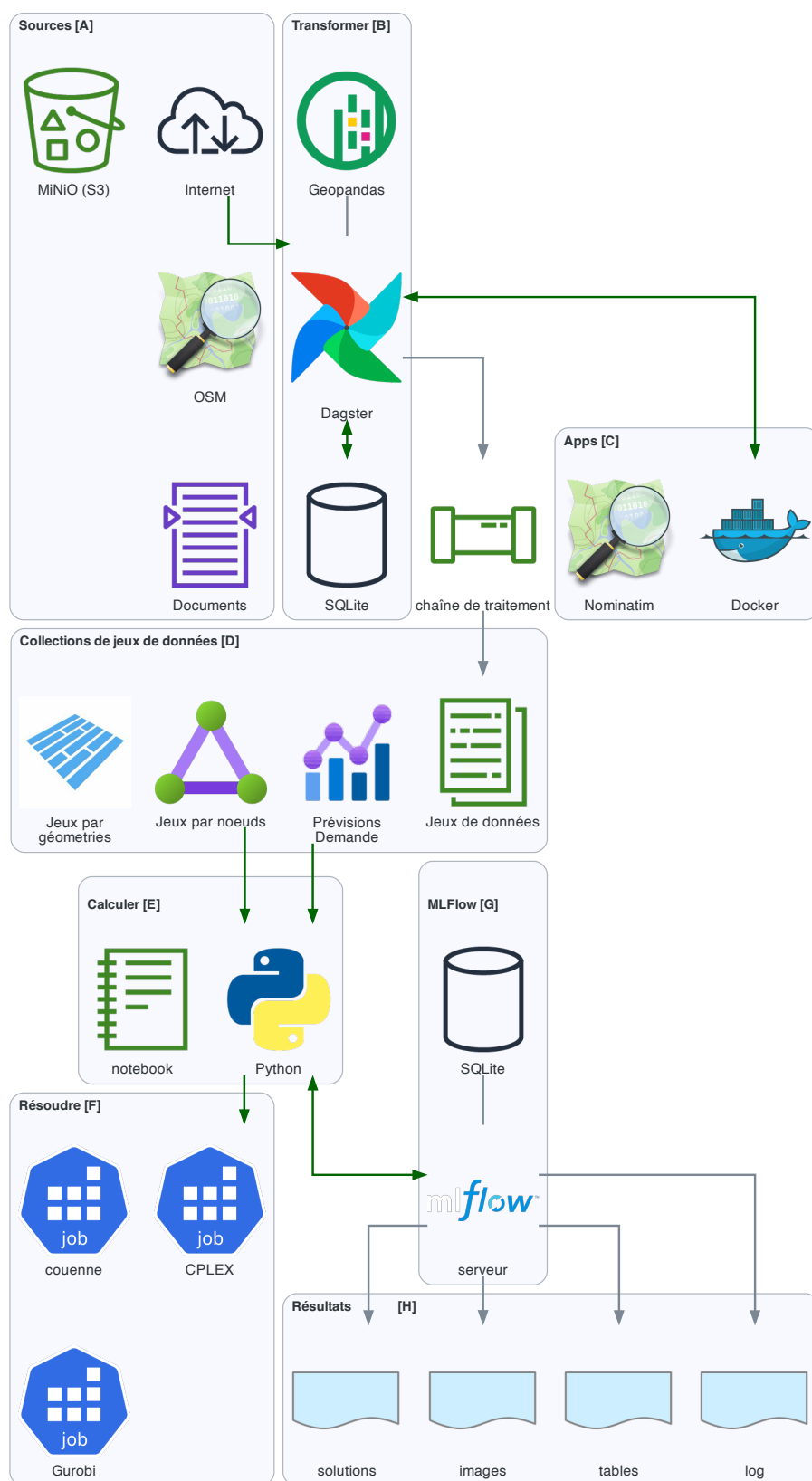


Figure 3.6 Architecture logicielle

CHAPITRE 4 RÉSULTATS

Ce chapitre présente les résultats de l’expérimentation pour la zone d’étude de Montréal. L’analyse descriptive des données est présentée à la section 4.1. La prévision de la demande est abordée dans la section 4.2. Enfin, les résultats de la planification du déploiement sont exposés dans la section 4.3.

Enfin, les résultats de l’exécution du modèle mathématique ainsi que les données sont présentés à la section 4.3.2. Par la suite, une validation de la robustesse du modèle est entreprise par le biais d’une analyse de sensibilité des paramètres majeurs du modèle. Enfin une synthèse des résultats du projet dans la section 4.3.4.

4.1 Analyse descriptive de l’usage des bornes de recharge

Cette section présente une analyse détaillée de l’évolution temporelle et spatiale de l’utilisation des BdREs. L’objectif est de mettre en évidence les dynamiques de croissance, certains comportements d’usagers et les disparités régionales, afin d’éclairer les hypothèses de prévision et les stratégies de déploiement. Dans un premier temps, les tendances liées à la transformation et l’adoption au sein de la flotte de véhicules sont explorées (sec. 4.1.1). Ensuite, un portrait analytique de l’usage réel des bornes sera dressé pour mieux comprendre l’interaction avec le réseau de recharge (sec. 4.1.2).

4.1.1 Flotte de véhicules

On peut voir à la figure 4.1 que la tendance des VEs affiche une croissance soutenue, s’apparentant à une progression exponentielle lors de la phase d’adoption initiale, tandis que la tendance des véhicules à combustion fossile tend à diminuer à partir de 2017, après avoir eu une tendance à croître. Le ‘coude’ de progression des VEs semble coïncider avec le ralentissement de la croissance des véhicules fossiles. En regardant l’ensemble du parc automobile, le nombre de VEs demeure néanmoins largement inférieur à celui des véhicules fossiles. En effet on l’observe en regardant les différents taux de variation annuelle d’immatriculation des véhicules selon les regroupements de carburants (fig. 4.2). Le seul groupe qui demeure toujours positif est celui où les VEs avoisinent un taux de variation de 140%, suivi des véhicules hybrides avec 50%. Les véhicules à gaz demeurent dans la fourchette $\pm 15\%$, tandis que les véhicules fossiles demeurent stables oscillant sur la fourchette $\pm 2\%$ exceptée en 2022 où le taux passe à -7% . On note encore dans cette figure que le pic d’immatriculation des VEs

s'effectue en 2017 tandis que pour les véhicules fossiles à partir de 2018 une décroissance des achats est observée. Que ce soit dû à la demande des clients, aux incitations gouvernementales ou aux stratégies des vendeurs, on observe bien un changement de comportement des usagers de la route sur leurs immatriculations.

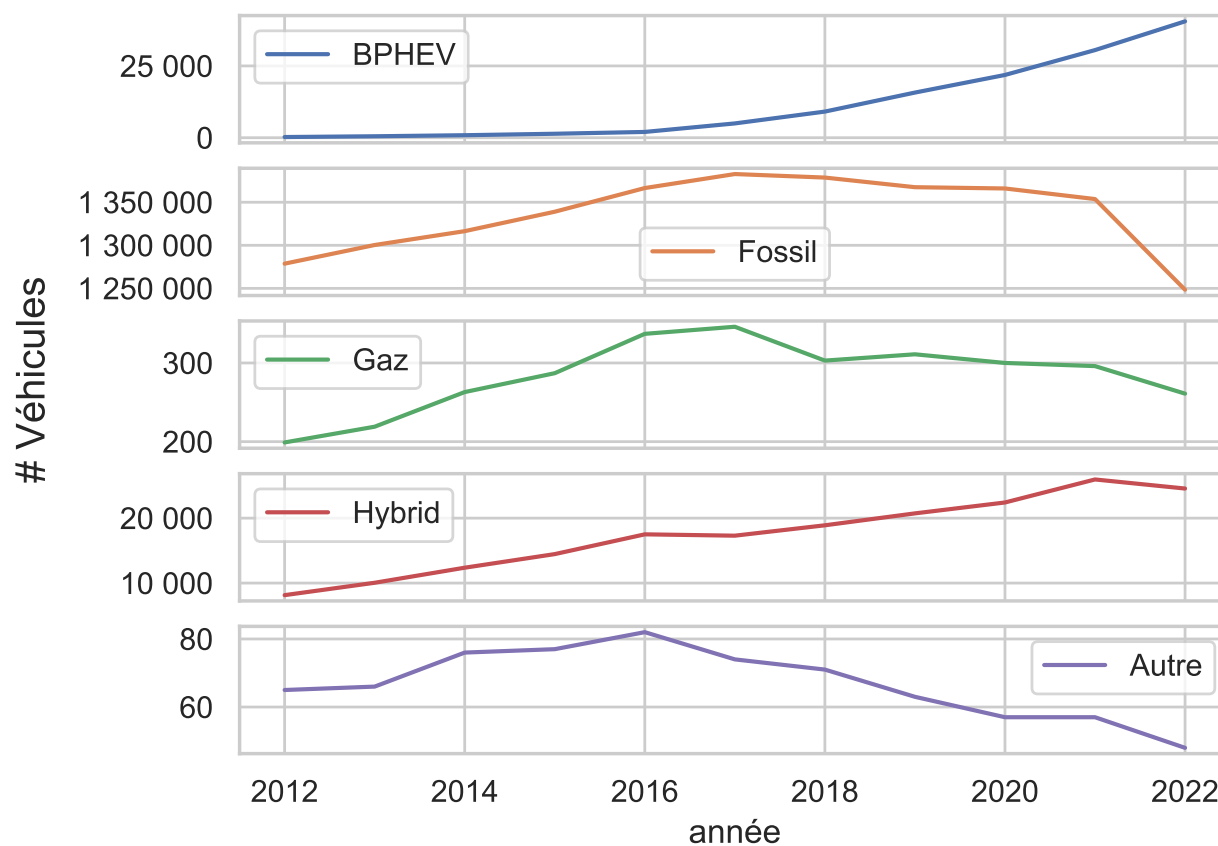


Figure 4.1 Évolution du parc immatriculé à la SAAQ

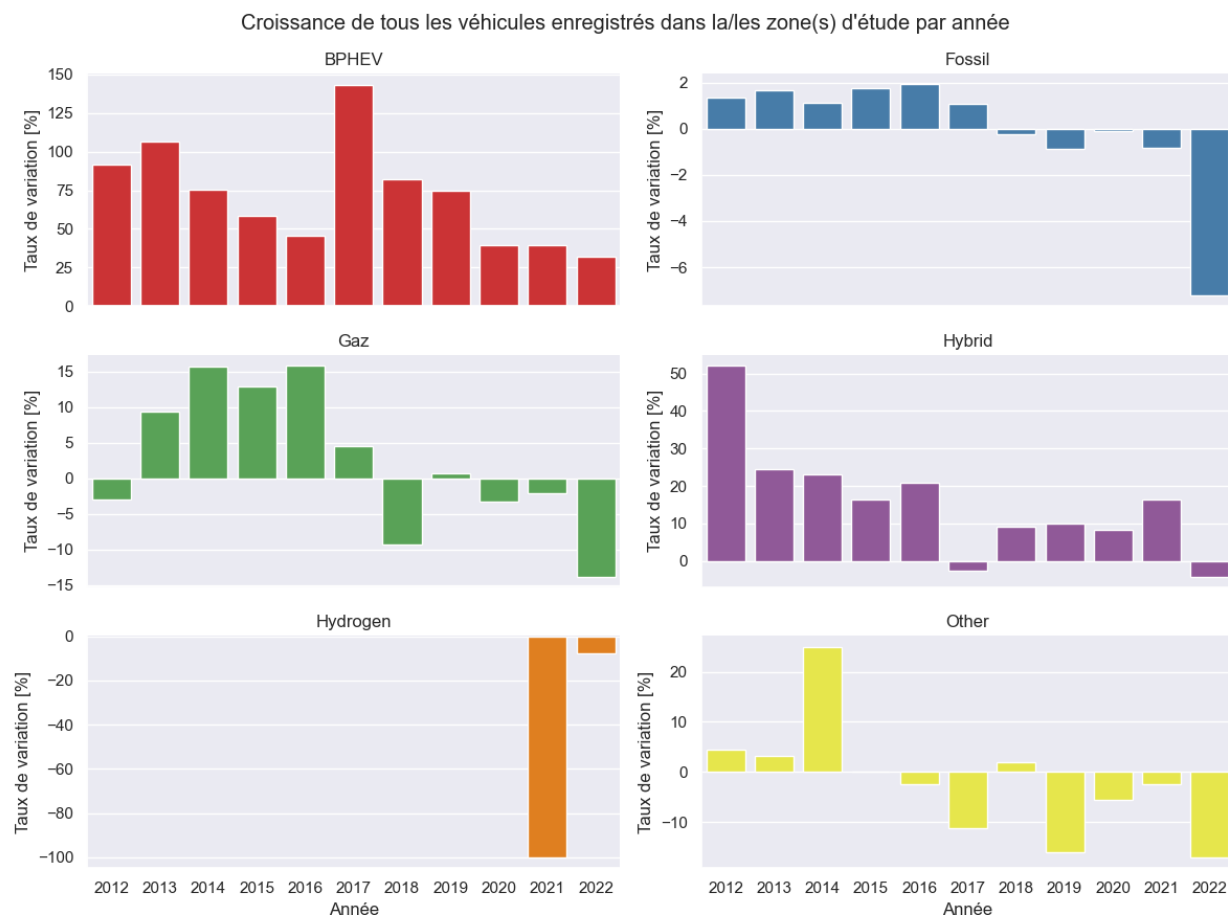


Figure 4.2 Taux de variation annuelle des véhicules passagers selon le type de carburant

4.1.2 Usage des bornes

La figure 4.3 illustre l'évolution conjointe des transactions, de l'énergie délivrée et du nombre de BdREs installées. On observe une progression linéaire du parc de bornes, tandis que la courbe des véhicules uniques ayant recours à la recharge publique présente une tendance à la hausse, sans toutefois être aussi marquée que dans la sous-figure *BPHEV* (fig. 4.1). La consommation énergétique, quant à elle, croît de manière accélérée, avec une intensification notable de l'usage après 2020. Le plateau observé entre 2019 et 2020 peut être attribué au ralentissement économique et aux restrictions liées à la pandémie de covid-19, confirmant l'influence des facteurs exogènes sur la demande.

Selon les données de [16], le flux de circulation typique en milieu urbain comprend les plages horaires de 6 à 8 heures, de 12 à 14 heures et de 17 à 19 heures. Comme on peut le constater sur la figure 4.4, les deux derniers pics de circulation sont bien représentés. Cependant, dans

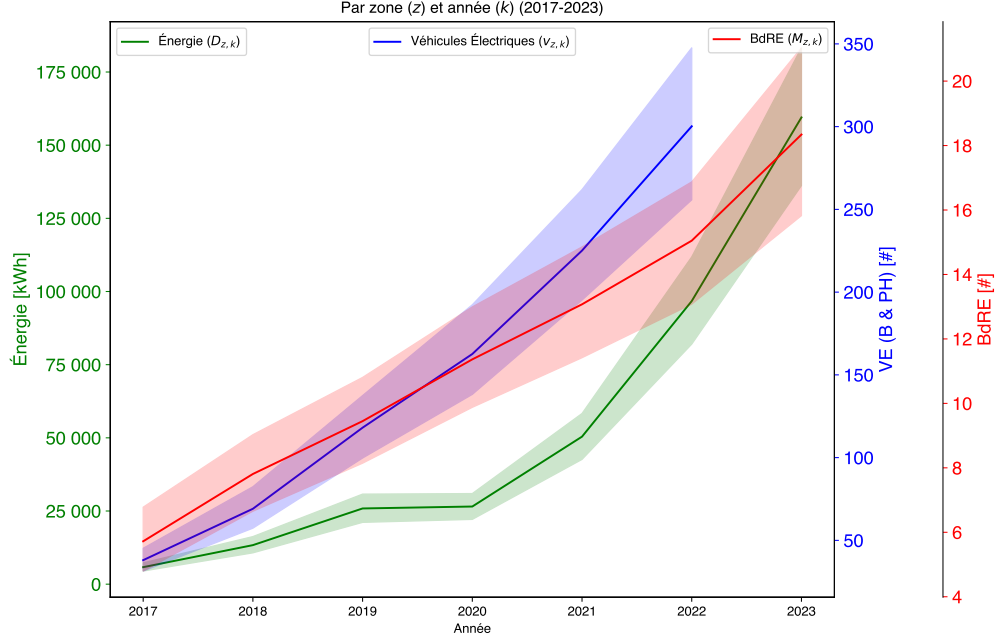


Figure 4.3 Évolution des transactions, de l'énergie et du nombre de BdREs dans la zone d'étude

notre étude, le pic du matin se situe plutôt entre 9 et 11 heures. Ce décalage peut s'expliquer par le fait que dans [16], la recharge des véhicules électriques est effectuée avant le départ au travail, tandis que l'infrastructure de Montréal permet aux utilisateurs de se recharger une fois au travail.

En analysant les quelques BdREs rapides permettant la capture du SoC de la voiture, comme présenté en annexe dans le tableau A.1, on observe que les utilisateurs se connectent plus rapidement à une borne de 24 kW avec un SoC initial de 41.2%. À l'inverse, les bornes plus rapides représentent environ 34.1% des bornes de 50 kW, qui constituent le deuxième choix de bornes rapides. Le pic de la matinée peut être analysé en examinant les transactions horaires moyennes des différents types de BdREs (voir la fig. A.1). En observant les bornes de 19.2 kW, on remarque clairement deux pics à 10 h et 18 h, correspondant aux pics de début et de fin de journée. Les bornes de 7.2 kW, en plus des bornes de 19.2 kW qui ont un temps de recharge lent équivalent à un quart de travail (voir tab. 2.2), semblent être un bon compromis compte tenu des écarts types représentés par des barres noires sur les classes statistiques. Pour confirmer cette observation, examinons également l'énergie horaire moyenne totale (voir la fig. A.2), qui montre que les bornes de niveau 2 contribuent significativement à la variation de l'énergie. En moyenne, après les BdREs de 7,2 kW, ce sont les BdREs de 50 kW qui fournissent l'énergie. Le profil horaire des bornes de niveau 3 suit en moyenne le même schéma que les

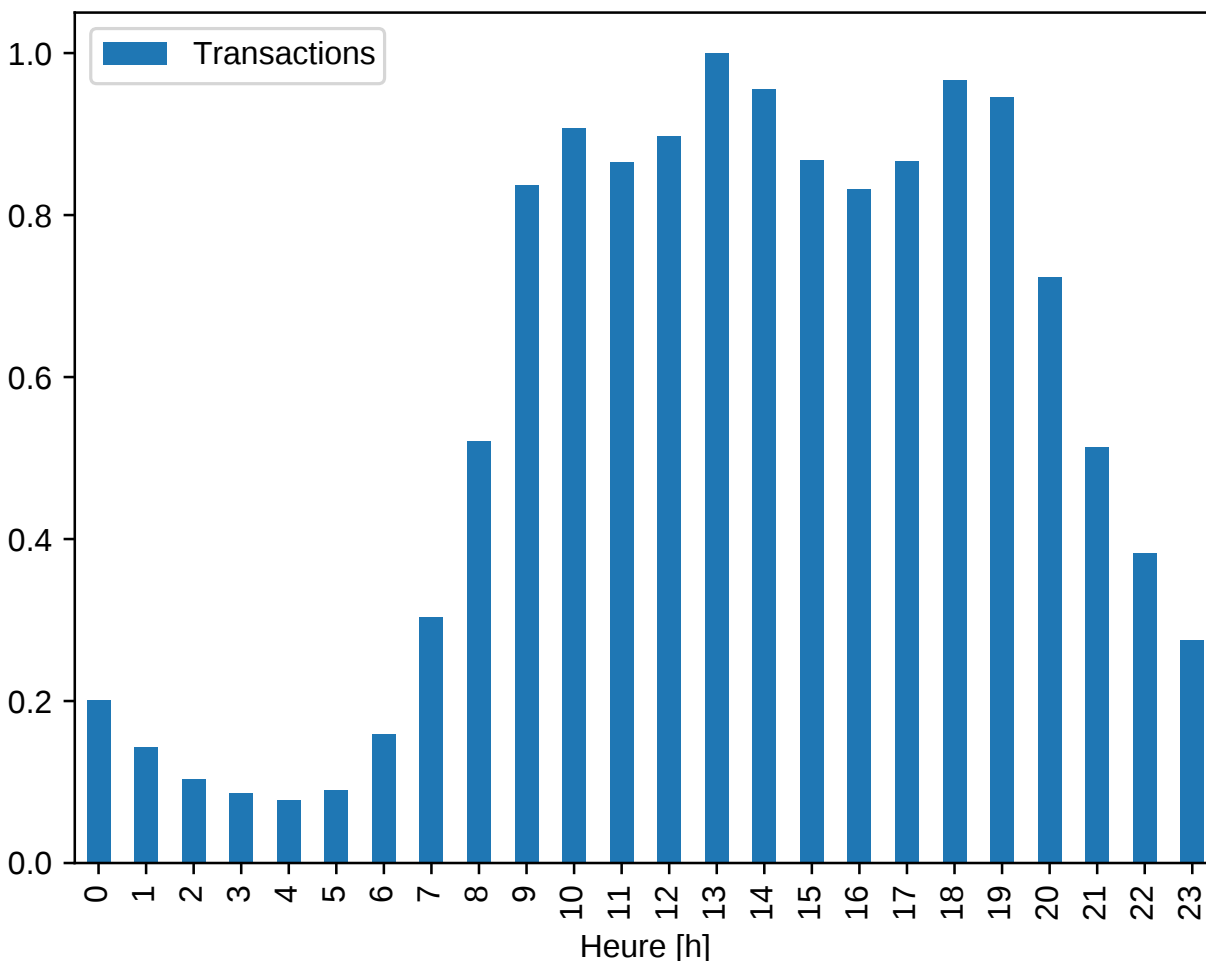


Figure 4.4 Profil horaire moyen normalisé des transactions de recharge

BdREs de 50 kW.

En général, quel que soit le niveau de puissance (de 24 à 350 kW), les sessions de recharge commencent avec un SoC moyen supérieur à la limite d'anxiété de recharge (32 à 41 %) et se terminent autour de 70 à 72 %. De plus, les profils des transactions (voir la figure A.1) sont similaires aux profils d'énergie (voir la figure A.2). Cette convergence suggère que les usagers privilégient une autonomie suffisante plutôt qu'une recharge complète, peu importe la technologie utilisée. Ces résultats sont cruciaux pour valider les hypothèses de planification, car ils démontrent que l'augmentation de puissance n'affecte pas les rythmes de recharge, mais plutôt les volumes de transaction. De plus, ils soulignent l'importance de considérer la stratégie de déploiement en termes de gestion des pics d'énergie et le degré d'accord des parties prenantes quant à l'effet d'attente à la recharge ou simplement à la disponibilité.

En passant d'un horaire à une échelle annuelle, les figures A.4, A.5, A.6, illustrent les va-

riations hebdomadaires, mensuelles et annuelles des transactions. On observe des enveloppes de variance remarquablement stables d’une année à l’autre. Les différences entre les transactions en semaine et en fin de semaine sont flagrantes, suggérant une possible dimension socio-économique aux usages. La régularité des cycles saisonniers indique que la demande est prévisible et structurée, ce qui justifie l’intégration de composantes saisonnières dans les modèles de prévision, si nécessaire. Pour la planification, ces résultats suggèrent que l’infrastructure doit être dimensionnée non seulement pour la croissance annuelle, mais aussi pour absorber les fluctuations intra-annuelles. Dans notre étude, cette composante est retirée puisque nous travaillons sur une base annuelle.

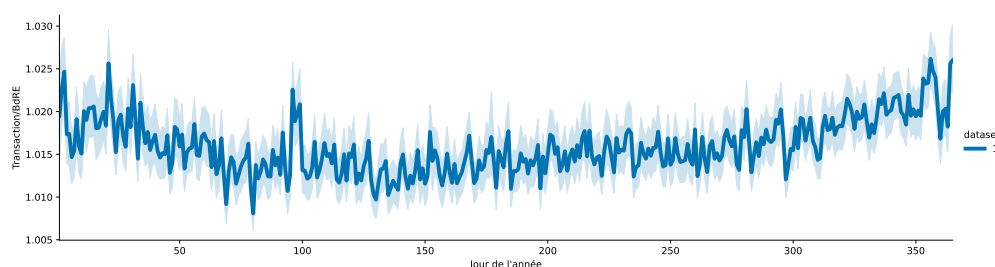


Figure 4.5 Transactions moyennes quotidiennes par borne des zones d’études avec les RTAs et années comme bandes d’erreurs

Enfin, pour compléter l’analyse temporelle de l’utilisation, on valide que ce que nous observons au début de l’analyse (voir fig. 4.3), notamment sur la relation transactions et énergie. Par le biais de la figure A.3, nous voyons bien que la demande en énergie croît d’année en année. Comme nous avons vu qu’il existe une linéarité entre l’énergie et les transactions, quelle que soit la puissance nominale de la BdRE (figures 4.5, A.2), l’ajout de BdREs plus puissantes d’un débit d’usagers par heure plutôt que de répondre à une concentration temporelle des pics de la demande. Ce qui peut se résoudre par le biais à la fois de la technologie utilisée, mais aussi des incitations à transmettre par l’utilisateur, mais également à étaler la recharge soit dans le temps, soit dans l’espace, voire même les deux. L’analyse spatiale va permettre de vérifier s’il existe des possibilités d’étaler la demande géographiquement, en considérant que l’usage annuel est défini par le nombre de transactions par BdRE.

En observant la carte de la distance médiane Station-Usager par RTA, la région de Longueuil comprend de hauts niveaux, il est possible que cela soit du au fait que les usagers ont des bornes à domicile, et de ce fait ils n’ont pas besoin d’aller à 400 m de chez eux pour recharger, ce qui augmente la distance minimale Station-Usager.

La RTA H7X a la particularité d’avoir eu ses bornes décommissionnées après 2020. La RTA se situe à l’une des extrémités de Laval et accueille trois terrains de golf, et semble moins

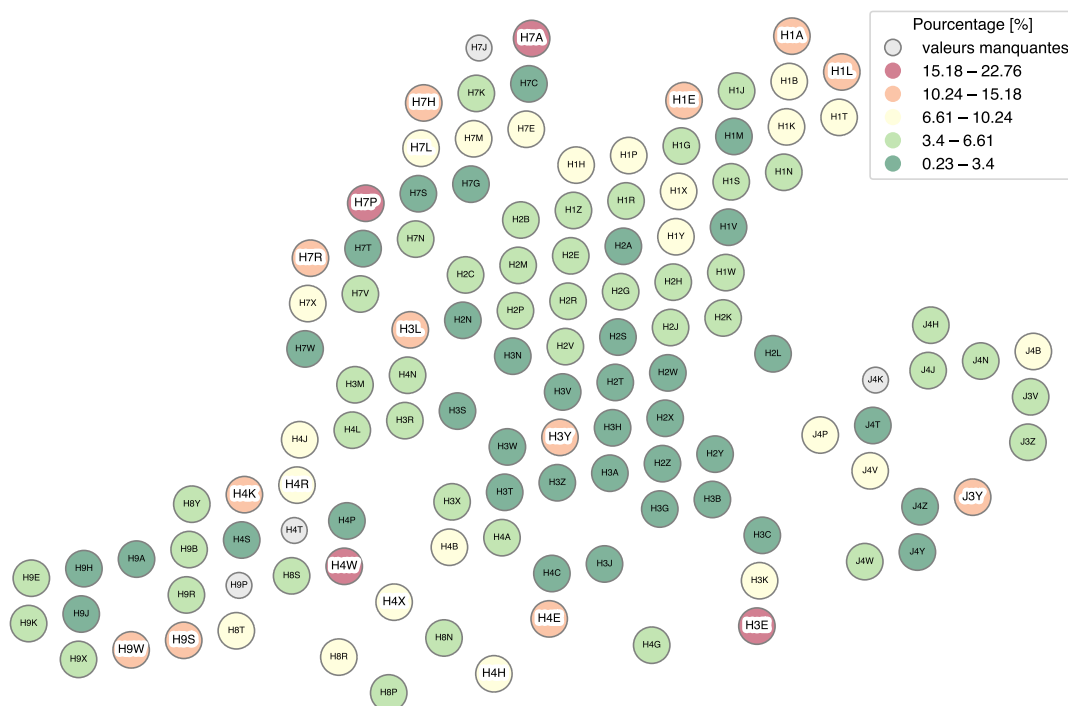


Figure 4.7 Carte du pourcentage d'autosuffisance [%] de recharge des RTAs en 2021 avec la désignation des 20 RTAs les plus performants

tés soulignent l'importance d'une planification ciblée pour le déploiement des infrastructures de recharge, car un déploiement uniforme serait inefficace et inéquitable. Entre autres, la planification doit tenir compte des flux interrégionaux et des déséquilibres territoriaux, afin d'assurer une couverture équitable et une résilience du réseau.

Chaque figure de la section de l'usage des BdREs (sec. 4.1.2) apporte une pièce au puzzle de la prévision et de l'optimisation du déploiement des BdREs. Ensemble, elles démontrent une croissance soutenue, des cycles temporels stables, des comportements d'usage rationnels (SoC convergent), et une forte hétérogénéité spatiale. Ces constats valident la méthodologie de l'étude et soulignent les enjeux de planification : maintenir l'équilibre stationnaire, anticiper les pics horaires, et adapter le déploiement aux contrastes régionaux.

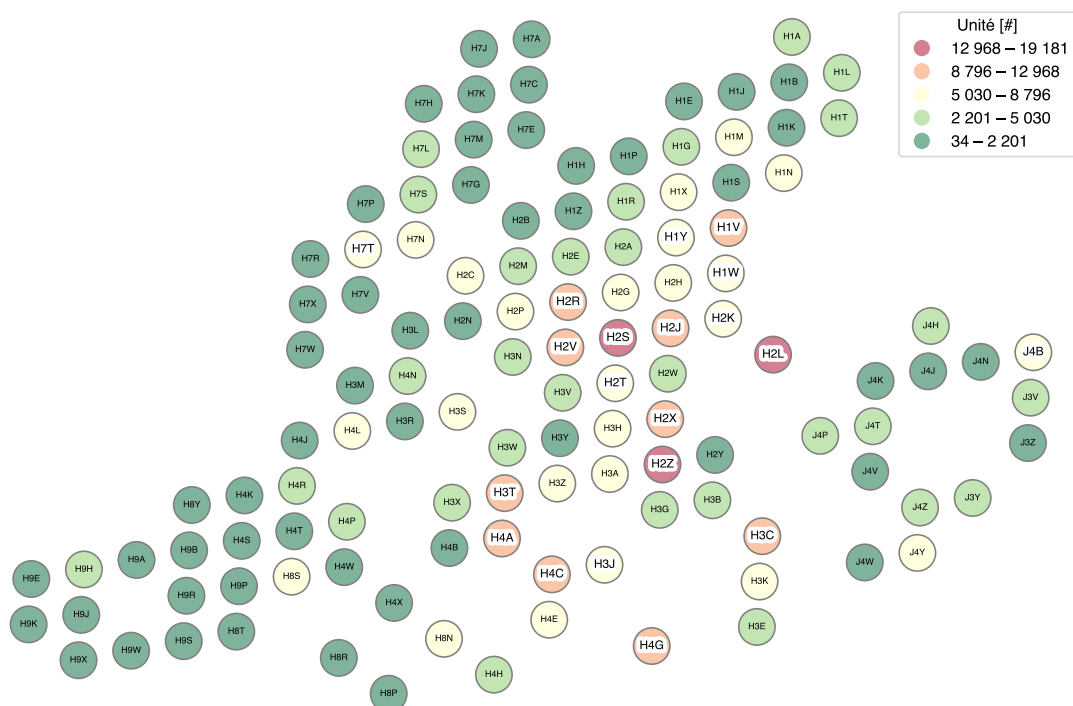


Figure 4.8 Carte des transactions des RTAs en 2021

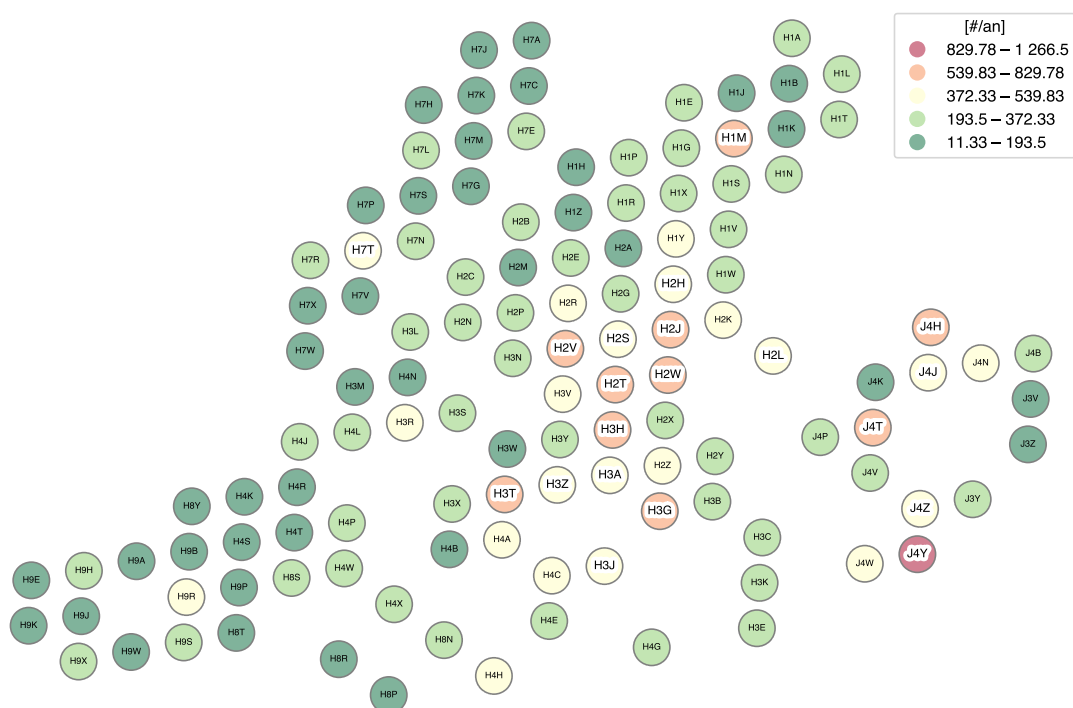


Figure 4.9 Carte d'usage annuelle par BdRE des RTAs en 2021

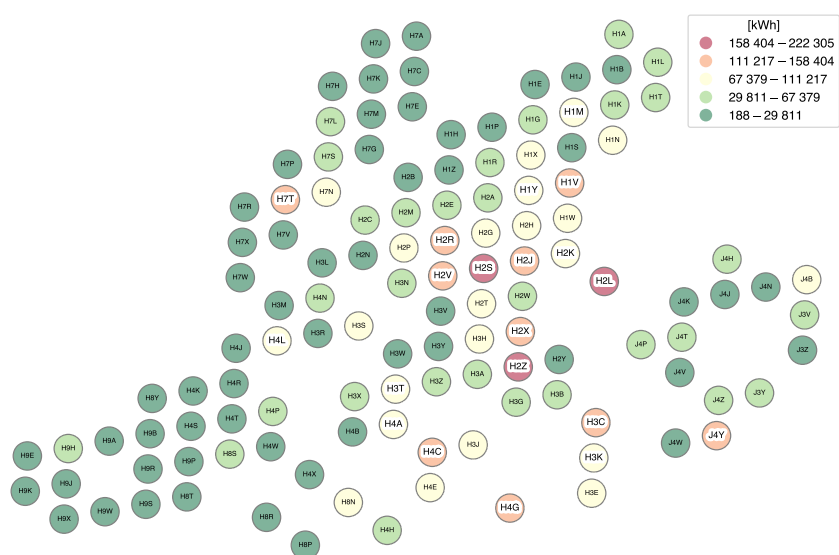


Figure 4.10 Carte de la demande d'énergie [kW] en 2021 par RTA

4.2 Résultats du modèle de prévision de la demande

Ce chapitre présente les résultats obtenus par l'application du modèle de prévision de la demande d'énergie et du modèle de planification de déploiement des infrastructures de recharge. Dans un premier temps, la prévision de la demande s'effectue au travers des projections de la population (sec. 4.2.1), sur lesquelles s'appuie l'estimation du renouvellement anticipé de la flotte de véhicules par des modèles entièrement électriques (sec. 4.2.2). En combinant ces projections avec les observations des années précédentes, la demande énergétique anticipée sera détaillée (sec. 4.2.3).

4.2.1 Population

La première étape de la prévision de la demande consiste à estimer l'évolution démographique sur les différents horizons de planification. Pour ce faire, les projections $p_{z,k}$ pour chaque RTA de la zone d'étude sont ajustées proportionnellement aux données du recensement de 2020, en appliquant un ratio de croissance basé sur les prévisions démographiques proposées par STATISTIQUE CANADA [40]. La prévision de la population proposée respecte le ratio entre les scénarios démographiques de Montréal et ceux de l'ensemble du Québec (fig. 4.11). Selon les données fournies, la proportion Montréal/Québec est de 0.587291. Cette évolution démographique servira ensuite de base pour modéliser la croissance de la flotte automobile dans la section suivante.

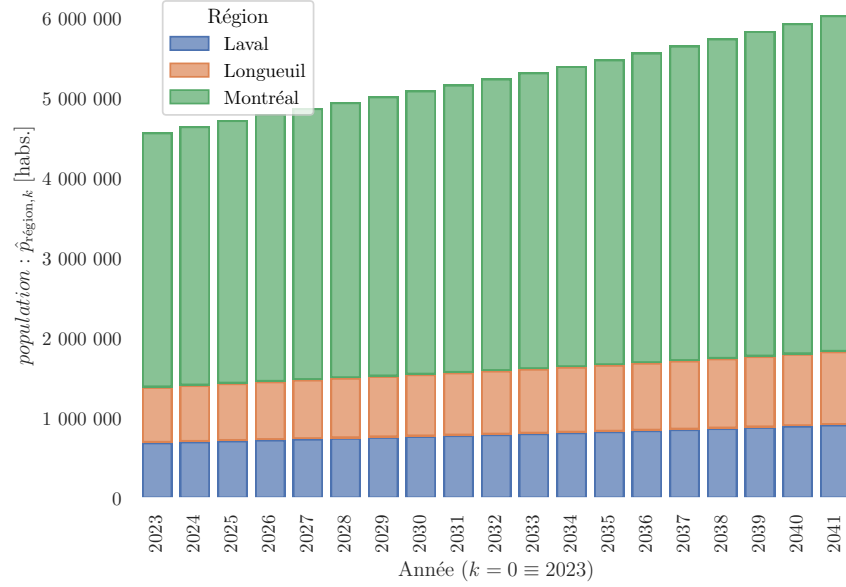


Figure 4.11 Estimation de la population réalisée par STATISTIQUE CANADA selon le scénario le plus positif (Montréal) [40]

4.2.2 Flotte de véhicules

Une fois la dynamique de la population établie, il convient de modéliser l'évolution du parc automobile électrique.

Tel qu'expliqué à la sous-section 3.2.2, les zones z sont regroupées selon leurs similitudes vis-à-vis des variables d'entrée χ . Ces dernières regroupent les variables dynamiques présentées au tableau 4.1 ainsi que les variables statiques du terrain (voir 3.5). Le seuil de corrélation minimal désiré pour ces variables est de 0,5, incluant la variable temporelle (t), qui est la seule pouvant être liée linéairement à la demande d'énergie. Toutefois, dans le cadre de cette étude exploratoire, ce seuil a été assoupli à 0,4.

En cherchant à obtenir au moins trois regroupements contenant chacun plus de dix RTA tout en minimisant le bruit, l'algorithme a généré cinq groupes distincts (voir tab. 4.2). Bien que le regroupement $\mathcal{C}_1$ corresponde à des zones moins caractérisées et rassemble le plus grand nombre de RTA, ce partitionnement offre un bon compromis quant au nombre minimal de zones par groupe. L'analyse des corrélations permet d'ébaucher plusieurs profils types d'utilisateurs. Par exemple, on peut identifier un profil correspondant à une personne travaillant à domicile et propriétaire en copropriété (variables 2 et 3). Un autre profil illustre un individu ayant un fort attrait pour les activités de plein air et les modes de transport actifs comme la marche ou le vélo (variables 1, 3, 4 et 5). Enfin, un dernier profil pourrait représenter une

personne célibataire, bénéficiant d'un emploi stable, et résidant dans un quartier à dominante de jeunes adultes (variables 6, 9, 10, 11 et 12). Chacune de ces hypothèses présente un coefficient de corrélation supérieur à 0.5 . Le tableau met également en lumière une relation linéaire de 0,4158 entre l'usage d'un VE et la proximité d'une BdRE.

Tableau 4.1 Résultat d'analyse : corrélation entre les caractéristiques χ des RTAs et la demande énergétique D (corrélation $> 0,4$)

	Variable	Corr. pearson
0	Énergie	1.0000
1	Mode principal de déplacement : Marche	0.6985
2	Statut du lieu de travail : Travail à domicile	0.6163
3	Statut de copropriété : Copropriété	0.6059
4	Détaillants d'articles de sport, de passe-temps, d'instruments de musique, de livres et de détails divers	0.5817
5	Mode principal de déplacement : Vélo	0.5811
6	Taille du ménage privé : 1 personne	0.5771
7	Classe de travailleur : Contrat à durée déterminée (1 an)	0.5548
8	t	0.5531
9	Détaillants de produits de santé et de soins personnels	0.5501
10	Radiotélévision et fournisseurs de contenu	0.5320
11	Groupe d'âge : 15 à 64 ans	0.5133
12	Adultes par résidents	0.5023
13	Édition	0.4794
14	Appartement dans un immeuble de moins de cinq étages	0.4755
15	Locataire	0.4689
16	Classe de travailleur : Poste temporaire	0.4576
17	Détaillants de vêtements, d'accessoires vestimentaires, de chaussures, bijoux, bagages et de maroquinerie	0.4497
18	Détaillants de marchandises diverses	0.4463
19	Emploi — Taux de participation	0.4191
20	usagers par BdRE	0.4158
21	usagers par connecteur	0.4158
22	Total des logements privés	0.4126
23	Détaillants de meubles, accessoires de maison, appareils électroniques et ménagers	0.4072
24	Statut du lieu de travail : Travail à l'extérieur du Canada	0.4036

Afin de traduire ces profils en prévisions quantitatives, l'équation 3.4, qui associe la croissance des VE à la demande énergétique, a été reformulée. On pose comme hypothèse une transformation totale du parc automobile des véhicules légers vers les VE. Le Canada s'est donné comme objectif de 60% des ventes de VE en 2030, et la neutralité en 2050 (soit 100%

du parc). Puisque notre horizon de planification s'arrête en 2041, on va tenir compte de la croissance de la population entre 2023 et 2041 par le scénario moyen d'environ 13.3%. À cela s'ajoute la baisse observée d'immatriculation des VE, possiblement au profit du transport collectif que l'on souhaite encourager. On va donc poser une effet de 10% De ces chiffres, on pose comme hypothèse extrême d'avoir la moitié de la flotte convertie en 2030 soit 60% et 110% de la flotte de 2023 convertie en 2041.

- en 2030, $v_{z,k} \equiv 60\% \cdot \text{véhicules totaux}_{z,2023}$
- en 2041, $v_{z,k} \equiv 110\% \cdot \text{véhicules totaux}_{z,2023}$

Elle permet désormais d'obtenir l'évolution du nombre de véhicules pour chaque RTA en fonction de l'horizon de planification et de son regroupement. Ainsi, on obtient l'équation 4.1, paramétrée par p et q selon le regroupement c (voir tab. 4.2). Dans cette formulation, Ω_0 correspond au nombre de VEs lors de la dernière observation, et Ω au nombre total de véhicules en circulation.

$$v_{z,k} \equiv \text{arrondi} \left(\Omega \cdot \frac{1 - e^{-(p_c + q_c)k}}{1 + \left(\frac{q_c}{p_c}\right) e^{-(p_c + q_c)k}} + \Omega_0 \right) \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall z \in \mathcal{Z}, \forall c \in \mathcal{C}, c \subseteq \mathcal{Z} \quad (4.1)$$

Tableau 4.2 Paramètres de la régression des véhicules selon leur regroupement $\mathcal{C}$

regroupement $\mathcal{C}$	# RTA	p	q
-1	64	0.00098	0.44933
0	10	0.00068	0.48051
1	12	0.00105	0.44332
2	13	0.00078	0.46897
3	17	0.00162	0.40522
4	21	0.00068	0.48016

La figure 4.12 illustre les cinq allures des courbes de prévision de la flotte automobile. Le groupe $\mathcal{C}_0$ se démarque par une forte croissance : bien qu'avant-dernier en 2023, il devient le groupe générant la plus forte demande en 2041. À l'inverse, le groupe $\mathcal{C}_4$ débute avec la plus grande flotte et ralentit sa progression pour terminer second, et ce, bien qu'il regroupe le plus grand nombre de RTA. Le tableau 4.2 souligne que la similitude des allures entre certains groupes est principalement dictée par le paramètre q . De ce fait, le regroupement $\mathcal{C}_2$ suit la même tendance que le groupe $\mathcal{C}_4$, bien qu'il compte deux fois moins de zones. La phase de

démarrage de la courbe, représentée par le paramètre p , varie toutefois considérablement entre les groupes. Enfin, les RTAs du groupe $\mathcal{C}_1$ affichent la croissance la plus faible, en raison d'une contribution modérée des paramètres p et q comparativement aux autres regroupements. Ces prévisions de la flotte de VE permettent désormais d'évaluer la demande énergétique correspondante.

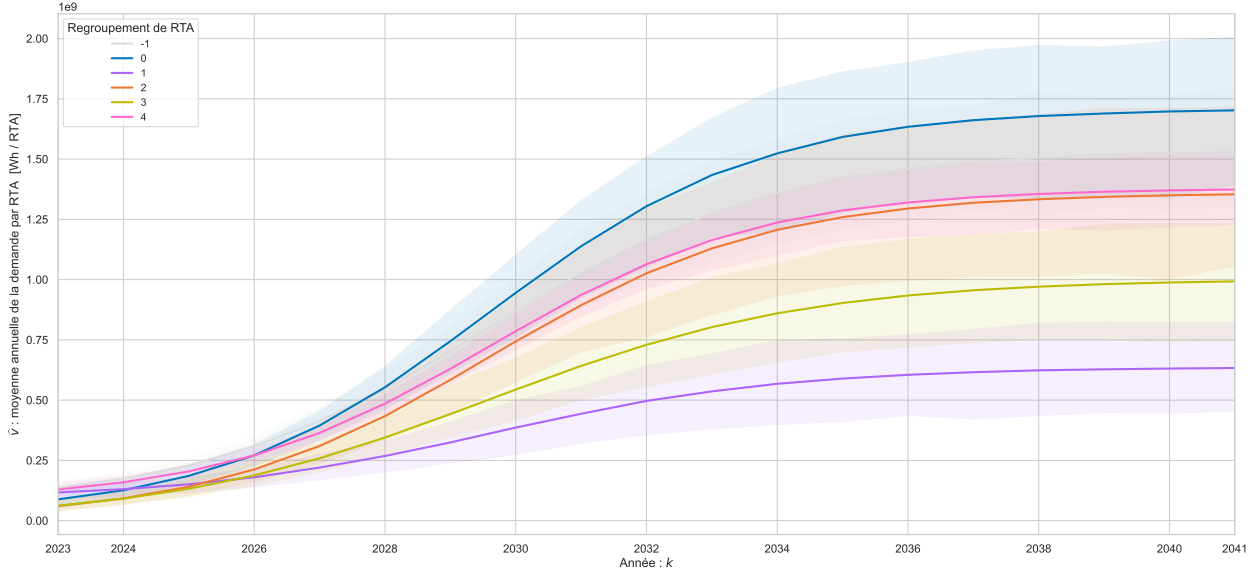


Figure 4.12 Courbe de prévision de flotte automobile moyenne par RTA selon les données de maximales de BPHEV et de la flotte en 2021 selon la SAAQ ainsi que les paramètres de Bass (tab. 4.2) regroupés avec l'algorithme HDBSCAN jusqu'en 2023 (Montréal)

4.2.3 Énergie

Ayant établi les projections démographiques et l'évolution du parc de VEs, cette section se concentre sur l'estimation de la demande en énergie.

Il convient de noter que lors de l'étape précédente de régression des véhicules, les regroupements $\mathcal{C}_2$ et $\mathcal{C}_4$ affichaient des comportements très similaires. De plus, plusieurs RTA ne pouvaient être rattachés à un groupe distinct sans dégrader la cohésion globale. C'est pourquoi l'algorithme K-Means, en tant que méthode de partitionnement strict, est utilisé ici pour garantir l'inclusion de tous les RTAs. Les seules variables d'entrée retenues pour ce nouveau partitionnement sont la variable temporelle k et la demande prévue $\widehat{D}_{z,k}$.

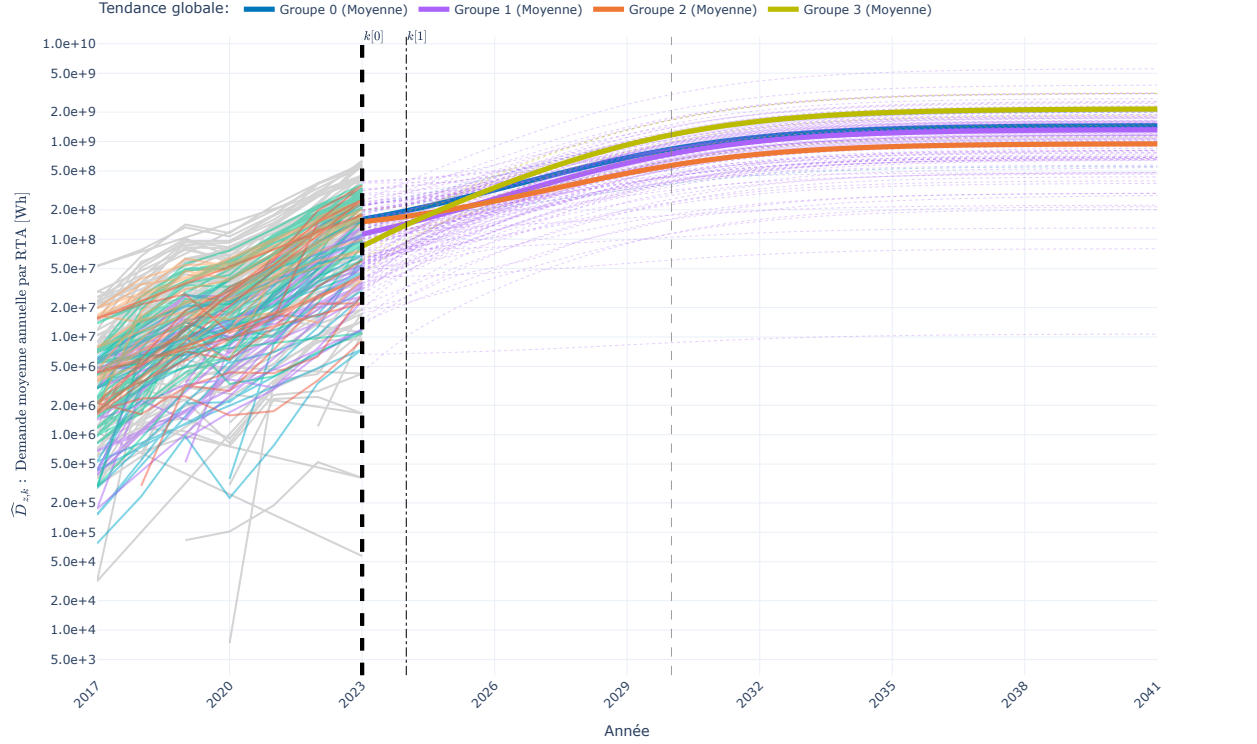


Figure 4.13 Courbes des demandes annuelles d'énergie par RTA [Wh] avec un regroupement de tendance K-Means
 an ≤ 2023 : observations $D_{z,k}$, an 2023 : prédictions $\widehat{D}_{z,k}$ avec z en pointillés ainsi que la moyenne par groupe en gras

4.3 Résultats de la planification du déploiement

La prévision de la demande énergétique modélisée à la section précédente constitue la base fondamentale pour planifier l'infrastructure. Cependant, la simple évaluation du besoin ne suffit pas ; il est nécessaire de formaliser les paramètres du système, d'identifier les ressources disponibles et de définir les contraintes utilisateur afin de configurer correctement le modèle d'optimisation. Ce chapitre se structure comme suit : la section 4.3.1 détaille les paramètres du modèle utilisés. Par la suite, la section 4.3.2 décrit les paramétrages liés à l'exécution de divers outils et les réglages du solveur pour le plan de déploiement spatio-temporel. Les sections 4.3.3 et 4.3.4 analysent respectivement la robustesse de la solution face aux variations paramétriques et en font la synthèse globale.

4.3.1 Modèle de planification

Afin de finaliser le paramétrage du modèle, des données supplémentaires ont été extraites des transactions réelles effectuées sur le réseau *Circuit électrique*.

En s'appuyant sur les types de BdRE déjà en opération sur le réseau (tab. A.1), les caractéristiques techniques des différentes technologies (tab. 3.5) ont été enrichies. La variable de *Disponibilité* permet d'exclure les technologies devenues obsolètes ; par exemple, selon une consultation avec Hydro-Québec en 2024, les bornes de 50 kW et 100 kW ne sont plus déployées. Les coûts de connexion par cabinet demeurent des informations confidentielles, variant fortement selon la localisation, la distance au réseau, etc. Pour l'optimisation, les bornes d'une puissance inférieure à 24 kW ont été ignorées afin de ne conserver qu'un seul modèle standard de niveau 2 (les bornes de 7,2 kW et 19,2 kW étant par ailleurs déjà largement répandues).

Les autres paramètres globaux de la modélisation sont listés au tableau 4.3. La variable rt correspond à la moyenne du profil d'utilisation horaire de recharge représenté à la figure (fig. 4.4). L'enveloppe budgétaire m_k a été estimée sur la base des dépenses annuelles moyennes historiques prévues (PMO 2023–2028), dédiées au déploiement de BdREs (en milieu de travail, sur route, hors réseau et recharge rapide), puis ramenée à la portion de la population de la zone d'étude (soit 0,587291) [40]. La pénalité d'opportunité quant à elle provient du prix au kilowatt-heure des bornes rapides (> 180 kW) du *Circuit électrique* [4], s'établissant à environ 0,62 \$/kWh, arrondi à 0,6 \$/kWh pour les besoins de l'analyse de sensibilité.

Puisque les planifications budgétaires gouvernementales s'opèrent généralement par cycles de quatre ans (comme le PMO), la limite temporelle τ entre les installations est fixée à 4 ans. Le taux d'inflation r est quant à lui estimé à 2%, reflétant une économie stable.

Dans un problème de grande envergure couvrant 18 années, l'espace des solutions possibles est gigantesque. Les limites de capacité globales $cap^{M_{total}}$ et locales $cap_{z,k}^{N_{max}}$ agissent comme des bornes supérieures, permettant à l'utilisateur de réduire l'espace de recherche et le temps de calcul. Les variables $cap_k^{M_{max}}$, $cap_{z,k}^{M_{max}}$ et $cap_{z,i,k}^{N_{max}}$ orientent l'allocation des infrastructures. Ces bornes structurelles étant définies, les pondérations multi-objectifs (λ , λ_{second} , $\lambda_{inter-zone}$) peuvent désormais opérer au sein d'un cadre contraint et cohérent. Avec ce modèle bien défini, l'étape suivante consiste à paramétrer le solveur pour obtenir la meilleure politique d'installation.

Tableau 4.3 Paramètres du modèle mathématique de planification du déploiement

Symbole	Description	Quantité	Unité
γ	Pénalité d'opportunité	0.6	\$/kWh
m_k	Investissement maximal à l'horizon k	47 266 922	\$
rt	Temps d'utilisation d'un port de recharge médian estimé dans la zone d'étude	14.541	h/jour
τ	Limite de temps avant d'installer un nouvel ensemble de stations	4	année
r	Taux d'inflation	2	%
λ	Pondération entre les deux objectifs	0.9630239	
λ_{second}	Pondération objectifs		
$\lambda_{inter-zone}$	Pénalité d'usage de ressource inter-zones	0.0001	\$/Wh
$cap^{M_{total}}$	Capacité total de BdREs dans toute la zone d'étude	6 000	BdRE
$cap_k^{M_{max}}$	Capacité maximale de BdREs à l'horizon k	400	BdRE
$cap_{z,k}^{M_{max}}$	Capacité maximale de BdREs à l'horizon k pour la zone z	8000	BdRE
$cap_{z,k}^{N_{max}}$	Capacité maximale de ports à l'horizon k pour la zone z	3200	port
$cap_{z,i,k}^{N_{max}}$	Capacité maximale de ports de la technologie i à l'horizon k pour la zone z	800	port
	Caractéristiques des technologies $\mathcal{I}$ voir tableau 3.5		

4.3.2 Exécution et environnement de simulation

Une fois le modèle établi et les paramètres instanciés, la résolution du problème à grande échelle (incluant l'ensemble des RTAs de Montréal) nécessite d'ajuster l'algorithme d'optimisation. L'exécution finale détaillée dans cette section s'appuie sur le solveur CPLEX, avec une limite de temps par itération de 120 secondes, offrant un compromis efficace entre la qualité de l'optimum trouvé et le temps de calcul computationnel. Cependant, afin de réduire l'espace de recherche, plusieurs techniques de relaxation et de coupes ont été employées. Par exemple, une tolérance absolue (M) est imposée, et les bornes internes du solveur simplex ont été resserrées de $(-1^{75}, +1^{75})$ à $(-1^6, +1^{20})$. De plus, l'écart relatif d'optimalité (MIP gap) a été configuré à 20%, ce qui assouplit aussi temporairement le respect strict des limites de capacité cap en faveur d'une convergence plus rapide lors des phases d'exploration. Pour identifier la meilleure combinaison d'hyperparamètres parmi les choix algorithmiques, la bibliothèque d'optimisation `optuna` a été exploitée. L'objectif était d'optimiser conjointement quatre métriques : minimiser la valeur de la fonction objectif principale renvoyée par le solveur linéaire, minimiser la perte d'opportunité maximale, limiter le nombre de campagnes d'installations, et enfin maximiser la puissance médiane qu'un port peut fournir sur l'ensemble de la zone. Compte tenu de la multiplicité des objectifs, deux algorithmes d'échantillonnage ont été rete-

nus. Le premier est NSGA-II, un algorithme génétique bien éprouvé dans la littérature pour l'optimisation des infrastructures, utilisé par [51] et par LONI et al. [23] pour déterminer les paramètres optimaux de desserte à San Francisco à partir du front de Pareto. Le second est le *Tree-structured Parzen Estimator* (TPE), une méthode d'optimisation bayésienne réputée pour sa très bonne efficacité sur des espaces complexes. Cette dernière se base sur l'historique de ses itérations précédentes tout en permettant des exécutions en parallèle ce qui convient parfaitement à cette étude. Pour toutes ces évaluations, en cas d'erreur ou d'infaisabilité au sein de l'optimiseur Optuna, une valeur de pénalité de 1^{20} est assignée afin de repousser la recherche hors de la zone d'échec. En parallèle, contrairement à l'étude de SCHETTINI et al. [25] qui limitait l'allocation du budget à trois années discrètes, le présent modèle évalue les stratégies de déploiement sur près de deux décennies. Cela requiert donc l'implémentation de processus de compensation inter-budgétaire à chaque campagne d'installation, tout en assurant l'équité temporelle des différentes stratégies de financement testées.

La figure 4.14 illustre l'impact de la puissance moyenne par port. Elle suggère que des seuils intéressants se situent autour entre 100 kW et 1 000 kW, tandis que la plus forte densité de solutions converge vers une configuration de 100 à 200 recharges par site. Par la suite, un second arbitrage opère sur la sélection de la valeur du paramètre λ , qui contrôle l'équilibre délicat entre la minimisation des investissements d'infrastructures et la pénalité induite par la perte d'une opportunité de service (plus de détails seront abordés lors de l'étude de sensibilité à la section 4.3.3).

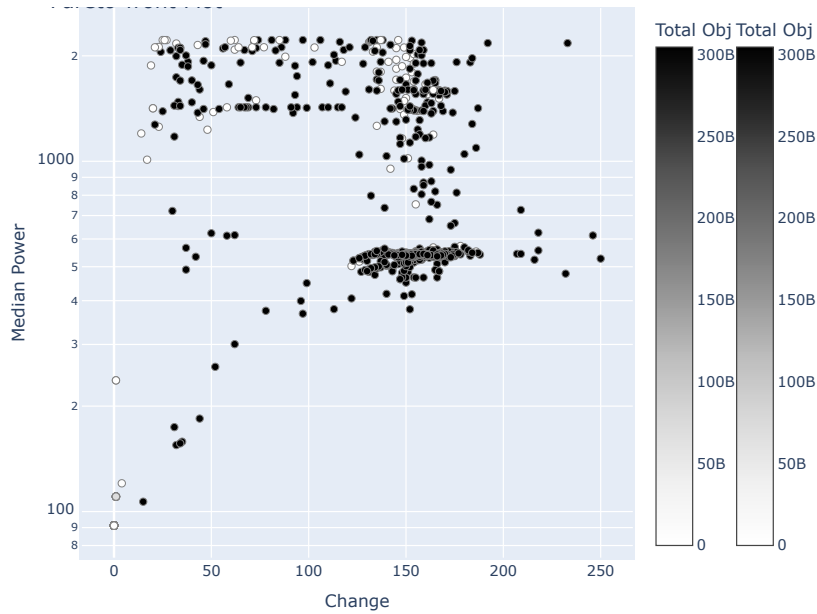


Figure 4.14 Estimation d'une limite de puissance par port

À l'instar de la méthode d'analyse multicritères TOPSIS, cette procédure écarte les valeurs extrêmes non réalistes. En appliquant un filtrage successif s'appuyant sur les médianes des métriques évaluées, l'ensemble des scénarios a été réduit à un noyau de solutions performantes. Les critères de filtration retenus s'exprimaient ainsi : $0 \leq Obj < 1^{20}$, $\tau \geq 3$, un taux d'inflation de 0.02, et un ratio $\frac{puissance}{port_{moyenne}} \geq 1000$. L'exécution de la solution finale a été lancée avec une durée de calcul repoussée à 9 minutes, cherchant un maximum de 50 dominantes, et en fixant la graine aléatoire à 42 pour garantir la reproductibilité déterministe. Initialement estimée à 60,70 kW, la moyenne de puissance par port obtenue permet de valider le comportement du solveur, qui réussit à atteindre un espace de solution valide.

La figure 4.15 permet de valider la solution globale. On observe en premier lieu que l'énergie disponible $S_{z,k}$ suit bien la tendance du nombre de VEs $v_{z,k}$ telle que modélisée entre la $v_{z,k}$ et $D_{z,k}$... La bande d'incertitude liée à l'énergie reste d'ailleurs remarquablement proportionnelle à l'incertitude sur la flotte de VEs par RTA. L'évolution du déploiement s'opère sur deux paliers distincts : une première phase d'installation massive s'achève juste avant le point d'inflexion clé de 2030 et la seconde avant la fin de l'horizon de planification pour 2041. Si toutes les bandes d'incertitude s'évasent logiquement avec l'avancement de l'horizon, l'important écart-type constaté pour les BdREs témoigne d'une très forte hétérogénéité de technologie entre les différents RTA.

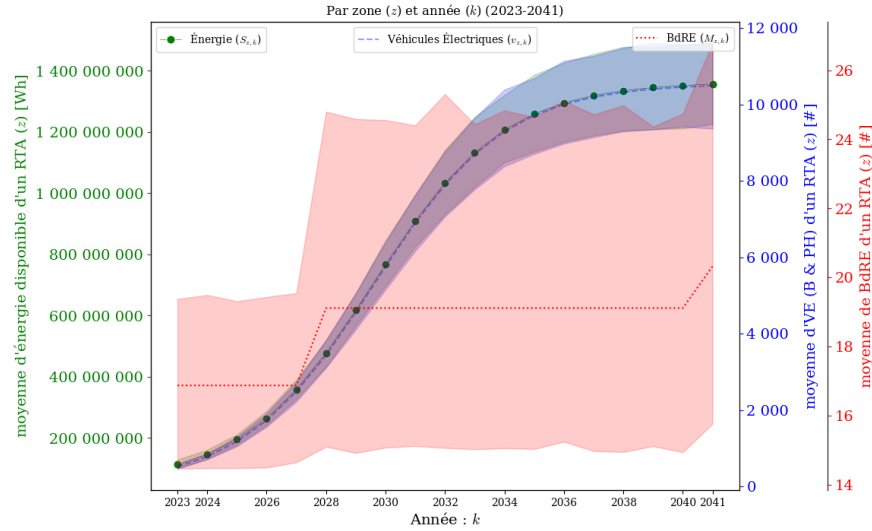


Figure 4.15 cas [A] : Séries temporelles moyennées par RTA des véhicules, énergies et BdREs

Dans un autre ordre d'idées, la figure du cas **B** 4.16 illustre une situation où le taux d'inflation est nul ($r = 0$), montre que l'optimisation tend à concentrer les dépenses par vagues de deux années consécutives. Les années 2038 et 2039 sont celles où la quasi-totalité du budget annuel

m_k est consommée. L'absence d'inflation accentue cette dynamique : la solution optimale présente une tendance marquée à différer les investissements contrairement aux cas **A** et **C**.

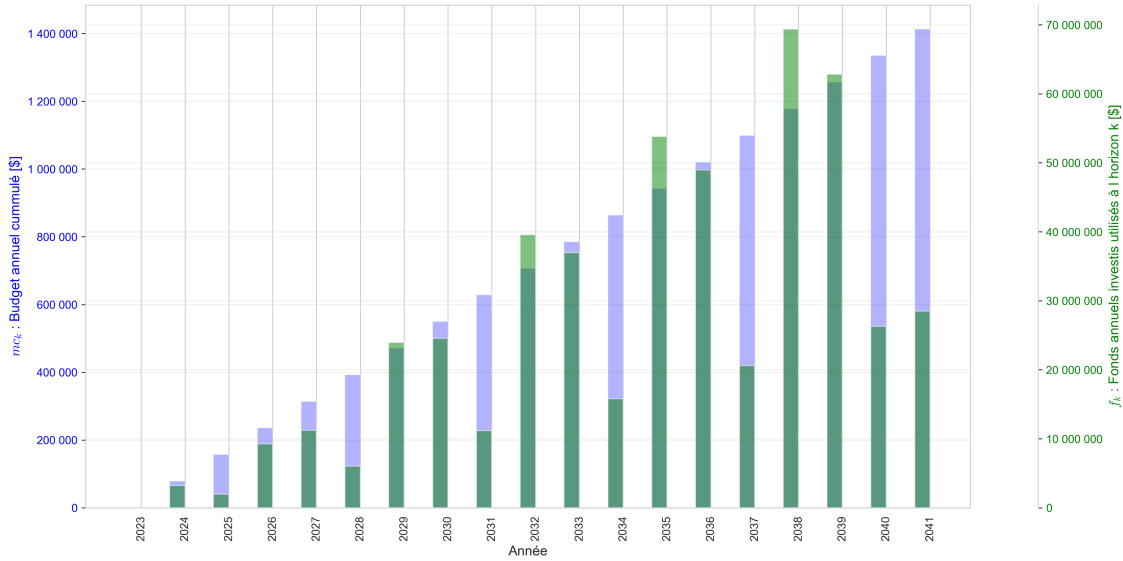


Figure 4.16 cas **[B]** : Allures des dépenses annuelles f_k par rapport au budget annuel cumulé mc_k (expérimentation différente des autres résultats présentés dans cette section)

Le ratio dépense/budget annuel $dep_k(\%)$ (voir eq. 3.36) constitue un second indicateur permettant de vérifier le respect des contraintes budgétaires. Comme présenté au tableau 4.4, l'expérimentation du cas **C** conduit au déploiement de 40 BdREs de 24 kW et 134 BdREs de 350 kW. L'année 2026 (3ème horizon) présente la dépense relative $dep_k(\%)$ la plus élevée (8.84 %), juste derrière l'année 2024 (1er horizon) où 75 BdREs sont installées pour un ratio de 8.21 %.

Tableau 4.4 cas [C] (40 BdREs de 24 kW, 134 BdREs de 350 kW) : Nbr. de BdREs et ratio des dépenses annuelles ($dep_k(\%)$)

Année civile (t)	Horizon (k)	BdREs (M)	Ratio des dépenses annuelles $dep_k(\%)$ [%]
2024	1	75	8.2145
2025	2	11	1.9294
2026	3	49	8.8449
2027	4	7	1.3372
2028	5	13	2.4834
2029	6	12	2.2924
2030	7	2	0.3821
2031	8	0	0.0000
2032	9	1	0.1910
2033	10	0	0.0000
2034	11	0	0.0000
2035	12	1	0.1910
2036	13	0	0.0000
2037	14	0	0.0000
2038	15	0	0.0000
2039	16	0	0.0000
2040	17	2	0.3821
2041	18	1	0.1910

Pour revenir au cas **A**, les résultats d'exécution démontrent également une distribution temporelle non homogène de l'effort au sein des différents sous-groupes de zones. Ainsi, en s'appuyant sur la figure 4.17, il est possible d'observer la séquence d'installation cumulative des BdREs $MC_{z,k}$.

Enfin, la répartition spatiale à la fin de l'horizon de planification de ces technologies pour l'horizon 2041 est cartographiée à la figure 4.18 par le biais du nombre de ports N_K , ce qui offre une vue complète de l'adéquation géographique entre l'offre et la demande estimée.

L'évaluation de la robustesse de ce plan de déploiement face à des variations de certains éléments fait l'objet d'explications plus approfondies dans la section suivante.

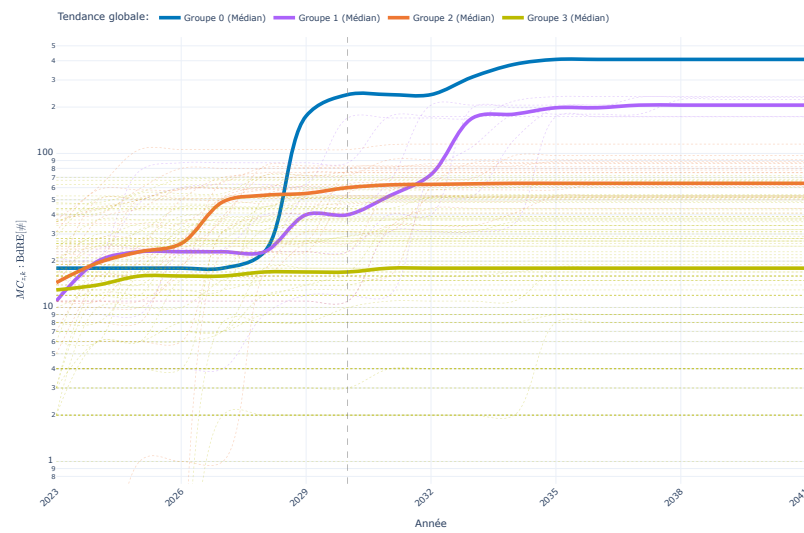


Figure 4.17 cas [A] : Séries temporelles cumulatives par regroupement des différentes BdREs ($MC_{z,k}$)

2041

4.3.3 Résultats de l'analyse de sensibilité

Afin de vérifier la fiabilité de la solution générée, une analyse de sensibilité a été entreprise en faisant varier les paramètres de planification les plus influents. Ces variations sont résumées dans le tableau 4.5. La robustesse globale du modèle avec la paire (rt, γ) est évaluée par la figure 4.19. L'impact local de la composante γ sur la perte d'opportunité financière est quant à elle visible à la figure 4.20, tandis que la réponse à la variation du paramètre principal de pondération λ est visible à la figure 4.21. Enfin, l'impact des différentes stratégies de financement sur la stabilité de la solution temporelle est testé en manipulant l'enveloppe budgétaire périodique m_k , tel qu'illustré sur la figure 4.22. Tout au long de ces étapes d'analyse de sensibilité le temps de résolution du solveur diffère de la phase d'exploration ou de celle de la solution finale. Cette dernière a une limite de temps de calcul de cinq minutes avec un maximum de dix propositions par essais, les paramètres du solveur sont retournés à celles par défaut.

Tableau 4.5 Sensibilité des résultats à la variation des paramètres

Symbole	Description	Plage de variation	Unité
γ	Pénalité d'opportunité	0.6 à 3	\$/kWh
λ	Pondération entre les deux objectifs	0 à 1	
m_k	Investissement maximal à l'horizon k	de 23.05 à 55.33 par pas de 8.06	M\$
rt	Temps d'utilisation d'un port de recharge médian estimé dans la zone d'étude	14.541 ± 1	h/jour

Tel qu'illustré sur la figure 4.19, l'analyse de la sensibilité globale confirme que le modèle produit des solutions d'une grande stabilité face à de petites perturbations croisées.

Par ailleurs, l'étude de la variable de coût d'opportunité perdue γ (figure 4.20) démontre de légers décrochages ponctuels lorsque la pénalité d'opportunité énergétique varie radicalement, justifiant l'intérêt d'un calibrage minutieux.

De manière similaire, la figure 4.21 souligne l'évolution de la solution lors de la modification incrémentale de la pondération λ . Le nombre de BdREs demeure identique sur la majeure partie de la plage d'évaluation, toutefois, il est constaté que le solveur n'a pu fournir de solution pour $\lambda = 0,09819$. L'algorithme de recherche semble avoir trouvé un plateau aux alentours de 0.78552 .

Enfin, en examinant la stabilité de la stratégie relative aux flux financiers contrôlés par m_k (figure 4.22), on constate que le comportement de la solution s'appuie grandement sur les capacités d'investissement lors des horizons initiaux. Par exemple, les données valident que la première année d'installation forte est en 2027 et la troisième en 2024. Cela suggère qu'une

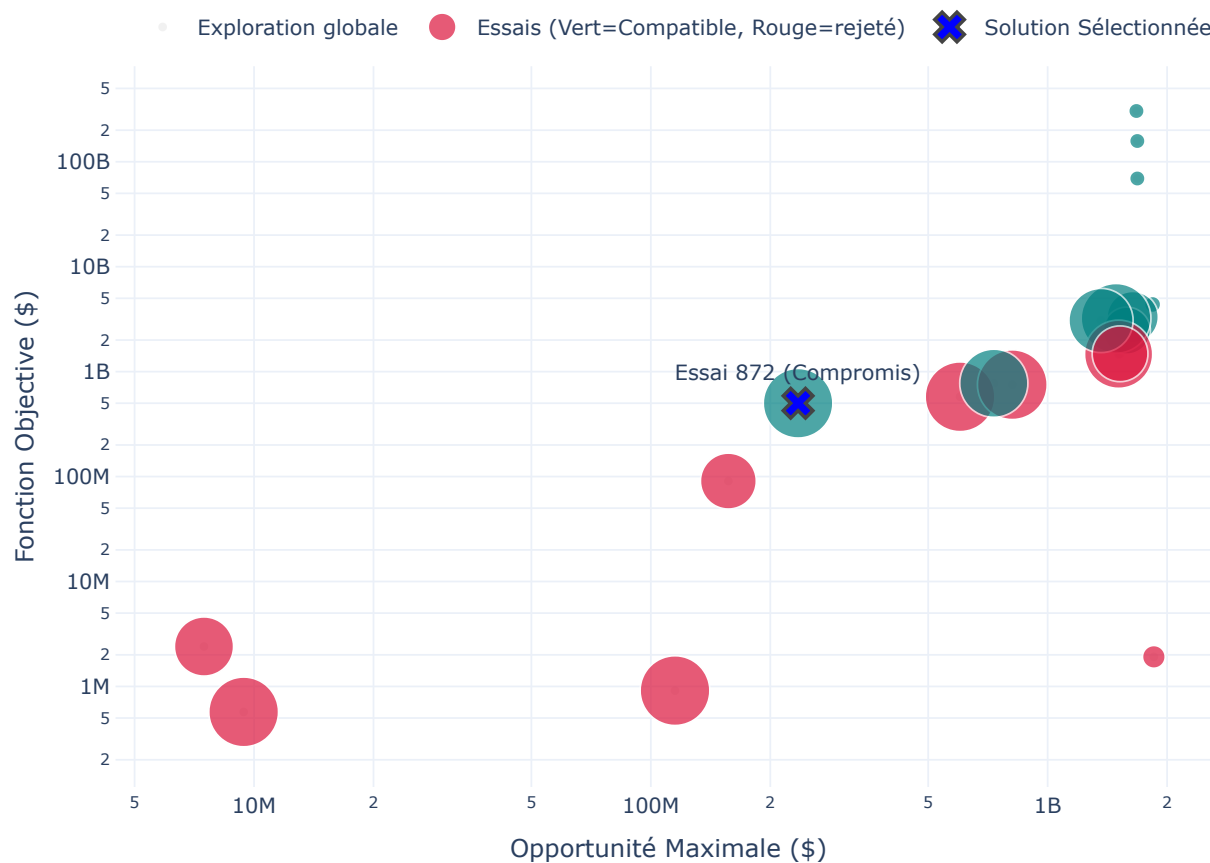


Figure 4.19 Sensibilité globale de la solution par rapport aux variations combinées des paramètres

flexibilité d'environ trois ans est intrinsèquement permise par rapport au budget initial. L'année clé de 2030 arrive en cinquième position en matière de sensibilité budgétaire, un constat qui renforce la constatation vue lors de l'analyse temporelle des différents regroupements étudiés précédemment (figure 4.17). Ces analyses confirment que la stratégie de financement en début de planification demeure une option stratégique dans la politique d'installations de BdREs.

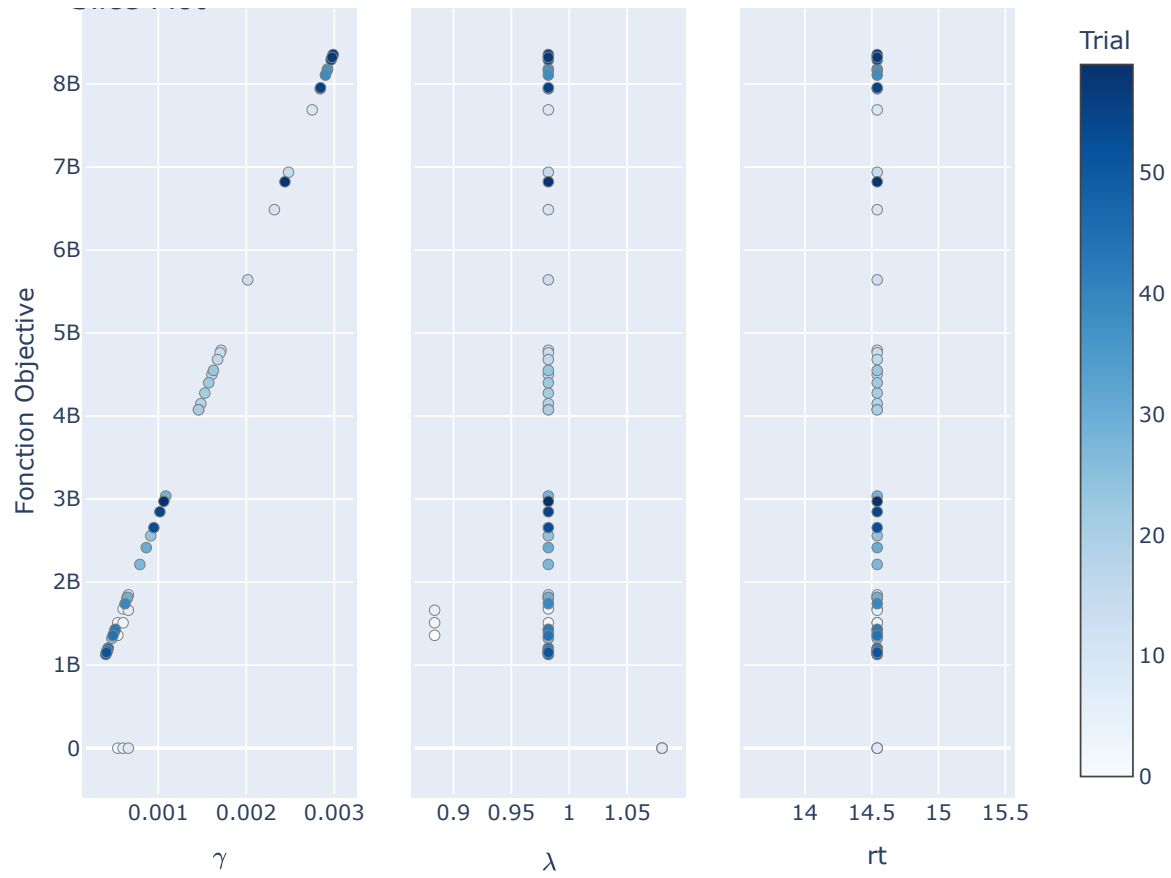
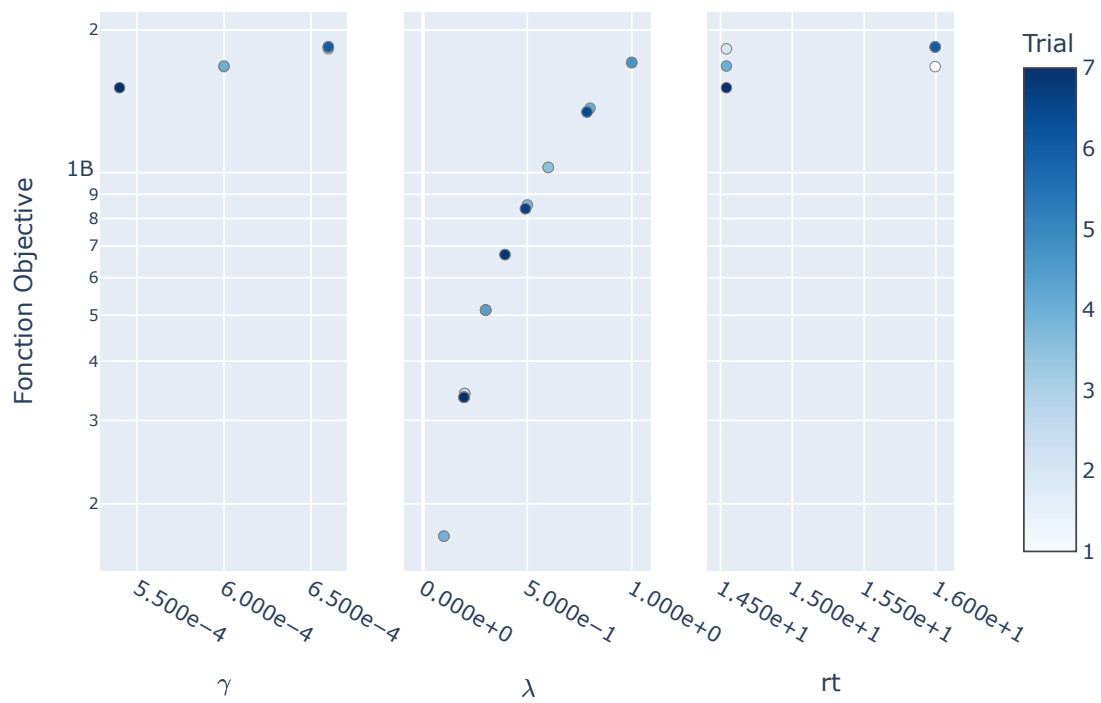


Figure 4.20 Sensibilité de la variation du coût de consommation γ

Slice Plot

Figure 4.21 Sensibilité de la solution à la variable principale d'ajustement multi-objectif λ

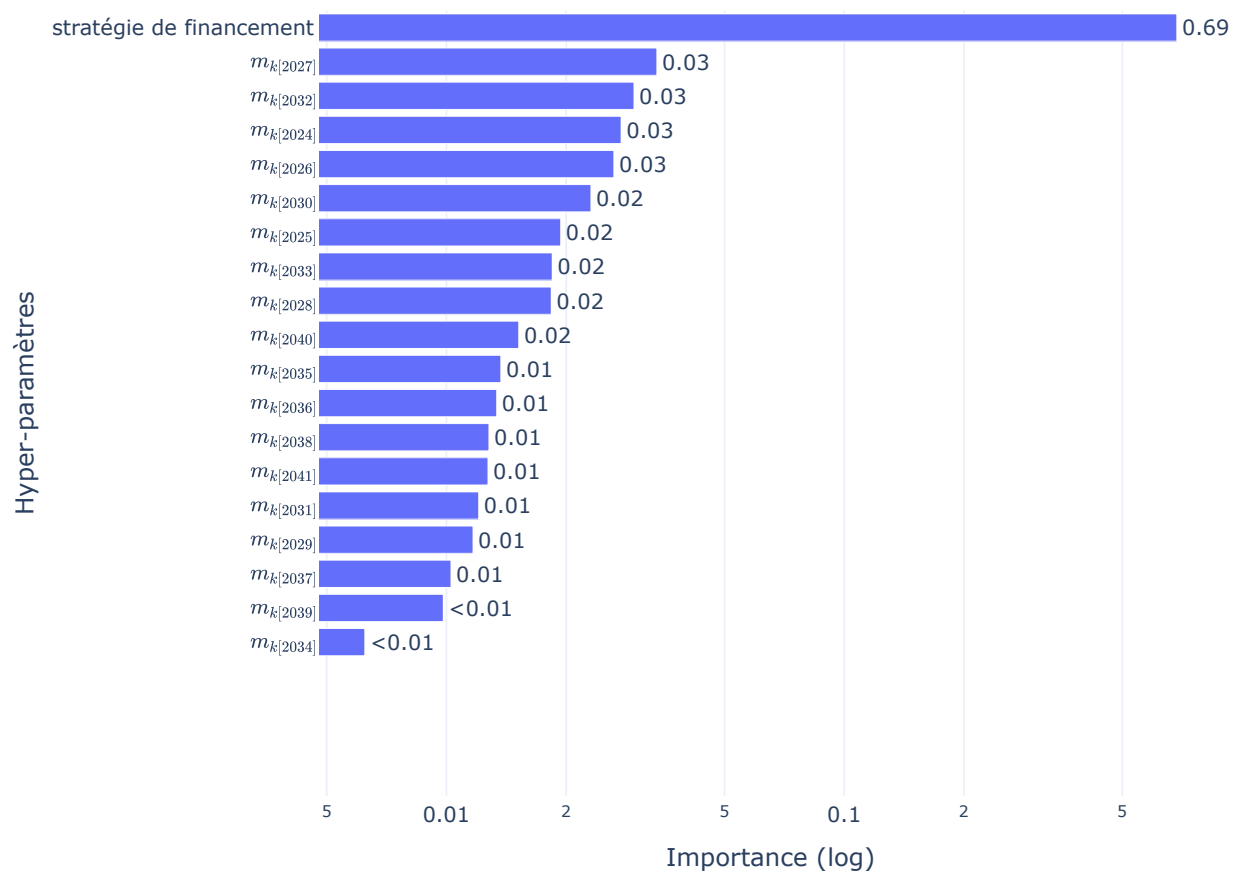


Figure 4.22 Stabilité de la solution : importance des années (k) dans le financement m par rapport à l'objectif obj par le biais de m_k

4.3.4 Synthèse des résultats

Pour conclure ce chapitre d'analyse, quelques observations globales sont portées à la lumière des données collectées et avec des données répertoriées dans la littérature. À titre de comparaison, l'étude de [15] fixe historiquement l'utilisation moyenne journalière 7.57 à 7.95h/jour ; tandis que dans notre étude, la valeur est doublé et revient à 14.5h/jr .

La prise en compte conjointe des contraintes de l'utilisateur final du véhicule, de l'opérateur énergétique et de l'investisseur d'infrastructure fait particulièrement écho à plusieurs méthodes récentes [11], [19], [18] comportant un aspect budgétaire et un de répartition équitable des ressources. La stratégie d'un financement précoce du déploiement étudié par SCHETTINI et al.[25] s'est avéré vraie, quand bien même une composante de taux d'inflation a été introduite dans cette étude.

L'objectif principal était de parvenir à un équilibre entre de faibles dépenses d'expansion, de faibles perturbations d'installations itératives (réduisant à terme le nombre de campagnes de travaux dans une région qui voit des récurrences annuelles de construction dans les mêmes zones), ainsi que la maximisation continue de l'accessibilité moyenne d'approvisionnement des utilisateurs. Reflétant ces critères, les indicateurs majeurs du plan de déploiement proposé pour la période allant de 2024 à 2041 sont synthétisés dans le tableau 4.6.

Tableau 4.6 Synthèse des indicateurs globaux de performance pour le scénario optimisé

Indicateur	Valeur	Valeur / RTA	Unité
Investissement total	125 430 000		\$
Dépenses en capital annuelles maximales	8 280 000		\$
Total de bornes (BdRE) installées	1 960		unité
Puissance médiane moyenne disponible	562.926		(W/port)

Enfin, on remarque que la distribution technologique des nouvelles installations proposées par l'optimisation révèle une préférence marquée pour des bornes à très haute puissance. Compte tenu de l'état actuel des ressources, garantissant ainsi un niveau adéquat de qualité de service lors de l'accroissement futur de la flotte électrique (voir tableau 4.7).

Tableau 4.7 Répartition technologique des BdREs déployées

Technologie	24kW	120kW	180kW	350kW
Nombre d'unités	898	462	300	300

CHAPITRE 5 CONCLUSION

Ce chapitre dresse le bilan des travaux réalisés et met en lumière les différents apports de ce mémoire. Dans un premier temps, les contributions principales de l'étude sont exposées (sec. 5.1). Ensuite, les limitations inhérentes aux modèles et aux données employées sont abordées (sec. 5.2). Enfin, des perspectives de recherche et des pistes d'amélioration futures sont proposées afin d'approfondir l'étude (sec. 5.3).

5.1 Contributions

Ce mémoire a proposé une approche multi-période pour l'optimisation du déploiement des bornes de recharge électrique au Québec, en prenant la région du Grand Montréal comme zone d'étude principale. L'analyse des données réelles de transactions de recharge, de la flotte de véhicules et des caractéristiques socio-démographiques des régions de tri d'acheminement a permis de dresser un portrait détaillé de l'évolution de la demande énergétique. À partir de ces données, un modèle de prévision basé sur la diffusion de l'innovation de Bass a été développé afin d'estimer la croissance de la flotte de véhicules électriques et la demande associée. Enfin, un modèle d'optimisation multi-période a été formulé pour maximiser la couverture géographique des BdREs tout en respectant les contraintes budgétaires, techniques et politiques. L'ensemble de ces travaux s'est appuyé sur une plateforme de traitement et d'orchestration des données combinant Dagster, MLflow et PostGIS, garantissant la reproductibilité et l'extensibilité des résultats.

5.2 Limitations

Malgré ces contributions, certaines limites inhérentes aux données et à la méthodologie doivent être soulignées. En premier lieu, la précision temporelle des prévisions est restreinte par la disponibilité des données de recensement de la population, publiées uniquement à intervalles de quatre ans. Par ailleurs, l'absence d'un registre exhaustif des bornes privées limite la représentativité de l'étude à la seule infrastructure publique, risquant de sur ou sous-estimer la demande.

Sur le plan de la modélisation, l'approche proposée omet la tarification par paliers de puissance selon le type de borne, telle qu'appliquée sur le réseau du *Circuit électrique*. En incluant celle-ci, il serait possible d'optimiser les dépenses de recharge pour l'utilisateur tout en se concentrant sur le besoin global d'accessibilité. De plus, la caractérisation de l'offre souffre d'une

prédominance historique de bornes de faible puissance (7.2 et 19.2 kW) qui occupent néanmoins un espace physique similaire à des bornes plus rapides, restreignant ainsi la diversité technologique dans l’élaboration de scénarios pleinement représentatifs des besoins futurs. Bien que l’intégration de variables de capacité d’entrée paramétrables (les *cap*) constitue un domaine d’amélioration du modèle, elle déplace inévitablement une partie de la complexité du problème vers le paramétrage. En modélisation stricte, l’intégration de la médiane des puissances installées dans la fonction d’évaluation représenterait une avenue pertinente pour favoriser l’égalité de service (en $W/port$) ; néanmoins, son implémentation entraîne une explosion combinatoire des temps de calcul nuisant à la résolution spatio-temporelle souhaitée. De même, le concept technologique de partage dynamique (e.i. 400 kW) de la puissance n’est pas modélisé explicitement, mais seulement approximé par l’ajustement du coût unitaire des BdREs afin de faire varier le ratio coût-puissance (c_i).

Enfin, le SI n’est pas conçu en prenant en compte la gestion des dimensions à volution lente (slowly changing dimension, SCD), c’est-à-dire de tenir compte des changements de description des membres que peut subir une dimension. Dans le cas actuel, le modèle s’appuie sur un environnement géographique statique, ne s’ajustant ni aux redécoupages territoriaux ultérieurs (évolution des recensements), ni aux évolutions du réseau routier depuis la date d’extraction des données *OpenStreetMap*. Un autre point est que pour simplifier le modèle, une monotonie croissante des ressources est assumée : ni le retrait ni le remplacement des bornes existantes ne sont modélisés. De surcroît, le choix de recourir exclusivement à la programmation linéaire empêche intrinsèquement l’intégration d’indicateurs de performance complexes et non linéaires pour mesurer l’équité.

5.3 Perspectives

Sur le plan de la modélisation et de l’équité, l’adoption de métriques plus granulaires, tel que l’indice de Theil normalisé, est préconisée. Il serait particulièrement pertinent de décliner cet indicateur pour chacun des principaux acteurs de l’écosystème : l’usager (via le coût de recharge, l’accessibilité étant indirectement en partie inclus par la minimisation des flux inter-zones), l’opérateur des BdREs (selon le taux de couverture spatiale des ports), et l’investisseur gouvernemental (via le coût global d’installation). Sans oublier l’usage de l’aire de zone comme paramètre d’entrée afin de comparer d’autres types de zones entre elles.

Par ailleurs, l’intégration d’une méthode d’analyse multicritères (AMCD) pour encadrer la sélection des hyperparamètres, que ce soit de manière inhérente au processus de sélection (*in-process*) ou subséquente (*post-process*), permettrait de mieux évaluer les compromis entre les différents paradigmes issus de l’optimisation MILP ou encore des hyperparamètres des

algorithmes de regroupements. Une validation opérationnelle à l'aide d'une simulation multi-agents peut aussi être envisagée. Ces tests de contrainte permettraient de valider la robustesse de l'infrastructure proposée vis-à-vis des exigences réelles tel que le niveau de congestion et les temps d'attente estimés. D'un point de vue stratégique, l'élaboration de ces deux propositions permet de quantifier la proposition afin de prendre une décision entre plusieurs solutions.

Et pour finir par une proposition à plus court terme, la robustesse de la plateforme bénéficierait de l'intégration du système d'automatisation via des services web et du standard SDMX (*Statistical Data and Metadata eXchange*) utilisé par Statistique Canada. Cela permettrait de suivre l'évolution temporelle des contours géographiques administratifs et des données topographiques au plus proche des événements de recharge. Pour soutenir tout cela et de la qualité des données lors des jointures entre différentes sources de jeux de données, il est crucial d'implémenter un schéma SCD de type 7 (à minima SCD 4), qui comprend entre autre : la valeur d'origine, la valeur courante ainsi que la plage d'utilisation de cette dernière, tout en ayant une clé naturelle et une clé artificielle. Par la suite la modélisation, notamment de M via une redéfinition du paramètre d'entrée $M_{z,i}(0)$ mais aussi de MC et b .

En somme, ce mémoire a posé les bases d'un cadre décisionnel robuste et adaptable pour le déploiement des infrastructures de recharge électrique au Québec. Les résultats obtenus démontrent la pertinence d'une approche basée sur les données et sur l'optimisation multi-période. Les perspectives identifiées ouvrent la voie à des travaux futurs visant à renforcer la précision, la flexibilité et la portée territoriale de la méthodologie, afin de soutenir efficacement la transition vers une mobilité électrique durable.

RÉFÉRENCES

- [1] FOURSQUARE. *Foursquare Categories and Core Attributes / Foursquare*. en. Data Products. Août 2025. URL : <https://docs.foursquare.com/data-products/docs/categories> (visité le 29/08/2025).
- [2] GOUVERNEMENT DU QUÉBEC. *Types de connecteurs pour la recharge des véhicules électriques*. fr. Gouvernement du Québec. Août 2025. URL : <https://www.quebec.ca/transports/transport-electrique/recharge/connecteurs> (visité le 18/08/2025).
- [3] Mohd Owais KHAN, Sheeraz KIRMANI et Mohd RIHAN. « A Comprehensive Review of Methodologies for the Optimal Allocation of Electric Vehicle Charging Stations alongside Distributed Generation ». In : *Smart Science* 13.2 (3 avr. 2025), p. 264-293. ISSN : null. DOI : 10.1080/23080477.2025.2500845. URL : <https://doi.org/10.1080/23080477.2025.2500845> (visité le 13/11/2025).
- [4] LE CIRCUIT ÉLECTRIQUE. *borne de recharge 200 kw*. fr. Se recharger. 2025. URL : <https://lecircuitelectrique.com/fr/bornes/borne-de-recharge-rapide-de-200-kw/>.
- [5] MINISTÈRE DE L'ENVIRONNEMENT, DE LA LUTTE CONTRE LES CHANGEMENTS CLIMATIQUES, DE LA FAUNE ET DES PARCS. *Engagements du Québec Nos cibles de réduction d'émissions de GES*. fr-qc. Août 2025. URL : <https://www.environnement.gouv.qc.ca/changementsclimatiques/engagement-quebec.asp> (visité le 12/08/2025).
- [6] SCIKITLEARN. *Linear Models*. en. scikit-learn. 10 sept. 2025. URL : https://scikit-learn/stable/modules/linear_model.html (visité le 10/09/2025).
- [7] Serdar ÇELİK. « Electric Vehicle Charging Stations : Model, Algorithm, Simulation, Location, and Capacity Planning ». en. In : *Heliyon* (avr. 2024). DOI : 10.1016/j.heliyon.2024.e29153. URL : <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29153>.
- [8] Nassr AL-DAHABREH, Mohammad Ali SAYED et Maurice J KHABBAZ. « A Data-Driven Framework for Improving Public EV Charging Infrastructure : Modeling and Forecasting ». en. In : (1^{er} mai 2024). ISSN : 1524-9050. DOI : 10.1109/TITS.2023.3337324.
- [9] Atefeh Hemmati GOLSEFIDI. « Incremental Expansion of Large Scale Fixed and Mobile Charging Infrastructure in Stochastic Environments : A Novel Graph-Based Benders Decomposition Approach ». en. In : *Applied Energy* (9 déc. 2024). DOI : 10.1016/j.apenergy.2024.124985.

- [10] Xiangyong LUO, Michael J. KUBY, Yudai HONMA, Mouna KCHAOU-BOUJELBEN, XUESONG et ZHOU. « Innovation Diffusion in EV Charging Location Decisions : Integrating Demand & Supply through Market Dynamics ». Version 1. In : *res* (fév. 2024). DOI : 10.48550/ARXIV.2402.14263. URL : <https://arxiv.org/abs/2402.14263> (visité le 27/03/2024).
- [11] Pokpong PRAKOBKAEW et Somporn SIRISUMRANNUKUL. « Optimal Locating and Sizing of Charging Stations for Large-scale Areas Based on GIS Data and Grid Partitioning ». en. In : *IET Generation, Transmission & Distribution* 18.6 (mars 2024), p. 1235-1254. ISSN : 1751-8687, 1751-8695. DOI : 10.1049/gtd2.13046. URL : <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1049/gtd2.13046> (visité le 27/03/2024).
- [12] RADIO CANADA. *Bornes de recharge : Hydro-Québec veut laisser sa place au secteur privé*. fr. Radio-Canada. 26 avr. 2024. URL : <https://ici.radio-canada.ca/nouvelle/2067758/bornes-electriques-voitures-hydro-quebec-prive-stations-essence> (visité le 03/12/2025).
- [13] Weilun WANG, Yikui LIU, Wei WEI et Lei WU. « A Bilevel EV Charging Station and DC Fast Charger Planning Model for Highway Network Considering Dynamic Traffic Demand and User Equilibrium ». en. In : *IEEE Transactions on Smart Grid* 15.1 (jan. 2024), p. 714-728. ISSN : 1949-3053, 1949-3061. DOI : 10.1109/TSG.2023.3275013. URL : <https://ieeexplore.ieee.org/document/10122631/> (visité le 23/05/2024).
- [14] A K M YOUSUF, Zhanle WANG, Raman PARANJPE et Yili TANG. « An In-Depth Exploration of Electric Vehicle Charging Station Infrastructure : A Comprehensive Review of Challenges, Mitigation Approaches, and Optimization Strategies ». en. In : (16 juin 2024). ISSN : 2169-3536. DOI : 10.1109/ACCESS.2024.3385731.
- [15] Farzaneh FARHADI, Shixiao WANG, Roberto PALACIN et Phil BLYTHE. « Data-Driven Multi-Objective Optimization for Electric Vehicle Charging Infrastructure ». en. In : *iScience* 26.10 (oct. 2023), p. 107737. ISSN : 25890042. DOI : 10.1016/j.isci.2023.107737. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S258900422301814X> (visité le 02/10/2025).
- [16] Fausta J. FAUSTINO, José Calixto LOPES, Joel D. MELO, Thales SOUSA, Antonio PADILHA-FELTRIN, José A.S. BRITO et Claudio O. GARCIA. « Identifying Charging Zones to Allocate Public Charging Stations for Electric Vehicles ». en. In : *Energy* 283 (nov. 2023), p. 128436. ISSN : 03605442. DOI : 10.1016/j.energy.2023.128436. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360544223018303> (visité le 01/11/2023).

- [17] GOUVERNEMENT DU QUÉBEC. *Plan de mise en œuvre 2023-2028 du Plan pour une économie verte 2030*. fr. Québec, Canada, nov. 2023. 78 p. ISBN : 978-2-550-91029-9. URL : <https://www.quebec.ca/gouvernement/politiques-orientations/plan-economie-verte>.
- [18] Mohammad M. HAMED, Dima M. KABTAWI, Adel AL-ASSAF, Omar ALBATAYNEH et Emhaidy S. GHARAIBEH. « Random Parameters Modeling of Charging-Power Demand for the Optimal Location of Electric Vehicle Charge Facilities ». en. In : *Journal of Cleaner Production* 388 (fév. 2023), p. 136022. ISSN : 09596526. DOI : 10.1016/j.jclepro.2023.136022. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0959652623001804> (visité le 01/11/2023).
- [19] Mingjia HE, Panchamy KRISHNAKUMARI, Ding LUO et Jiaqi CHEN. « A Data-Driven Integrated Framework for Fast-Charging Facility Planning Using Multi-Period Bi-Objective Optimization ». Version 1. In : (21 nov. 2023). DOI : 10.48550/ARXIV.2311.12700. URL : <https://arxiv.org/abs/2311.12700> (visité le 27/03/2024).
- [20] HYDRO-QUÉBEC. *Export des données de transactions du circuit-électrique*. fr. PowerBI. Version 3. 2023.
- [21] IEA. *Global EV Policy Explorer*. en. 26 avr. 2023. URL : <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-tools/global-ev-policy-explorer> (visité le 03/11/2023).
- [22] Jiyong LI, Chengye LIU, Yasai WANG, Ran CHEN et Xiaoshuai XU. « Bi-Level Programming Model Approach for Electric Vehicle Charging Stations Considering User Charging Costs ». en. In : *Electric Power Systems Research* 214 (jan. 2023), p. 108889. ISSN : 03787796. DOI : 10.1016/j.epsr.2022.108889. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378779622009403> (visité le 22/05/2024).
- [23] Abdollah LONI et Somayeh ASADI. « Data-Driven Equitable Placement for Electric Vehicle Charging Stations : Case Study San Francisco ». en. In : *Energy* 282 (nov. 2023), p. 128796. ISSN : 03605442. DOI : 10.1016/j.energy.2023.128796. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360544223021904> (visité le 01/11/2023).
- [24] Ruikang LUO, Yaofeng SONG, Liping HUANG, Yicheng ZHANG et Rong SU. « AST-GIN : Attribute-Augmented Spatiotemporal Graph Informer Network for Electric Vehicle Charging Station Availability Forecasting ». en. In : *Sensors* 23.4 (10 fév. 2023), p. 1975. ISSN : 1424-8220. DOI : 10.3390/s23041975. URL : <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/4/1975> (visité le 26/05/2023).

- [25] Tommaso SCHETTINI, Mauro dell'AMICO, Francesca FUMERO, Ola JABALI et Federico MALUCELLI. « Locating and Sizing Electric Vehicle Chargers Considering Multiple Technologies ». en. In : *Energies* 16.10 (18 mai 2023), p. 4186. ISSN : 1996-1073. DOI : 10.3390/en16104186. URL : <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/10/4186> (visité le 01/11/2023).
- [26] SOCIÉTÉ DE L'ASSURANCE AUTOMOBILE DU QUÉBEC. *Véhicules en circulation*. fr. 18 déc. 2023. URL : <https://www.donneesquebec.ca/recherche/dataset/vehicules-en-circulation> (visité le 25/08/2025).
- [27] STATISTIQUE CANADA. *Dénombrement Des Entreprises Canadiennes Avec Employés Par Secteur de Diffusion et Code SCIAN*. en. Version 5.1. doi :10.5683/SP/FLLHOV. 2 mars 2023. DOI : 10.5683/SP/FLLHOV. URL : https://odesi.ca/en/details?id=/dataverse_sp/doi__10-5683_SP_FLLHOV.xml (visité le 29/09/2025).
- [28] STATISTIQUE CANADA. *Fichiers Numériques Des Limites de Géographie Du Recensement*. 29 sept. 2023. URL : <https://www12.statcan.gc.ca/census-recensement/2021/geo/sip-pis/boundary-limites/index2021-fra.cfm?year=21>.
- [29] Zhiyan YI, Bingkun CHEN, Xiaoyue Cathy LIU, Ran WEI, Jianli CHEN et Zhuo CHEN. « An Agent-Based Modeling Approach for Public Charging Demand Estimation and Charging Station Location Optimization at Urban Scale ». en. In : *Computers, Environment and Urban Systems* 101 (avr. 2023), p. 101949. ISSN : 01989715. DOI : 10.1016/j.compenvurbsys.2023.101949. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0198971523000121> (visité le 01/11/2023).
- [30] Fareed AHMAD, Atif IQBAL, Imtiaz ASHRAF, Mousa MARZBAND et Irfan KHAN. « Optimal Location of Electric Vehicle Charging Station and Its Impact on Distribution Network : A Review ». en. In : *Energy Reports* 8 (nov. 2022), p. 2314-2333. ISSN : 23524847. DOI : 10.1016/j.egyr.2022.01.180. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2352484722001809> (visité le 11/10/2023).
- [31] Joshua FAN, Junwen BAI, Zhiyun LI, Ariel ORTIZ-BOBEA et Carla P. GOMES. « A GNN-RNN Approach for Harnessing Geospatial and Temporal Information : Application to Crop Yield Prediction ». en. In : *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* 36.11 (28 juin 2022), p. 11873-11881. ISSN : 2374-3468, 2159-5399. DOI : 10.1609/aaai.v36i11.21444. URL : <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/21444> (visité le 23/09/2025).

- [32] Statistique Canada GOUVERNEMENT DU CANADA. *Population Projetée Selon Le Groupe Racisé, Le Statut Des Générations, et Certaines Caractéristiques Sélectionnées (x 1 000)*. en. table. 17-10-0146-01. 8 sept. 2022. DOI : 10.25318/1710014601-eng. URL : <https://www150.statcan.gc.ca/t1/tbl1/en/tv.action?pid=1710014601> (visité le 25/08/2025).
- [33] Statistique Canada GOUVERNEMENT DU CANADA. *Projections démographiques pour le Canada et ses régions sur les thèmes de l'immigration et de la diversité*. fr. 30 août 2022. URL : https://www23.statcan.gc.ca/imdb/p2SV_f.pl?Function=getSurvey&SDDS=5126 (visité le 25/08/2025).
- [34] Statistiques Canada GOUVERNEMENT DU CANADA. *Correspondence Table : North American Industry Classification System (NAICS) Canada 2017 Version 3.0 to North American Industry Classification System (NAICS) Canada 2022 Version 1.0*. en. 26 juill. 2022. URL : https://www.statcan.gc.ca/en/statistical-programs/document/naics2017v3_0-2022v1_0 (visité le 28/08/2025).
- [35] Conor F. HAYES, Roxana RĂDULESCU, Eugenio BARGIACCHI, Johan KÄLLSTRÖM, Matthew MACFARLANE, Mathieu REYMOND, Timothy VERSTRAETEN, Luisa M. ZINTGRAF, Richard DAZELEY, Fredrik HEINTZ, Enda HOWLEY, Athirai A. IRISSAPPANE, Patrick MANNION, Ann NOWÉ, Gabriel RAMOS, Marcello RESTELLI, Peter VAMPLEW et Diederik M. ROIJERS. « A Practical Guide to Multi-Objective Reinforcement Learning and Planning ». en. In : *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems* 36.1 (avr. 2022), p. 26. ISSN : 1387-2532, 1573-7454. DOI : 10.1007/s10458-022-09552-y. URL : <https://link.springer.com/10.1007/s10458-022-09552-y> (visité le 29/06/2023).
- [36] René RICHARD, Hung CAO et Monica WACHOWICZ. « EVStationSIM : An End-to-End Platform to Identify and Interpret Similar Clustering Patterns of EV Charging Stations across Multiple Time Slices ». en. In : *Applied Energy* 322 (sept. 2022), p. 119491. ISSN : 03062619. DOI : 10.1016/j.apenergy.2022.119491. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261922008133> (visité le 26/05/2023).
- [37] STATISTIQUE CANADA. *Fichier des limites des régions de tri d'acheminement censitaires, guide de référence, Année de recensement 2021*. fr. 21 sept. 2022. URL : <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/catalogue/92-179-G2021001> (visité le 27/08/2025).
- [38] STATISTIQUE CANADA. *Profil Du Recensement, Recensement de La Population de 2021*. en. 9 fév. 2022. URL : <https://www12.statcan.gc.ca/census-recensement/2021/dp-pd/prof/index.cfm?Lang=E> (visité le 27/10/2025).

- [39] STATISTIQUE CANADA. *Profil du recensement, Recensement de la population de 2021 (français)*. fr. 9 fév. 2022. URL : <https://www12.statcan.gc.ca/census-recensement/2021/dp-pd/prof/index.cfm?Lang=F> (visité le 25/08/2025).
- [40] STATISTIQUE CANADA. *Projections démographiques pour le Canada et ses régions sur les thèmes de l'immigration et de la diversité, 2016 à 2041 : aperçu des hypothèses et des scénarios*. fr. 8 sept. 2022. URL : <https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/17-20-0001/172000012022001-fra.htm> (visité le 25/08/2025).
- [41] STATISTIQUE CANADA. *Région Administrative Par Census de Division Pour Le Recensement de 2021*. en. 9 fév. 2022. URL : https://www12.statcan.gc.ca/census-recensement/2021/geo/sip-pis/boundary-limités/files-fichiers/lcd_000b21a_e.zip (visité le 27/10/2025).
- [42] VILLE DE MONTRÉAL. *étude prospective des besoins de déploiement du réseau public de recharge électrique de la ville de montréal pour la période 2021-2030*. fr. 7 sept. 2022.
- [43] Zhiyan YI, Xiaoyue Cathy LIU et Ran WEI. « Electric Vehicle Demand Estimation and Charging Station Allocation Using Urban Informatics ». en. In : *Transportation Research Part D : Transport and Environment* 106 (mai 2022), p. 103264. ISSN : 13619209. DOI : 10.1016/j.trd.2022.103264. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1361920922000931> (visité le 01/11/2023).
- [44] Surbhi AGGARWAL et Amit Kumar SINGH. « Electric Vehicles the Future of Transportation Sector : A Review ». en. In : *Energy Sources, Part A : Recovery, Utilization, and Environmental Effects* (15 sept. 2021), p. 1-21. ISSN : 1556-7036, 1556-7230. DOI : 10.1080/15567036.2021.1976322. URL : <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/15567036.2021.1976322> (visité le 12/02/2024).
- [45] Morteza DABBAGHJAMANESH, Amirhossein MOEINI et Abdollah KAVOUSI-FARD. « Reinforcement Learning-Based Load Forecasting of Electric Vehicle Charging Station Using Q -Learning Technique ». en. In : *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 17.6 (juin 2021), p. 4229-4237. ISSN : 1551-3203, 1941-0050. DOI : 10.1109/TII.2020.2990397. URL : <https://ieeexplore.ieee.org/document/9078831/> (visité le 26/05/2023).
- [46] Christos KAROLEMEAS, Stefanos TSIGDINOS, Panagiotis G. TZOURAS, Alexandros NIKITAS et Efthimios BAKOGIANNIS. « Determining Electric Vehicle Charging Station Location Suitability : A Qualitative Study of Greek Stakeholders Employing Thematic Analysis and Analytical Hierarchy Process ». en. In : *Sustainability* 13.4 (20 fév. 2021), p. 2298. ISSN : 2071-1050. DOI : 10.3390/su13042298. URL : <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/4/2298> (visité le 19/10/2023).

- [47] Mouna KCHAOU-BOUJELBEN. « Charging Station Location Problem : A Comprehensive Review on Models and Solution Approaches ». en. In : *Transportation Research Part C : Emerging Technologies* 132 (nov. 2021), p. 103376. ISSN : 0968090X. DOI : 10.1016/j.trc.2021.103376. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0968090X21003776> (visité le 26/05/2023).
- [48] VILLE DE MONTRÉAL et DUNSKY. *Diagnostic et modélisation des VÉ 2013-2030 Rapport final révisé - Dunsky 2021-06-21.pdf*. fr. Bureau de la transition écologique et de la résilience, 21 mai 2021.
- [49] Ismail ZEJLI. « Regroupement par algorithme hiérarchique et k-means des profils d'usage des bornes de recharge publiques de véhicules électrique et analyse des facteurs d'usage liés à leur environnement ». fr. In : (déc. 2021).
- [50] CORDIS. « Electric Vehicle Charging Infrastructure for Improved User Experience - Study Questions and KPIs 1.1 ». en. In : *Commission Européenne* (15 oct. 2020). DOI : 10.3030/875131. URL : <https://cordis.europa.eu/project/id/875131/reporting/fr> (visité le 11/02/2024).
- [51] Li HE, Bruno AGARD et Martin TRÉPANIÉ. « A Classification of Public Transit Users with Smart Card Data Based on Time Series Distance Metrics and a Hierarchical Clustering Method ». en. In : *Transportmetrica A : Transport Science* 16.1 (20 déc. 2020), p. 56-75. ISSN : 2324-9935, 2324-9943. DOI : 10.1080/23249935.2018.1479722. URL : <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/23249935.2018.1479722> (visité le 26/05/2023).
- [52] Dandan HU, Jinsong ZHANG et Zhi-Wei LIU. « Charging Stations Expansion Planning under Government Policy Driven Based on Bayesian Regularization Backpropagation Learning ». en. In : *Neurocomputing* 416 (nov. 2020), p. 47-58. ISSN : 09252312. DOI : 10.1016/j.neucom.2019.03.092. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925231219308677> (visité le 03/04/2024).
- [53] Geoff BOEING. « Urban Spatial Order : Street Network Orientation, Configuration, and Entropy ». en. In : *Applied Network Science* 4.1 (août 2019), p. 67. ISSN : 2364-8228. DOI : 10.1007/s41109-019-0189-1. URL : <http://dx.doi.org/10.1007/s41109-019-0189-1> (visité le 26/05/2023).
- [54] Guanpeng DONG, Jing MA, Ran WEI et Jonathan HAYCOX. « Electric Vehicle Charging Point Placement Optimisation by Exploiting Spatial Statistics and Maximal Coverage Location Models ». en. In : *Transportation Research Part D : Transport and Environment* 67 (fév. 2019), p. 77-88. ISSN : 13619209. DOI : 10.1016/j.trd.2018.11.005.

- URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1361920918303729> (visité le 01/11/2023).
- [55] Akhil Raj KIZHAKKAN, Akshay Kumar RATHORE et Anjali AWASTHI. « Review of Electric Vehicle Charging Station Location Planning ». en. In : *2019 IEEE Transportation Electrification Conference (ITEC-India)*. 2019 IEEE Transportation Electrification Conference (ITEC-India). Bengaluru, India : IEEE, déc. 2019, p. 1-5. ISBN : 978-1-7281-3169-6. DOI : 10.1109/ITEC-India48457.2019.ITECINDIA2019-226. URL : <https://ieeexplore.ieee.org/document/9080820/> (visité le 26/05/2023).
- [56] STATISTIQUE CANADA. *Canadian Business Counts, Dissemination Area (DA) Level [Custom Tabulation]*. Version 5.1. (Business Register Division). 8 sept. 2017. DOI : 10.5683/SP/FLLH0V. URL : <https://doi.org/10.5683/SP/FLLH0V>.
- [57] Sylvia Y. HE, Yong-Hong KUO et Dan WU. « Incorporating Institutional and Spatial Factors in the Selection of the Optimal Locations of Public Electric Vehicle Charging Facilities : A Case Study of Beijing, China ». en. In : *Transportation Research Part C : Emerging Technologies* 67 (juin 2016), p. 131-148. ISSN : 0968090X. DOI : 10.1016/j.trc.2016.02.003. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0968090X16000486> (visité le 26/03/2024).
- [58] STATISTIQUE CANADA. *Profile de Recensement de La Population de 2016*. en. 2016. URL : <https://www12.statcan.gc.ca/census-recensement/2016/dp-pd/prof/details/download-telecharger/comp/GetFile.cfm?Lang=E&FILETYPE=CSV&GEON0=046>.
- [59] GOUVERNEMENT DU CANADA. *Région de tri d'acheminement — Définition*. fr. 28 mai 2015. URL : <https://ised-isde.canada.ca/site/bureau-surintendant-faillites/fr/statistiques-recherche/rapports-systeme-classification-industries-lamerique-nord-scian/region-tri-dacheminement-definition> (visité le 18/08/2025).

ANNEXE A ANALYSE DESCRIPTIVE

Tableau A.1 SoC des véhicules lors d'une transaction pour différentes puissances nominales de bornes

Puissance Nominale [kW]	Début	Fin
24	41.2	70.4
50	34.1	71.1
100	32.2	71.0
120	32.0	71.5
180	32.3	72.2
350	32.7	69.7

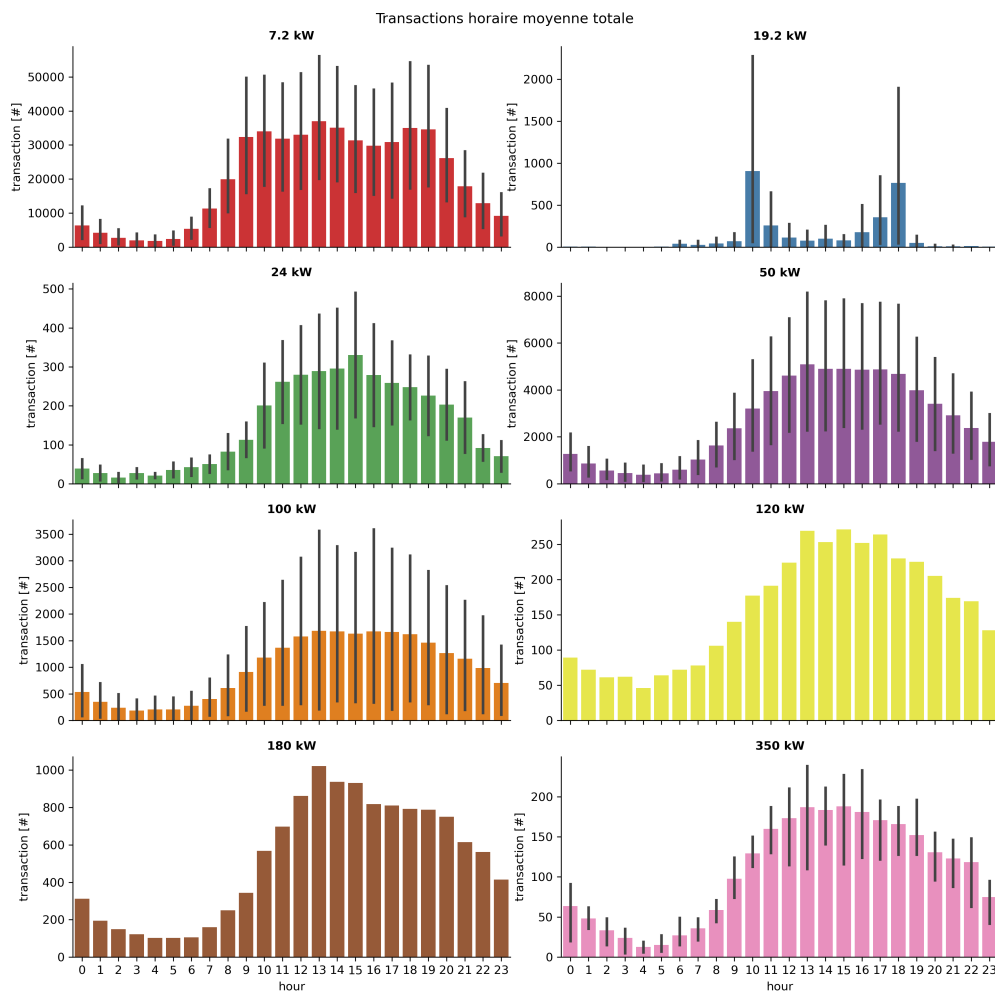


Figure A.1 Transactions horaires moyennes totale

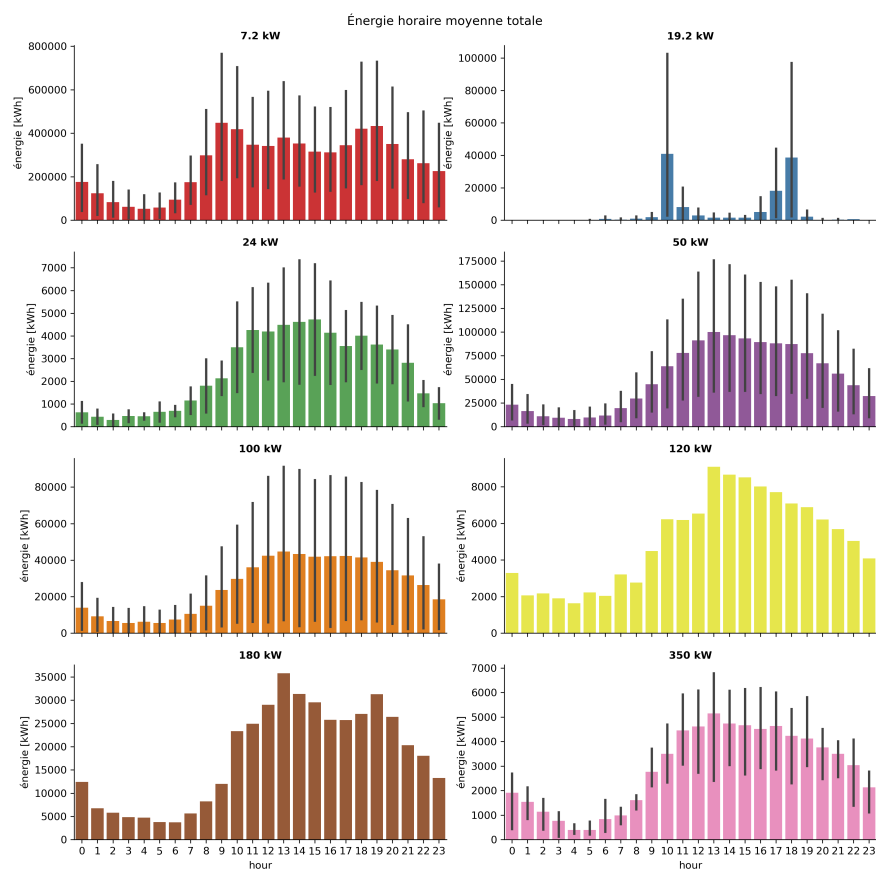


Figure A.2 Énergie horaire moyenne totale

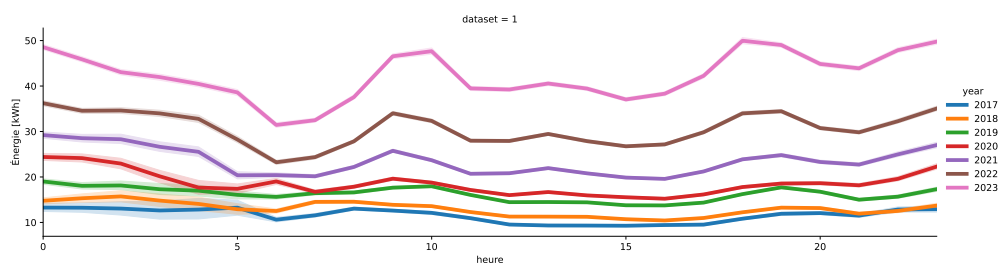


Figure A.3 Énergie moyenne délivrée par heure par les BdREs des zones d'études de 2017 à 2023

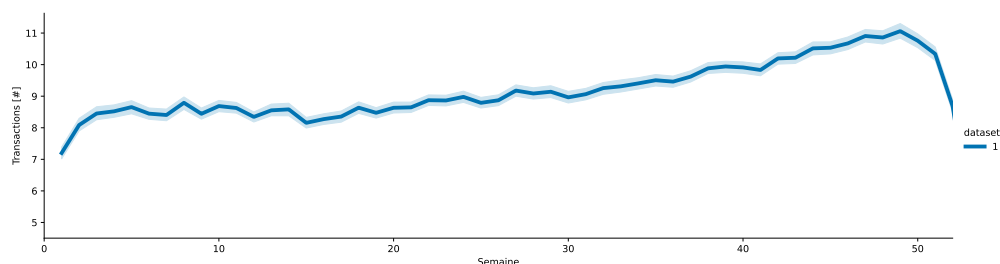


Figure A.4 Transactions hebdomadaires des BdREs des zones d'études avec les années 2017 à 2023 comme bandes d'erreurs [semaine 53 supprimée]

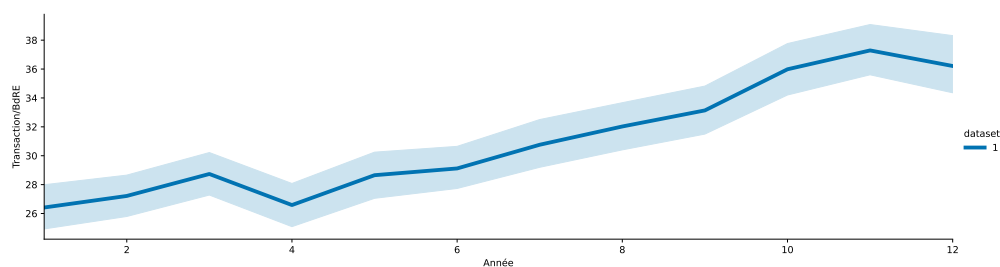


Figure A.5 transactions mensuelles des zones d'études avec les années 2017 à 2023 comme bandes d'erreurs

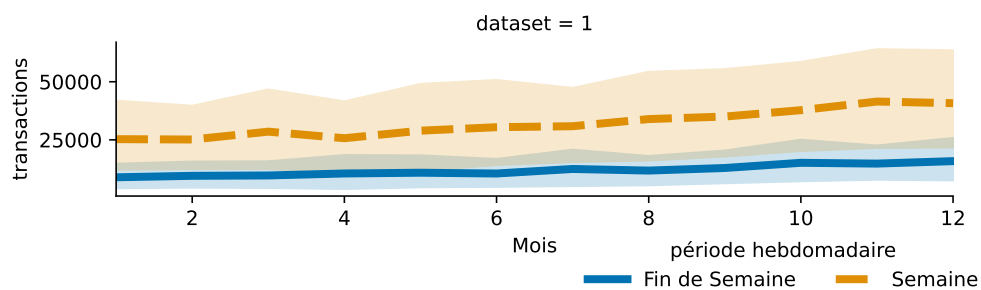


Figure A.6 transactions annuelles des BdREs des zones d'études de 2017 à 2023