



Titre: Contributions à l'analyse des comportements de réservation des usagers d'un service d'autopartage
Title: usagers d'un service d'autopartage

Auteur: Linda Chau
Author: Linda Chau

Date: 2025

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Chau, L. (2025). Contributions à l'analyse des comportements de réservation des usagers d'un service d'autopartage [Master's thesis, Polytechnique Montréal].
Citation: PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/71644/>

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

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/71644/>
PolyPublie URL: <https://publications.polymtl.ca/71644/>

Directeurs de recherche: Martin Trépanier
Advisors: Martin Trépanier

Programme: Maîtrise recherche en génie industriel
Program: Maîtrise recherche en génie industriel

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Contributions à l'analyse des comportements de réservation des usagers d'un
service d'autopartage**

LINDA CHAU

Département de mathématiques et de génie industriel

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

Génie industriel

Octobre 2025

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

Contributions à l'analyse des comportements de réservation des usagers d'un service d'autopartage

présenté par **Linda CHAU**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Maha BEN ALI, présidente

Martin TRÉPANIÉ, membre et directeur de recherche

Delphine VAILLANCOURT, membre

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude aux personnes qui ont rendu ce projet possible.

Tout d'abord, je remercie mon directeur de recherche, Martin Trépanier, pour sa guidance, son soutien et sa confiance en mes capacités depuis ma formation au baccalauréat. Son expertise m'a permis d'approfondir mes réflexions et ma recherche.

Je souhaite également remercier Amaury Philippe, pour ses précieux conseils et le partage de fichiers. Il a pris le temps de répondre à mes questions, d'annoter des cartes géographiques des services de Communauto présentées à la section 2.2.2, de me fournir un fichier de limites territoriales de la RMM et de m'aider à programmer certaines parties dont je n'aurai pas été capable de terminer seule.

Je remercie aussi Communauto qui a mis à ma disposition du temps pour me rencontrer et les données de son service d'autopartage essentielles pour mon travail.

J'aimerais souligner l'apport financier du Centre interuniversitaire de recherche sur les réseaux d'entreprise, la logistique et le transport (CIRRELT), du Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG), de la Fondation et Alumni de Polytechnique Montréal ainsi que de Mitacs.

Enfin, je tiens à remercier mon entourage. À Gino Poitra, qui prend le temps de répondre à mes questions techniques. À mes parents, qui ont toujours cru en moi. Leurs encouragements m'ont donné la force nécessaire pour mener à bien ce mémoire.

RÉSUMÉ

Dans un contexte où la transition vers des modes de transport plus verts devient un enjeu majeur, l'autopartage émerge comme une solution prometteuse pour réduire la dépendance à la voiture individuelle. Elle contribue à la diversification des options de déplacement en complémentarité avec d'autres formes de mobilité durable telles que le transport en commun, le vélo et la marche. Dans ce domaine, Communauto se distingue par son rôle pionnier. Fondée à Montréal, l'entreprise est aujourd'hui le plus grand fournisseur de services d'autopartage en Amérique du Nord. Elle propose deux types : en libre-service ou en station.

Cette étude vise à recommander des ressources à Communauto pour mieux répondre à la demande en station en examinant les comportements des abonnés de la région métropolitaine de Montréal. Bien que plusieurs recherches aient exploré les bénéfices de l'autopartage, peu d'études se sont penchées sur les habitudes de réservation des clients. Les comprendre permet non seulement d'optimiser l'utilisation des ressources disponibles, mais aussi d'orienter les stratégies de développement du service.

Une analyse statistique des données de Communauto combinées aux informations territoriales et démographiques a été menée grâce aux logiciels RStudio et QGIS. Elle inclut des éléments du profil des membres, notamment le genre, l'âge, le type de forfait et la localisation résidentielle. L'usage du service de l'utilisateur, les caractéristiques des stations et des réservations ainsi que les dimensions temporelles sont également considérées. Les résultats sont présentés sous forme de graphiques et de cartes géographiques. Des méthodes d'apprentissage automatique ont été utilisées afin de prédire le statut final d'une réservation contribuant à une meilleure compréhension des variables importantes.

Dans le cadre de ce mémoire, des termes ont été définis pour approfondir des phénomènes observés comme la fausse annulation, soit une annulation suivie d'une nouvelle réservation honorée à la même date du début de réservation. Elles représentent 11,67% des réservations, alors que 70,61% sont des réservations honorées et 17,72%, des réelles annulations.

L'analyse des comportements de réservation dévoile plusieurs tendances. Les réservations planifiées pour la fin de semaine ou la période estivale révèlent un taux d'annulation plus élevé. Une inscription effectuée à l'approche de la date du début de la réservation manifeste une plus forte probabilité d'être honorée. Les femmes annulent plus fréquemment et de manière plus anticipée

que les hommes. Les utilisateurs de l'ouest, du centre, de l'est et de la banlieue de l'île de Montréal adoptent des habitudes distinctes. Les réservations de plus d'un jour rencontrent deux fois plus d'annulations que celles de durée inférieure. Les stations situées au centre-ville ou réservées aux résidents d'un immeuble sont généralement plus honorées.

Deux modèles de différentes complexités sont explorés comme outils de prédiction des comportements de réservation. Les valeurs des indicateurs de la forêt aléatoire dépassent ceux de l'arbre de décision. L'exactitude de la forêt d'arbres décisionnels atteint 77,51% contre 69,67%, tandis que le score F1 s'élève à 85,15% comparativement à 77,84%. Certaines variables, dont celles associées à l'usage du service, augmentent la qualité de la prédiction.

Les tendances observées permettent d'anticiper les comportements des abonnés et d'identifier des leviers d'intervention pour ajuster les politiques de gestion des réservations ou améliorer la prédiction de la demande. Dans le but de mieux organiser la flotte, Communauto pourrait appliquer la forêt aléatoire fréquemment. Si leur objectif est plutôt de réduire les annulations, le plan d'action devrait cibler les caractéristiques les plus étroitement corrélées.

ABSTRACT

In a context where the transition toward more sustainable mobility is becoming a major challenge, carsharing is emerging as a promising solution to reduce dependence on private vehicles. It contributes to diversifying transportation options in a way that complements other sustainable modes of transport, such as public transit, bikesharing, and active mobility, including cycling and walking. In this field, Communauto stands out as a pioneering actor. Founded in Montreal, the company is now the largest carsharing provider in North America. It offers two types of carsharing services: free-floating and station-based.

This study aims to deliver resources for Communauto to better meet the demand for station-based carsharing by examining user behaviours within the Montreal Metropolitan Region. While several studies have explored the benefits of station-based carsharing, few have focused specifically on the reservation behaviours of customers. Understanding these habits is essential not only for optimizing the use of available resources, but also for guiding strategic planning and service development.

A statistical analysis was conducted exploiting Communauto's internal data, combined with territorial and demographic data. This analysis was carried out utilizing RStudio and QGIS software and includes variables related to client profiles, such as gender, age, package type and place of residence, as well as their usage of the service, characteristics of stations and reservations, and the temporal dimensions of reservations. The results are presented in the form of graphs and geographic maps. In addition, machine learning methods were applied to predict the final status of a reservation, thereby contributing to a better understanding of the most influential variables.

As part of this research, specific terms were defined to better capture observed patterns, such as false cancellations, which are cancellations followed by new reservations honoured on the same start date. These represent 11.67% of reservations, while 70.61% are honoured reservations and 17.72% are genuine cancellations.

Analysis of reservation behaviour reveals several trends. Reservations planned for the weekend or summer period have a higher cancellation rate. A reservation made close to the start date of the reservation tends to be honoured. Women cancel more frequently and earlier than men. Residents of the west, centre, east and suburbs of the Island of Montreal exhibit different behaviours.

Reservations of more than one day are cancelled twice as often as those of shorter duration. Stations located downtown or reserved for residents of a building are generally more likely to be honoured.

Two models of varying complexity are explored as tools for predicting reservation behaviour. The random forest indicators outperform those of the decision tree. The accuracy of the decision tree forest reaches 77.51% compared to 69.67%, while the F1 score rises from 77.84% to 85.15%. Certain variables enable better predictions, such as those associated with service usage.

The trends observed help anticipate user behaviour and identify actionable to adjust reservation management policies or improve demand forecasting. To better organize the fleet, Communauto could apply random forests frequently. If their objective is to reduce cancellations, interventions should target the characteristics most closely correlated.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	III
RÉSUMÉ.....	IV
ABSTRACT	VI
LISTE DES TABLEAUX.....	XI
LISTE DES FIGURES.....	XIII
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XIX
LISTE DES ANNEXES.....	XX
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
1.1 Mise en contexte.....	1
1.2 Objectifs de recherche	2
1.3 Structure du mémoire	2
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	4
2.1 Concept de l'autopartage.....	4
2.1.1 Définition	4
2.1.2 Profil typique d'un usager de service d'autopartage.....	5
2.2 Modes de transport de la RMM en 2022	6
2.2.1 Transport collectif	6
2.2.2 Services d'autopartage de Communauto dans la RMM.....	8
2.3 Système de réservation.....	11
2.4 Modèle de prédiction dans le cadre de l'autopartage	12
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE	15
3.1 Lexique des concepts	15
3.1.1 Réservation.....	16

3.1.2	Chaine.....	16
3.1.3	Transaction	16
3.1.4	Statut de réservation	16
3.1.5	Visualisation des indicateurs : taux et délai	18
3.2	Traitement de données	19
3.3	Formation des chaines à partir des transactions	28
3.4	Construction de l'arbre de décision.....	32
3.4.1	Fondements théoriques d'un arbre de décision	33
3.4.2	Choix des variables à intégrer	35
3.4.3	Configuration de l'algorithme et évaluation	37
CHAPITRE 4	ANALYSE DESCRIPTIVE.....	39
4.1	Statuts des réservations	39
4.2	Délais.....	43
4.2.1	Délai de réservations honorées.....	46
4.2.2	Délai de vraies annulations	48
4.2.3	Délai de fausses annulations	50
4.3	Caractéristiques des abonnés.....	52
4.3.1	Genre	52
4.3.2	Âge	62
4.3.3	Type de forfait.....	68
4.3.4	Fréquence d'utilisation du service.....	71
4.3.5	Lieu de domicile.....	72
4.4	Caractéristiques des réservations	79
4.4.1	Comparaison avec le LS.....	79

4.4.2	Réservation de plus d'un jour.....	80
4.5	Caractéristiques du réseau	87
CHAPITRE 5 MODÉLISATION DES COMPORTEMENTS DE RÉSERVATION		94
5.1	Application de la matrice de confusion aux modèles de prédiction des comportements de réservation	94
5.2	Comparaison d'arbres de décision selon le type de variables	94
5.3	Arbre de décision final	95
5.3.1	Variables d'usage d'ABS par client dans l'arbre de décision	96
5.3.2	Variables sur la réservation dans l'arbre de décision	97
5.3.3	Variable sur la station dans l'arbre de décision.....	101
5.3.4	Variables sur l'abonné dans l'arbre de décision.....	101
5.4	Forêt d'arbres décisionnels	102
5.4.1	Variables d'usage d'ABS par client dans la forêt d'arbres décisionnels	103
5.4.2	Variables sur la réservation dans la forêt d'arbres décisionnels	104
5.4.3	Variable sur la station dans la forêt d'arbres décisionnels.....	108
5.4.4	Variables sur l'abonné dans la forêt d'arbres décisionnels.....	108
CHAPITRE 6 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS		110
6.1	Contribution	110
6.2	Limitations	110
6.3	Perspectives	111
6.4	Recommandations	112
RÉFÉRENCES.....		115
ANNEXES		123

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1 Symboles des types de transactions.....	16
Tableau 3.2 Variables dans la base de données des données transactionnelles de Communauto.	23
Tableau 3.3 Variables dans la base de données des informations des clients de Communauto ...	25
Tableau 3.4 Variables dans la base de données des adresses des usagers de Communauto	26
Tableau 3.5 Variables dans la base de données des forfaits des abonnés de Communauto.....	27
Tableau 3.6 Variables dans la base de données de l'utilisation des stations de Communauto	27
Tableau 3.7 Variables dans la base de données des stations de Communauto	28
Tableau 3.8 Variable dans la base de données des modèles de véhicules de Communauto	28
Tableau 3.9 Variables intégrées dans les modèles	37
Tableau 4.1 Répartition des genres	52
Tableau 4.2 Répartition des groupes d'âge	63
Tableau 4.3 Répartition des forfaits	68
Tableau 4.4 Répartition des arrondissements de domicile	73
Tableau 4.5 Répartition de la durée de réservation	80
Tableau 5.1 Indicateurs de performance des arbres de décision de chaque type de variable	95
Tableau 5.2 Indicateurs de performance selon le nombre total de réservations dans l'arbre de décision.....	97
Tableau 5.3 Indicateurs de performance selon le jour de semaine dans l'arbre de décision.....	100
Tableau 5.4 Indicateurs de performance selon le groupe d'âge dans l'arbre de décision	102
Tableau 5.5 Indicateurs de performance selon le genre dans l'arbre de décision	102
Tableau 5.6 Indicateurs de performance selon le nombre total de réservations dans la forêt aléatoire	104
Tableau 5.7 Indicateurs de performance selon le jour de semaine dans la forêt aléatoire	106
Tableau 5.8 Indicateurs de performance selon le groupe d'âge dans la forêt aléatoire	108

Tableau 5.9 Indicateurs de performance selon le genre dans la forêt aléatoire.....	108
--	-----

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 Carte de la région métropolitaine de Montréal	7
Figure 2.2 Zones FLEX de Communauto dans la RMM en 2022	8
Figure 2.3 Stations de Communauto dans la RMM en 2022	9
Figure 2.4 Frais des forfaits Communauto en 2025	10
Figure 2.5 Aperçu des avantages des forfaits en 2025	11
Figure 3.1 Approche méthodologique à l'interprétation des résultats	15
Figure 3.2 Ligne du temps d'une réservation honorée	17
Figure 3.3 Ligne du temps d'une vraie annulation.....	17
Figure 3.4 Ligne du temps d'une fausse annulation.....	18
Figure 3.5 Manipulations préliminaires	20
Figure 3.6 Diagramme de suivi des transactions et des chaînes	29
Figure 3.7 Schéma théorique d'un arbre de décision.....	34
Figure 3.8 Matrice de confusion théorique et ses indicateurs de performance	35
Figure 4.1 Nombre de transactions par chaîne	39
Figure 4.2 Distribution des statuts de réservation	40
Figure 4.3 Distribution des statuts selon le mois du début de réservation	41
Figure 4.4 Distribution des statuts selon le jour du début de réservation	42
Figure 4.5 Distribution des statuts selon l'heure du début de réservation en semaine	42
Figure 4.6 Distribution des statuts selon l'heure du début de réservation en fin de semaine	43
Figure 4.7 Fréquence cumulée du délai moyen des réservations honorées	44
Figure 4.8 Fréquence cumulée du délai moyen des vraies annulations	45
Figure 4.9 Fréquence cumulée du délai moyen des fausses annulations	46
Figure 4.10 Délai moyen des réservations honorées selon le mois du début de réservation	47

Figure 4.11 Délai moyen des réservations honorées selon le jour du début de réservation.....	47
Figure 4.12 Délai moyen des réservations honorées selon l'heure du début de réservation en semaine.....	48
Figure 4.13 Délai moyen des réservations honorées selon l'heure du début de réservation en fin de semaine.....	48
Figure 4.14 Délai moyen des vraies annulations selon le mois du début de réservation	49
Figure 4.15 Délai moyen des vraies annulations selon le jour du début de réservation	49
Figure 4.16 Délai moyen des vraies annulations selon l'heure du début de réservation en semaine	50
Figure 4.17 Délai moyen des fausses annulations selon le mois du début de réservation	50
Figure 4.18 Délai moyen des fausses annulations selon le jour du début de réservation	51
Figure 4.19 Délai moyen des fausses annulations selon l'heure du début de réservation en semaine	51
Figure 4.20 Délai moyen des fausses annulations selon l'heure du début de réservation en fin de semaine.....	52
Figure 4.21 Taux des vraies annulations selon le mois du début de réservation	53
Figure 4.22 Taux des vraies annulations selon le jour du début de réservation.....	54
Figure 4.23 Taux des vraies annulations selon l'heure du début de réservation en semaine.....	54
Figure 4.24 Taux des vraies annulations selon l'heure du début de réservation en fin de semaine	55
Figure 4.25 Taux des fausses annulations selon le mois du début de réservation	55
Figure 4.26 Taux des fausses annulations selon le jour du début de réservation.....	56
Figure 4.27 Taux des fausses annulations selon l'heure du début de réservation en semaine.....	56
Figure 4.28 Taux des fausses annulations selon l'heure du début de réservation en fin de semaine	57

Figure 4.29 Délai moyen des réservations honorées selon le genre et le mois du début de réservation	58
Figure 4.30 Délai moyen des réservations honorées selon le genre et le jour du début de réservation	58
Figure 4.31 Délai moyen des réservations honorées selon le genre et l'heure du début de réservation en semaine	59
Figure 4.32 Délai moyen des réservations honorées selon le genre et l'heure du début de réservation en fin de semaine	59
Figure 4.33 Délai moyen des vraies annulations selon le genre et le mois du début de réservation	60
Figure 4.34 Délai moyen des vraies annulations selon le genre et le jour du début de réservation	60
Figure 4.35 Délai moyen des vraies annulations selon le genre et l'heure du début de réservation en semaine	61
Figure 4.36 Délai moyen des vraies annulations selon le genre l'heure du début de réservation en fin de semaine	62
Figure 4.37 Délai moyen des fausses annulations selon le genre et le mois du début de réservation	62
Figure 4.38 Distribution des réservations par groupe d'âge selon le mois du début de réservation	63
Figure 4.39 Distribution des réservations par groupe selon le jour du début de réservation	64
Figure 4.40 Distribution des réservations par groupe d'âge selon l'heure du début de réservation en semaine	65
Figure 4.41 Distribution des réservations par groupe d'âge selon l'heure du début de réservation en fin de semaine	65
Figure 4.42 Délai moyen selon le genre et le groupe d'âge pour les réservations honorées	66
Figure 4.43 Délai moyen selon le genre et le groupe d'âge pour les vraies annulations	67

Figure 4.44 Délai moyen selon le genre et le groupe d'âge pour les fausses annulations	67
Figure 4.45 Distribution des réservations par type de forfait selon le mois du début de réservation	69
Figure 4.46 Distribution des réservations par type de forfait selon le jour du début de réservation	69
Figure 4.47 Distribution des réservations par type de forfait selon l'heure du début de réservation en semaine	70
Figure 4.48 Distribution des réservations par type de forfait selon l'heure du début de réservation en fin de semaine	71
Figure 4.49 Distribution des membres selon la fréquence d'utilisation du service	72
Figure 4.50 Taux des réservations honorées selon l'arrondissement de domicile	74
Figure 4.51 Taux des vraies annulations selon l'arrondissement de domicile	75
Figure 4.52 Taux des fausses annulations selon l'arrondissement de domicile	76
Figure 4.53 Délai moyen des réservations honorées selon l'arrondissement de domicile	77
Figure 4.54 Délai moyen des vraies annulations selon l'arrondissement de domicile	78
Figure 4.55 Délai moyen des fausses annulations selon l'arrondissement de domicile	79
Figure 4.56 Taux des statuts en LS selon le mois du début de réservation	80
Figure 4.57 Distribution des réservations selon la durée de réservation	81
Figure 4.58 Distribution des réservations de plus d'un jour par statut selon le mois du début de réservation	82
Figure 4.59 Distribution des réservations de plus d'un jour par statut selon le jour du début de réservation	82
Figure 4.60 Distribution des réservations de plus d'un jour par statut selon l'heure du début de réservation en semaine	83
Figure 4.61 Distribution des réservations de plus d'un jour par statut selon l'heure du début de réservation en fin de semaine	84

Figure 4.62 Taux des fausses annulations de réservations longues selon le mois du début de réservation	84
Figure 4.63 Taux des fausses annulations de réservations longues selon le jour du début de réservation	85
Figure 4.64 Taux des fausses annulations de réservations longues selon l'heure du début de réservation en semaine	85
Figure 4.65 Taux des fausses annulations de réservations longues selon l'heure du début de réservation en fin de semaine	86
Figure 4.66 Délai moyen des réservations honorées selon le genre et le jour du début de réservation	87
Figure 4.67 Taux des réservations honorées selon l'usage de la station.....	88
Figure 4.68 Délai moyen des réservations honorées selon l'usage de la station	90
Figure 4.69 Délai moyen des vraies annulations selon l'usage de la station	91
Figure 4.70 Délai moyen des fausses annulations selon l'usage de la station	92
Figure 5.1 Matrice de confusion de l'arbre de décision.....	96
Figure 5.2 Indicateurs de performance selon le nombre de réservations réellement annulées dans l'arbre de décision	97
Figure 5.3 Indicateurs de performance selon le délai dans l'arbre de décision.....	98
Figure 5.4 Indicateurs de performance selon la durée de réservation dans l'arbre de décision....	98
Figure 5.5 Indicateurs de performance selon le mois dans l'arbre de décision	99
Figure 5.6 Indicateurs de performance selon l'heure du début de réservation en semaine dans l'arbre de décision.....	100
Figure 5.7 Indicateurs de performance selon l'heure du début de réservation en fin de semaine dans l'arbre de décision	101
Figure 5.8 Matrice de confusion de la forêt aléatoire	103

Figure 5.9 Indicateurs de performance selon le nombre de réservations réellement annulées dans la forêt aléatoire.....	104
Figure 5.10 Indicateurs de performance selon le délai dans la forêt aléatoire	105
Figure 5.11 Indicateurs de performance selon la durée de réservation dans la forêt aléatoire ...	105
Figure 5.12 Indicateurs de performance selon le mois dans la forêt aléatoire	106
Figure 5.13 Indicateurs de performance selon l'heure du début de réservation en semaine dans la forêt aléatoire.....	107
Figure 5.14 Indicateurs de performance selon l'heure du début de réservation en fin de semaine dans la forêt aléatoire	107
Figure C.1 Aperçu de l'arbre de décision final	127

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ABS Autopartage basé station

ARTM Autorité régionale de transport métropolitain

CSA Carsharing Association

LS Autopartage en libre-service

OQLF L'Office québécois de la langue française

P2P Pair-à-pair

RMM Région métropolitaine de Montréal

RTL Réseau de transport de Longueuil

SIG Système d'information géographique

STL Société de transport de Laval

STM Société de transport de Montréal

LISTE DES ANNEXES

Annexe A	Liste des arrondissements et des villes à associer au code postal du domicile d'un abonné	123
Annexe B	Liste des arrondissements et des villes à associer aux coordonnées géographiques d'une station	125
Annexe C	Aperçu de l'arbre de décision final	127

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte

Jouant un rôle central dans l'accès au travail, aux études et aux loisirs, la mobilité fait partie intégrante de la vie quotidienne. 8,9 millions de trajets par jour ont été comptés dans la région métropolitaine de Montréal (RMM) en 2023 (Denis, 2024). Bien que ce volume ait diminué depuis 2018, probablement attribuable à l'adoption massive du travail à distance, le taux de déplacements en voiture est resté stable à 66%. Cette stabilité met en évidence qu'une forte dépendance à l'automobile persiste dans la population. Proposant une combinaison flexible entre les avantages des transports publics et ceux du véhicule personnel, l'autopartage connaît un essor important, particulièrement auprès des individus préoccupés par leur empreinte écologique. Il constitue une alternative à la possession d'une voiture, tout en réduisant le nombre de véhicules en circulation.

Pour répondre à cette demande croissante, les services d'autopartage doivent renforcer leur présence pour attirer une plus grande clientèle. Ces services demeurent principalement concentrés dans les zones métropolitaines, où la densité de population élevée, la rareté de stationnement et l'accès à plusieurs modes de transport favorisent leur adoption (Celsor & Millard-Ball, 2007). Parmi les acteurs majeurs du secteur, Communauto se distingue comme le chef de file de l'autopartage en Amérique en raison de la taille de sa flotte et du nombre de ses utilisateurs (Communauto, s. d.-a). Fondée en 1994 à Montréal, Communauto a progressivement étendu ses activités au Québec, en Ontario, en Nouvelle-Écosse, en Alberta et en France. L'entreprise occupe une position dominante à Montréal où elle opère en tant qu'unique fournisseur d'autopartage entre le 29 février en 2020 (CBC News, 2019) et le 12 mai 2025 (Corriveau, 2025). Ce quasi-monopole dans cette ville québécoise lui confère une responsabilité accrue quant à la qualité et à la fiabilité de son service.

Le système de réservation de Communauto offre une certaine flexibilité autorisant aux clients (également appelés « abonnés », « membres », « usagers » ou « utilisateurs ») de modifier leurs réservations avec peu de restrictions, ce qui peut entraîner des problèmes de disponibilité de voitures. Au-delà de l'expansion géographique, Communauto doit continuer à évoluer pour répondre à la demande croissante. Autrement dit, il devient essentiel d'améliorer le système pour mieux anticiper les besoins futurs en considérant l'historique des habitudes d'usage des membres existants. Une meilleure compréhension des comportements de réservation pourrait orienter les

décisions stratégiques liées aux politiques d'utilisation, à la répartition de la flotte et à l'ajout de véhicules sur le territoire.

1.2 Objectifs de recherche

Étant une entreprise en expansion, Communauto doit continuellement anticiper l'utilisation de leurs services. Même si ce mémoire ne répond pas à une demande explicite de l'entreprise partenaire, il fournit des éléments de réflexion et des orientations potentielles pour son avenir. Le but de cette étude est de doter l'opérateur Communauto de moyens pouvant mieux satisfaire la demande en s'appuyant sur une compréhension approfondie des comportements de réservation en autopartage basé station (ABS). Pour l'atteindre, trois sous-objectifs sont explorés.

Le premier consiste à définir des concepts liés à la réservation de véhicules. Puisqu'elle peut aboutir à différents résultats, il est nécessaire de catégoriser les cas possibles. D'ailleurs, des phénomènes particuliers émergeant des données méritent d'être identifiés.

Le deuxième sous-objectif est d'effectuer une analyse descriptive des comportements de réservation. Cette étape repose sur une modélisation des habitudes de modification des réservations à l'aide de tableaux, de graphiques et de cartographies. La mise en lumière des tendances et des régularités selon les périodes, les profils d'utilisateurs ou les caractéristiques des stations permet de déterminer les éléments susceptibles de changer le comportement de réservation des membres de l'autopartage.

Le dernier sous-objectif vise à interpréter et à prédire le résultat d'une réservation en mobilisant des approches explicatives et prédictives, notamment l'apprentissage automatique. Ces analyses combinées éclairent les facteurs influençant la réalisation effective des réservations. La solution proposée ne constitue pas nécessairement la méthode de prédiction la plus optimale, mais cet exercice sert plutôt à montrer la pertinence d'appliquer un modèle prédictif au contexte étudié.

1.3 Structure du mémoire

Le mémoire est structuré en six chapitres, incluant celui-ci. Le chapitre 2 présente la revue de littérature abordant le concept l'autopartage et les services de Communauto, tout en s'appuyant sur des secteurs connexes ayant recours aux systèmes de réservation, tels que le transport aérien et l'hôtellerie, ainsi que sur les cas d'applications prédictives dans l'autopartage. Le troisième chapitre consacré à la méthodologie définit les phénomènes étudiés, les variables utilisées de même que les traitements et manipulations effectués. Le chapitre 4 montre une interprétation de l'analyse

descriptive soutenue par des représentations visuelles. L'avant-dernier chapitre dévoile les résultats des modèles en examinant leur structure et des indicateurs de performance. Finalement, la conclusion aborde les contributions, les limites de l'étude, les pistes de recherche future et les recommandations pour Communauto.

Ce chapitre introduit la mise en contexte de la situation de Communauto, l'objectif de ce travail et ses sous-objectifs visant à suggérer des stratégies selon des comportements de réservation en ABS ainsi que les six chapitres du mémoire. Le chapitre suivant repose sur la revue de littérature pertinente à la recherche.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Avant d'aborder le sujet, il faut tout d'abord définir l'autopartage et caractériser ses membres typiques dans la section 2.1. Dans le cas de sa mise en service dans la RMM, la section 2.2 explore le territoire sur lequel il s'est établi et le fonctionnement du service. Il est intéressant de regarder d'autres secteurs pour mettre en évidence des parallèles dans la section 2.3 puisque son système de réservation est peu étudié. La dernière section 2.4 propose quelques exemples de prédiction dans le contexte de l'autopartage.

2.1 Concept de l'autopartage

Cette section présente les caractéristiques de l'autopartage comme ses avantages économiques, environnementaux et pratiques menant l'adhésion à ce mode de transport urbain.

2.1.1 Définition

Le concept de l'autopartage apparaît pour la première fois sous le programme Sefage en 1948 à Zurich, en Suisse (Shaheen et al., 2001). Son adoption courante, telle qu'elle est connue aujourd'hui, a nécessité plusieurs décennies avant de rencontrer un succès mondial. Actuellement, 26 organisations internationales d'autopartage se souscrivent au Code de déontologie et normes de pratique de Carsharing Association (CSA) en s'engageant à privilégier l'aspect environnemental plutôt que la rentabilité (Carsharing Association [CSA], s. d.-a).

Selon ce document du CSA, l'autopartage est un mode de transport durable permettant à plusieurs conducteurs de partager une flotte de véhicules (Carsharing Association [CSA], s. d.-b). Elle est accessible à tout abonné qui répond aux critères d'admissibilité de l'entreprise d'autopartage, peu importe l'heure et sans intervention humaine. Le tarif se calcule en fonction du temps ou de la distance parcourue. Le service comprend le carburant, les assurances et l'entretien. L'autopartage favorise spécifiquement les déplacements de courte durée, mais il est aussi possible de réserver pour des périodes plus longues.

Il existe trois types d'autopartage : en libre-service (LS), en station (ABS) ou pair-à-pair (P2P) (Carsharing Association [CSA], s. d.-c). La procédure est similaire entre les trois services. L'utilisateur choisit le véhicule, tant qu'il est disponible, au moment qu'il le souhaite. À la date de début prévu, l'abonné se rend à pied ou en transport public à la voiture réservée. Pour le LS, l'emplacement de récupération dépend de la destination finale de la réservation précédente du véhicule ou de la

décision de l'entreprise d'autopartage (par exemple, après une opération de maintenance). En ABS, la voiture se trouve à un endroit fixe. Le client prend possession du véhicule et effectue son déplacement. Enfin, il le retourne en le déposant dans la zone du LS. En ABS ou en P2P, l'utilisateur le ramène au lieu de départ.

Alors que le LS et l'ABS sont coordonnés par une entreprise, l'autopartage P2P rassemble sous une plateforme des particuliers louant leur véhicule à des clients comme Airbnb. Différentes raisons poussent les usagers à choisir un service d'autopartage plutôt qu'un autre. Selon un sondage parmi des membres d'une compagnie d'autopartage en Suisse (Becker et al., 2015), les activités principales d'une réservation en ABS sont de faire des achats ou d'aller pratiquer un loisir souvent nécessitant de transporter des objets volumineux et des passagers. Généralement utilisé pour les trajets domicile-travail et vers l'aéroport, le LS est l'option la plus rapide de la dernière réservation de 76% des membres.

L'autopartage ne doit pas être confondu avec le covoiturage et le service de voiturage. Le premier terme implique l'utilisation simultanée d'un véhicule par au moins deux individus (L'Office québécois de la langue française [OQLF], 2020a). Ces personnes peuvent embarquer au même point de départ ou à différents endroits. Ils se rendent à une destination commune ou se séparent en chemin. Cette situation survient lorsque le conducteur transporte des passagers (des membres de la famille, des amis, des collègues de travail ou autres.). Le covoiturage peut également s'effectuer dans le cadre de l'autopartage où le conducteur désigné reconduit un passager avec un véhicule réservé. Quant au service de voiturage, une plateforme assigne un conducteur à un client en échange d'un paiement comme les taxis, Uber et Lyft (L'Office québécois de la langue française [OQLF], 2020b).

2.1.2 Profil typique d'un usager de service d'autopartage

Plusieurs raisons peuvent mener les gens à choisir l'autopartage. Compte tenu de l'ampleur pressante du changement climatique, des études démontrent des bénéfices de l'autopartage. Les émissions de gaz à effet de serre, causant la pollution de l'air, par ménage diminuent jusqu'à 0,84 tonne annuellement (E. W. Martin & Shaheen, 2011). Un véhicule d'autopartage remplace 9 à 13 voitures en circulation (E. Martin et al., 2010) contribuant à la réduction de la congestion routière (Litman, 2000).

Les zones attirées au stationnement de ces véhicules enlèvent le stress associé à la recherche d'une place disponible soumise à de nombreuses restrictions, particulièrement dans les milieux urbains denses (Kent & Dowling, 2018; van der Linden et al., 2025). Les personnes ayant peu besoin d'une voiture individuelle ou disposant de ressources financières modestes n'ont pas à supporter le fardeau monétaire lié à son achat et à son entretien (Litman, 2000). La commodité en fonction du lieu de résidence ou de travail peut amener à se tourner vers cette alternative (Y. Wang et al., 2017). Par exemple, emménager dans un secteur moins bien desservi par le transport en commun peut inciter à utiliser une station d'autopartage à proximité.

Bien que l'autopartage soit ouvert à une grande partie de la population, certaines caractéristiques sociodémographiques ressortent parmi les membres. Les jeunes diplômés d'université vivant dans un ménage d'une personne ou deux avec un revenu élevé forment une portion considérable (Celsor et al., 2007; Millard-Ball et al., 2005). Au Canada, il y a davantage d'hommes abonnés que de femmes (Burkhardt & Millard-Ball, 2006).

2.2 Modes de transport de la RMM en 2022

L'aménagement du territoire est un facteur crucial pour l'implantation de l'autopartage. Considérant qu'il est complémentaire aux autres formes de mobilité, un aperçu des modes de transport existants dans la RMM permet de comprendre la place que l'autopartage occupe. Pour assurer une adaptation aux besoins, différentes options de Communauto sont proposées.

2.2.1 Transport collectif

Pour assurer des déplacements faciles et rapides, une entité régit l'ensemble des types de transport et le système de tarification comme la carte OPUS qui charge des titres de transport. L'Autorité régionale de transport métropolitain (ARTM) s'occupe de l'organisation, du financement, du développement et de la promotion des transports publics (Autorité régionale de transport métropolitain [ARTM], s. d.). Plusieurs organismes gèrent les divers moyens de transport dans les zones de la Figure 2.1 :

- La Société de transport de Montréal (STM) possède quatre lignes de métro et de nombreux autobus à l'intérieur de l'île de Montréal avec quelques stations la reliant à Laval ou Longueuil (Société de transport de Montréal [STM], s. d.).

- La Société de transport de Laval (STL) fournit un service d'autobus à Laval qui accède parfois à l'île (Société de transport de Laval [STL], s. d.).
- Les autobus à Longueuil sont desservis par le Réseau de transport de Longueuil (RTL). Quelques lignes rentrent dans l'île de Montréal (Réseau de transport de l'agglomération de Longueuil [RTL], s. d.).
- BIXI propose du vélopartage partout dans la RMM, particulièrement sur l'île de Montréal (BIXI, s. d.).
- Navark et Croisières AML naviguent des navettes fluviales reliant l'est de l'île de Montréal à Longueuil ou à la couronne sud (Autorité régionale de transport métropolitain [ARTM], 2022).
- La couverture géographique d'Exo s'étend plus que les services décrits précédemment (Exo, s. d.). Elle comprend cinq lignes de trains de banlieue et des autobus jusqu'aux couronnes nord et sud.
- Communauto met à disposition des véhicules d'autopartage sur l'île de Montréal, à Laval, à Longueuil et dans la couronne sud. La section suivante fournit une présentation plus complète de leurs services.

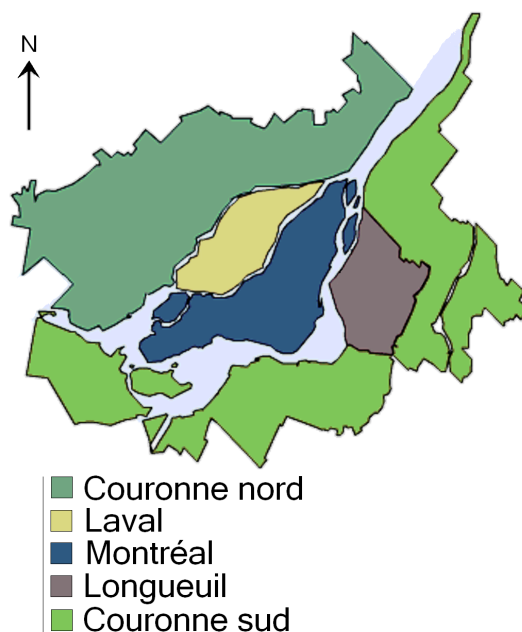


Figure 2.1 Carte de la région métropolitaine de Montréal

par Jeangagnon, 2008, Wikimedia Commons
 (https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Grand_Montreal.png). Image du domaine public.

2.2.2 Services d'autopartage de Communauto dans la RMM

En 2022, l'autopartage est exclusivement proposé par l'entreprise Communauto qui offre deux types de services : LS et ABS (Communauto, s. d.-f). Ils se différencient par le moment que les clients peuvent réserver à partir de leur site web ou de leur application mobile ainsi que l'emplacement de la prise en possession ou du retour de l'automobile. Adaptée aux déplacements ponctuels ou spontanés, la flotte de LS affichée de la Figure 2.2, nommée FLEX, est répartie au centre de l'île de Montréal. Les usagers doivent déposer la voiture dans l'aire, sans obligatoirement la rapporter au point de départ. Ces voitures peuvent être réservées 30 minutes avant la prise de possession du véhicule.

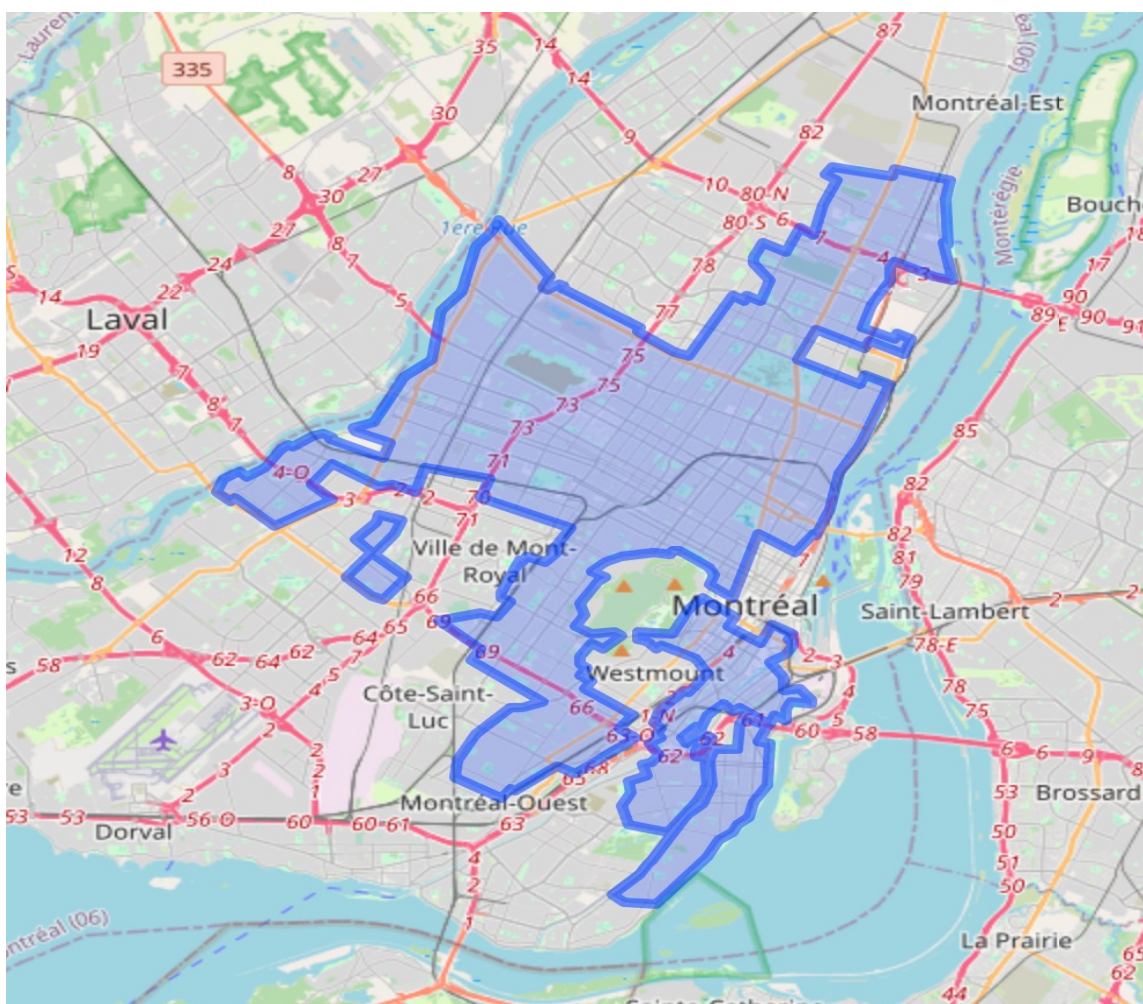


Figure 2.2 Zones FLEX de Communauto dans la RMM en 2022

Données cartographiques (<https://www.openstreetmap.org/>). © s. d. par OpenStreetMap.
Reproduit avec permission.

Quant à l'ABS, plusieurs voitures, qui doivent être prises et retournées à la même station à la suite de l'utilisation, sont rassemblées sous des stations fixes désignées sur la carte de Figure 2.3. L'utilisateur peut réserver jusqu'à 28 jours à l'avance garantissant la disponibilité d'un véhicule spécifique pendant une certaine période. Dans certains cas, la durée de la réservation peut dépasser avec l'autorisation de Communauto, ce qui mène à la facturation de frais supplémentaires. En raison des différences significatives entre le LS et l'ABS, qui se traduisent par des modèles analytiques et des défis logistiques distincts, cette étude se concentre sur le système de l'ABS.

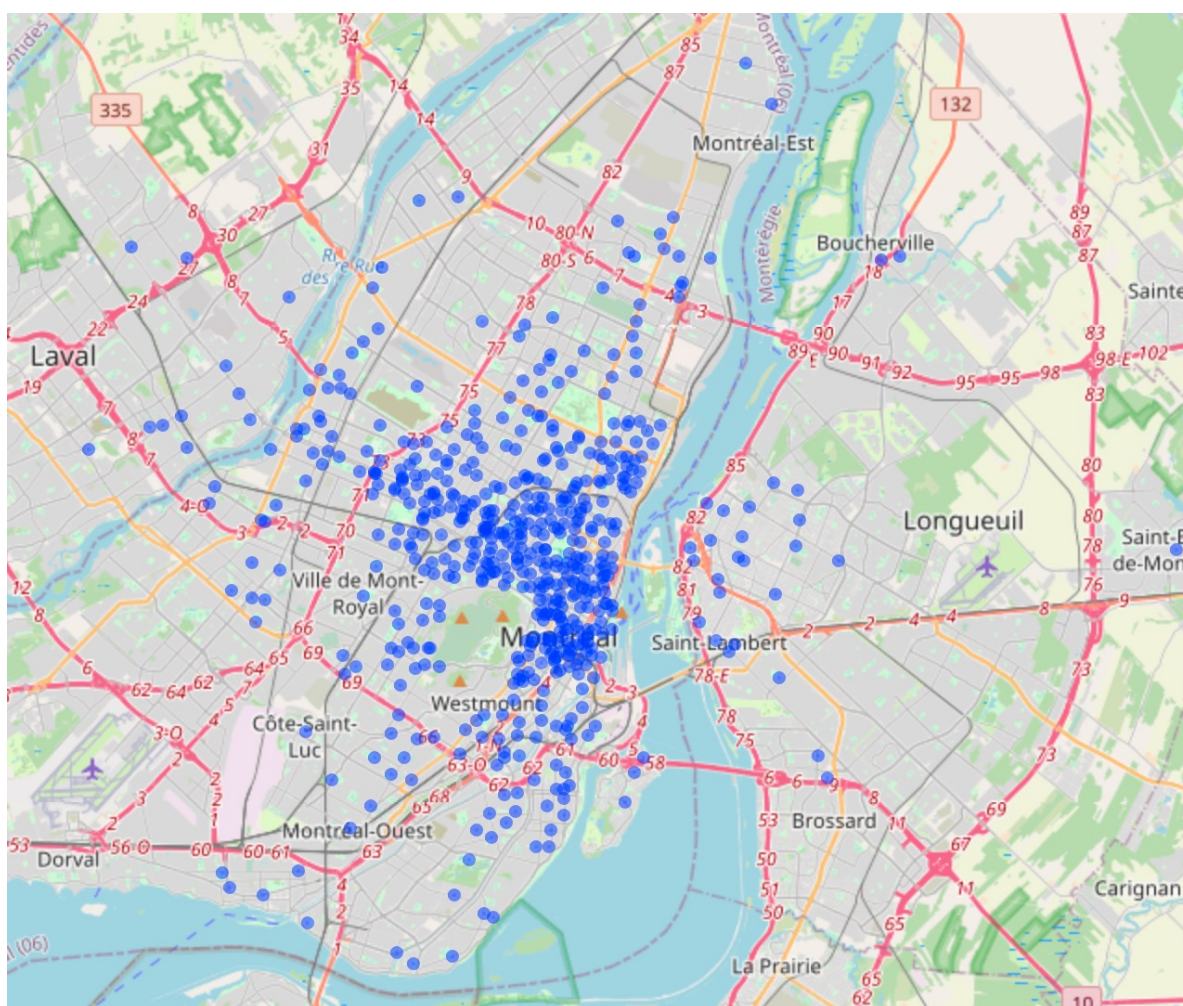


Figure 2.3 Stations de Communauto dans la RMM en 2022

Données cartographiques (<https://www.openstreetmap.org/>). © s. d. par OpenStreetMap.

Les services de Communauto sont accessibles à toute personne qui répond aux critères de l'entreprise et en devient membre. Avant de pouvoir les utiliser, il doit créer un profil et faire

parvenir des documents de vérification des antécédents. Il est possible de le faire directement sur leur site web. Lors de cette inscription, diverses informations personnelles sont requises, dont sa date de naissance, son adresse de résidence avec le code postal et son genre sélectionné selon une liste déroulante (« Monsieur », « Madame » ou « Je préfère ne pas le préciser »). La dernière étape est le choix du forfait, lequel peut être modifié ultérieurement. Plusieurs forfaits aux tarifs variés, présentés dans la Figure 2.4, sont proposés. En anticipant ses besoins, le client prend une décision parmi les options disponibles (Communauto, s. d.-g):

- Liberté
- Liberté Plus
- Liberté Super
- Économique
- Économique Plus
- Économique Extra
- DUO

	Liberté	Liberté Plus	Économique	Économique Plus	Économique Extra
Frais d'abonnement	Gratuit	45\$/année	45\$/année	12,50\$/mois	30\$/mois
Frais d'utilisation des véhicules en station	13,50\$* par heure max 55\$ le 1er jour 50\$/jour additionnel 75 km inclus/trajet 27¢/km après 75 km	6,85\$* par heure max 50\$ le 1er jour 35\$/jour additionnel + 25¢/km (km 1 à 50) 22¢/km après 50 km	3,60\$* par heure max 30\$/jour + 45¢/km (km 1 à 50) 32¢/km après 50 km	3,20\$* par heure max 26\$/jour + 37¢/km (km 1 à 50) 29¢/km après 50 km	2,90\$* par heure max 23\$/jour + 29¢/km
Droit d'adhésion remboursable**	Aucun droit d'adhésion	Aucun droit d'adhésion	500\$/abonnement individuel (familial 750\$)	500\$/abonnement individuel (familial 750\$)	500\$/abonnement individuel (familial 750\$)

* Ajouter 35¢/heure ou 3,50\$/jour le samedi et le dimanche.

** Le droit d'adhésion remboursable est non taxable et est entièrement remboursable après un an si vous quittez le service (un préavis de 3 mois est exigé avant remboursement).

Figure 2.4 Frais des forfaits Communauto en 2025

De Tarifs, par Communauto, s. d.-g. (<https://montreal.communauto.com/tarifs/>) © s. d.-g. par Communauto.

Tous les forfaits sont soumis à la politique d'annulation s'appliquant à une annulation ou une modification sans frais effectuée avant 9h le matin ou moins de deux heures avant le début prévu (Communauto, s. d.-e). Deux forfaits particuliers offrent des rabais sous certaines conditions. Ils ne sont donc pas accessibles au public général, ce qui explique leur absence dans les images de cette section. Liberté Super propose une réduction des frais du forfait Liberté Plus par des ententes

avec Communauto. Le forfait DUO est un partenariat avec OPUS à l'année (STM), OPUS+ et OPUS+ entreprise (Exo) (Communauto, s. d.-d) accédant aux rabais sur les forfaits Liberté Plus, ainsi qu'Économique régulier, Plus et Extra. Le tableau de la Figure 2.5 affiché sur leur site web facilite la comparaison des forfaits visant à déterminer l'option la plus adaptée.

	Liberté	Liberté Plus	Économique	Économique Plus	Économique Extra
Accès aux véhicules FLEX au prix des véhicules en station de votre forfait si plus avantageux		✓	✓	✓	✓
Accès aux tarifs Longue distance ¹			✓	✓	✓
Tarifs préférentiels pour aller-retours rapides ²			✓	✓	✓
Abonnements familiaux			✓	✓	✓
Prix réduit à l'achat d'un laissez-passer FLEX			✓	✓✓	✓✓
Temps gratuit entre 1h et 6h lorsque le trajet est facturé au prix des véhicules en station				✓	✓
Tarif Travail ³					✓

Figure 2.5 Aperçu des avantages des forfaits en 2025

De Tarifs, par Communauto, s. d.-g. (<https://montreal.communauto.com/tarifs/>) © s. d.-g. par Communauto.

Une fois le profil complété, Communauto procède à sa validation avant que l'utilisateur ne puisse effectuer une réservation de véhicule. Bien que les tarifs de la Figure 2.4 et les avantages de la Figure 2.5 datent de 2025, ils donnent un aperçu représentatif des forfaits en 2022, même si, possiblement, ils diffèrent légèrement. Les noms des forfaits sont demeurés identiques, ce qui permet une comparaison pertinente.

2.3 Système de réservation

Plusieurs secteurs, dont le transport aérien, l'hôtellerie, la restauration, ont recours à des systèmes de réservations pour assurer la disponibilité d'un service à un moment précis. Ils se distinguent les uns des autres et de celui de l'autopartage, qui propose des prix selon la durée ou la distance. Le prix d'un billet de transport aérien et d'une chambre de l'hôtellerie se basent sur la tarification dynamique, les options facultatives et les politiques d'annulation strictes ou flexibles (Thirumuruganathan et al., 2021) alors que réserver une table à un restaurant ne requiert généralement pas de frais (Tse & Poon, 2017). Ils pratiquent la surréservation, c'est-à-dire accepter plus de réservations que la capacité réelle, un phénomène qui ne s'applique pas à l'autopartage.

Pour prédire la prochaine décision d'un client comme une destination de voyage ou l'annulation d'une réservation, plusieurs études utilisent des méthodes d'apprentissage automatique, dont les forêts aléatoires (Almotiri et al., 2021; Antonio et al., 2019; Thirumuruganathan et al., 2021). Certaines variables aident à déterminer de futures actions. Le taux d'annulation des réservations en ligne est plus élevé que celui des réservations hors ligne (Almotiri et al., 2021; Falk & Vieru, 2018). Réserver en haute saison ou longtemps à l'avance augmente le risque d'annulation, ce qui signifie que les réservations proches de l'arrivée ont une probabilité d'annulation plus faible (Falk et al., 2018).

La fréquence d'usage du service, l'historique des réservations précédentes (Almotiri et al., 2021), le genre (C.-M. Chen et al., 2017; Falk et al., 2018), l'âge (C.-M. Chen et al., 2017), la durée de réservation de même que les variables temporelles comme le mois (Concas et al., 2023; Falk et al., 2018; Schmöller et al., 2015), le jour de semaine (Concas et al., 2023; Falk et al., 2018; Schmöller et al., 2015), et l'heure de l'arrivée (Concas et al., 2023; Schmöller et al., 2015) sont aussi des facteurs significatifs de la prédiction des comportements. Vendredi et samedi enregistrent le plus grand nombre de réservations en ABS et en LS tandis que le dimanche, le plus bas (Concas et al., 2023; Schmöller et al., 2015). La majorité des réservations de la semaine sont planifiées durant les heures creuses plutôt que les heures de pointe.

2.4 Modèle de prédiction dans le cadre de l'autopartage

Certains travaux axés sur l'autopartage font appel à des approches prédictives de l'apprentissage automatique. Le premier article vise à regrouper en *clusters* l'usage du service des membres, que les auteurs appellent aussi *usage behaviour*, et de prédire quatre mois à l'avance la catégorie d'un usager à l'aide d'un arbre décisionnel (Bi et al., 2020). Le choix de cet algorithme par les auteurs repose sur son insensibilité au bruit et aux valeurs extrêmes, sa robustesse ainsi que la facilité d'interprétation. Ce modèle prédit de nouvelles données à partir d'une quantité considérable de données existantes avec quelques valeurs aberrantes. Il considère entre autres les dates de début et de fin de réservation.

Un travail portant sur la prédiction de la demande (C. Wang et al., 2021) prend en compte l'heure de la journée, le mois, le jour de semaine, la météorologie, le nombre de voitures exploitées des stations voisines et l'historique de véhicules utilisés par une période déterminée. *Gradient Boosting*

d'arbre de décision (GBDT), typiquement choisi pour prédire la demande, performe mieux qu'ARIMA selon la comparaison des résultats de ces deux méthodes,

Pour étudier la prévision de la demande de voitures en LS dans la prochaine période et dans un quartier (Cocca et al., 2020), plusieurs variables provenant d'un recensement (le revenu, l'état matrimonial, le nombre d'enfants et le nombre de personnes nécessitant de se déplacer à leur travail), combinées à des facteurs contextuels tels que le nombre d'appels d'urgence par quartier, la distance du quartier au centre-ville, le jour de semaine, l'heure de la journée et la météorologie sont insérés dans sept méthodes de prédiction. La forêt d'arbres de décision ressort avec la meilleure performance.

La prédiction du choix de véhicule électrique d'une réservation en ABS (Hu et al., 2018) repose sur la forêt d'arbres décisionnels et la régression logistique binomiale. Elles considèrent, entre autres, le modèle de la voiture, son âge, son état de charge et le nombre d'automobiles dans la station tout comme l'âge de l'utilisateur, son genre, sa fréquence d'usage et ses distances parcourues.

Afin de prédire l'usage des véhicules dans des stations à court terme puis de déterminer une manière d'améliorer cette prédiction (Brahimi et al., 2022), plusieurs modèles d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond intégrant la date de début de réservation et la météorologie ont été testés. Selon la recherche des auteurs, la performance prédictive de l'apprentissage profond rivalise avec celle des algorithmes classiques de l'apprentissage automatique en présence de modalités différentes et d'une connaissance limitée du sujet. Parmi les huit autres méthodes, le modèle hybride CNN-LSTM de l'apprentissage profond se démarque. De plus, la météorologie impacte grandement l'usage des voitures d'une station.

À la lumière de la revue de littérature, aucun travail n'a été recensé ayant pour sujet l'analyse des comportements de réservation dans le contexte de l'autopartage alors qu'il en existe plusieurs dans d'autres domaines. Les recherches existantes portent sur des dimensions connexes par rapport aux réservations honorées, mais elles ne s'attardent pas de manière détaillée au processus de réservation, d'annulation et de modification entrepris par les abonnés. Cette lacune dans un secteur en pleine expansion justifie l'attention portée à cette thématique et constitue l'objectif de ce mémoire visant à combler ce vide.

Le chapitre 2 étudie la définition de l'autopartage et l'archétype d'un client. Étant donné que l'autopartage complète le transport collectif, il est essentiel de décortiquer le réseau des transports en commun et les services de Communauto dans la RMM en 2022, soit l'année correspondante à la période de collecte des données exploitées dans la présente étude. Le service de l'ABS nécessite de réserver un véhicule, d'où l'exploration des systèmes de réservation des différents secteurs de la restauration, le transport aérien et l'hôtellerie. Quoique peu de travaux se sont penchés sur le sujet en question, quelques-uns incorporent des modèles de prédiction dans le domaine de l'autopartage. Après la revue de littérature, le chapitre 3 examine la préparation et les méthodes d'analyse des données.

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE

Ce chapitre divisé en quatre sections explique les étapes de la manipulation des données essentielles pour caractériser les habitudes des utilisateurs. La première section 3.1 décrit la terminologie. Les mots sont utilisés couramment, mais employés avec des significations spécifiques à cette étude. Dans un deuxième temps, le calcul des nouvelles variables requiert une préparation préalable des informations fournies présentées à la section 3.2,. Ces variables dérivées font le suivi des réservations, détaillé dans la section 3.3. Après l'application des méthodes analytiques, l'arbre de décision et la forêt d'arbres décisionnels sont des outils de prédiction des comportements. Ces concepts sont expliqués dans la dernière section 3.4.

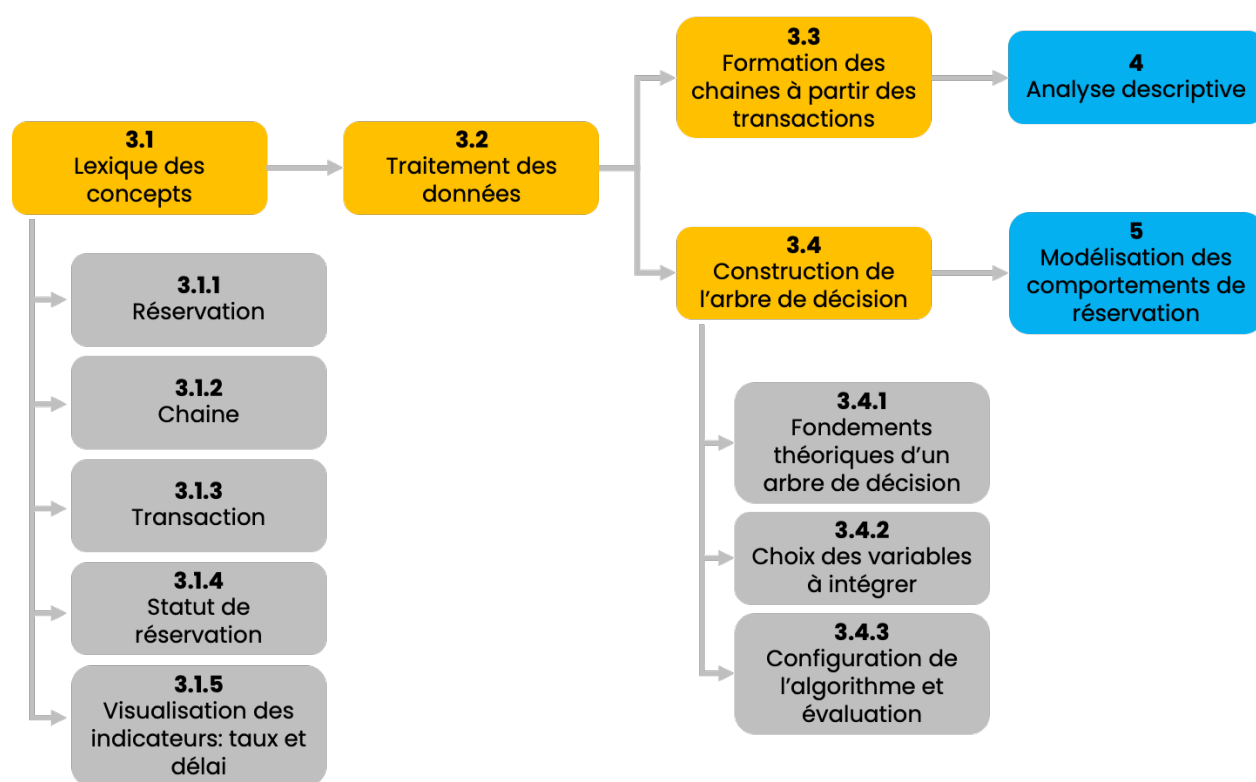


Figure 3.1 Approche méthodologique à l'interprétation des résultats

3.1 Lexique des concepts

Des concepts ont été définis pour ce projet afin d'assurer une utilisation uniforme tout au long de ce document. Cette section explique les termes abordés facilitant la compréhension des étapes réalisées avec les outils statistiques et de représentation visuelle.

3.1.1 Réservation

Les termes sélectionnés servent à décrire les étapes d'une réservation et les données enregistrées. Une réservation est la période d'utilisation prévue ou effective d'un véhicule de l'utilisateur. La réservation initiale désigne le moment où le client envoie les renseignements de la réservation, soit la date de début prévue, la date de fin prévue et la voiture choisie. Puisque le début et la fin prévus peuvent être changés, le début effectif informe la date de prise en possession réelle de l'automobile et la fin effective, la date de relâche du véhicule. Chaque étape du processus, qu'il s'agisse de la réservation initiale, d'une modification ou d'une annulation, constitue une transaction dans une chaîne.

3.1.2 Chaîne

Une chaîne indique une séquence de transactions, décrivant le processus de gestion d'une réservation d'un membre, depuis l'inscription de la réservation jusqu'aux début et fin effectifs de la réservation ou à l'annulation de la réservation. Elle inclut donc toutes les modifications retraçant l'historique complet d'une réservation pour suivre son évolution.

3.1.3 Transaction

Une transaction correspond à l'ajout d'une information par l'abonné dans le système. Dans la base de données, elle est évoquée par une ligne. Cela peut inclure diverses actions : la réservation initiale, l'annulation d'une réservation et la modification de la réservation. La base de données transactionnelles de Communauto est composée des transactions. Chacune est symbolisée par une lettre ou une combinaison de lettres comme expliqué dans le Tableau 3.1.

Tableau 3.1 Symboles des types de transactions

Type de transaction	Symbole
Honoré	H
Annulé	X
Faussement annulé	FX

3.1.4 Statut de réservation

Le statut d'une réservation est classé en trois catégories : réservation honorée, vraie annulation ou fausse annulation. Ces termes simplifient les actions des utilisateurs. Une modification de

réserveation peut changer le début prévu, la fin prévue ou les deux. Bien qu'une même réserveation puisse faire l'objet de plusieurs changements, où chaque modification correspond à une ligne de la base de données, cela n'enlève pas le fait que la voiture ait été utilisée ou pas.

Présentée dans la Figure 3.2, une réserveation honorée révèle que le client a pris possession du véhicule à la date et à l'heure de début prévu inscrites à la réserveation initiale, qui sont donc la date et l'heure de début effective. Il le retourne à la date et à l'heure de fin prévue devenant ainsi une fin effective. Il est possible qu'une réserveation soit catégorisée comme rapportée plus tôt. Dans ce cas, l'usager a signalé sur l'application mobile que l'automobile est retournée avant l'heure de fin prévue, obtenant potentiellement des crédits (Communauto, s. d.-b). Dans la base de données, il n'y aurait qu'une ligne associée à la réserveation honorée qui est également l'inscription de la réserveation, sauf si elle subit des modifications.

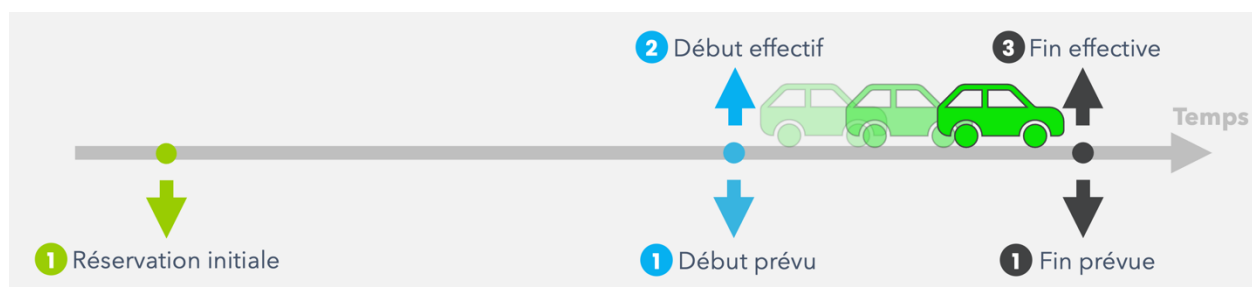


Figure 3.2 Ligne du temps d'une réserveation honorée

Lorsqu'une réserveation est classée comme une vraie annulation, le membre déclare qu'il n'a pas pris possession du véhicule à la date et à l'heure de début prévu tel qu'expliqué dans la Figure 3.3. L'utilisateur pourrait apporter des modifications à la réserveation avant l'annulation, mais le résultat reste le même. Dans la base de données, il y aurait au moins deux lignes liées à la réserveation. La première est l'inscription de la réserveation, tandis que la dernière affiche l'annulation.

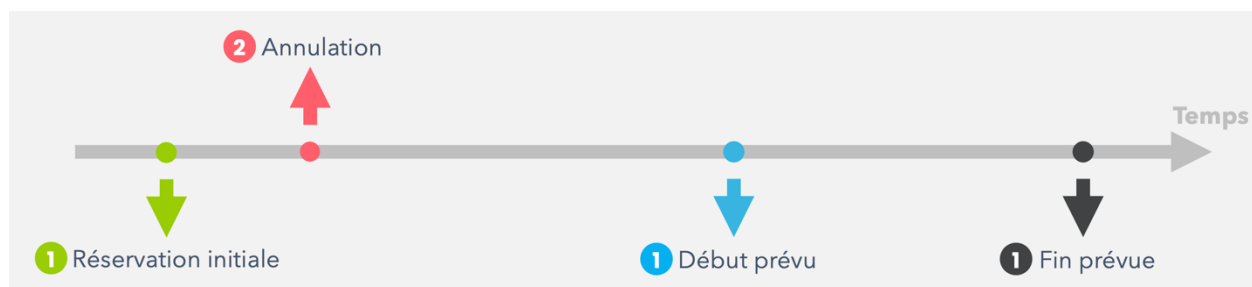


Figure 3.3 Ligne du temps d'une vraie annulation

Quand un client décide d'annuler, mais crée une autre réservation pour prendre un véhicule différent à la même date, la réservation supposément annulée est alors une fausse annulation, illustrée dans la Figure 3.4, puisque le membre finit par utiliser une voiture de la flotte. Dans la base de données, une fausse annulation se traduit généralement par au moins trois entrées distinctes : une pour la réservation initiale, une deuxième pour la réservation annulée et une troisième pour la nouvelle réservation.

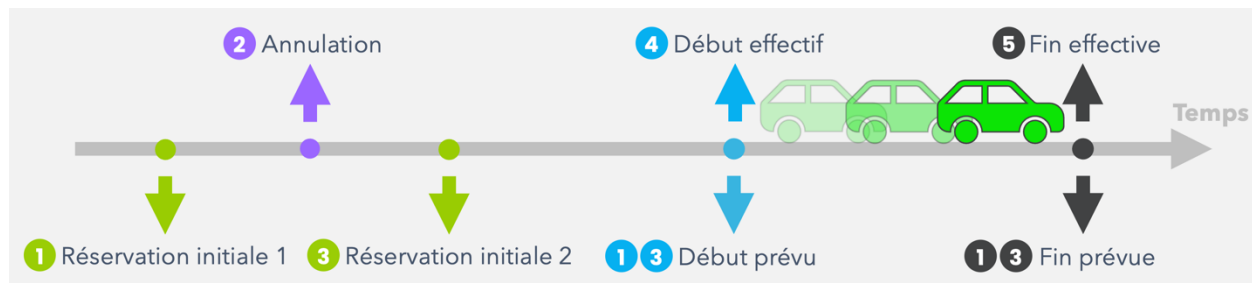


Figure 3.4 Ligne du temps d'une fausse annulation

3.1.5 Visualisation des indicateurs : taux et délai

Afin d'étudier les habitudes des abonnés, les indicateurs de taux et de délai ont été retenus. En plus de considérer des variables temporelles incluant le mois, le jour de la semaine et l'heure de la journée, l'analyse tient compte de diverses caractéristiques sociodémographiques, telles que le genre et le lieu de résidence des usagers. Des variables contextuelles, comme la localisation géographique de la station et la durée de la réservation, sont aussi intégrées. Ces variables dégagent des tendances d'utilisation du service.

Un taux désigne la proportion d'un statut de réservation par rapport à l'ensemble des réservations effectuées à un moment donné. Il évalue la fréquence d'un comportement comparée sous différentes dimensions. Le délai d'une réservation fait référence au nombre de jours entre deux moments clés de la réservation pour mesurer l'anticipation ou la spontanéité des membres. Deux types de délais sont étudiés selon le statut de réservation. Pour une réservation honorée, le délai est calculé avec les dates de réservation initiale et de début effectif. En cas de vraie ou fausse annulation, il s'agit du temps écoulé entre l'annulation et le début prévu de la réservation. Si la chaîne honorée ou annulée est composée de plus d'une transaction, le nombre de jours entre les dates de réservation initiale de la première transaction et de début effectif le plus tardif forme le

délai de la chaîne. Pour l'analyse des délais, ces derniers sont ramenés à une moyenne d'après le statut de réservation par rapport à la période ou à des groupes d'âge.

Ces analyses descriptives des taux et des délais ont été effectuées pour obtenir une compréhension globale des habitudes. Un diagramme de Sankey, des histogrammes et des graphiques linéaires ont été générés à l'aide des extensions *networkD3*, *ggplot2* et *dplyr* de RStudio afin de faire ressortir les disparités temporelles et de genres selon les statuts. QGIS, un logiciel de système d'information géographique (SIG), a été utilisé pour produire des cartes choroplèthes. Ce mode de représentation visuelle met en valeur des tendances spatiales en fonction des statuts par ruptures naturelles de Jenks (Dijon & Guerreiro, 2021). Cette méthode de classification regroupe inégalement des valeurs similaires en minimisant la variance à l'intérieur de chaque classe tout en maximisant celle entre les classes. Lorsqu'elles sont relativement rapprochées, il est plus judicieux d'augmenter le nombre de classes.

Chaque statut est rattaché à un symbole et une couleur distincts. Les réservations honorées sont indiquées par des cercles verts, les vraies annulations par des triangles rouges, et les fausses annulations par des losanges violets. Dans les cartographies, l'intensité de la teinte est proportionnelle au taux ou au délai : une teinte plus foncée signalant une valeur plus élevée. Lors des comparaisons des genres, les couleurs rose et bleu sont employées pour représenter respectivement les femmes et les hommes, tout en conservant la forme associée au statut correspondant.

3.2 Traitement de données

Les données utilisées proviennent principalement du partenaire fournissant des services d'autopartage pour l'année 2022 de la RMM, Communauto, tandis que d'autres sont issues de fichiers accessibles en ligne sur les sites web gouvernementaux. La manipulation et l'analyse des données ont été procédées à l'aide de RStudio, une interface pour le langage de programmation R aidant à l'exploration et la visualisation des données.

Ce travail est basé des données transactionnelles du LS et de l'ABS de Communauto débutant du 1^{er} janvier 2022 à minuit au 1^{er} janvier 2023 à minuit. Comme résumé dans la Figure 3.5, les 3 815 690 transactions incluent 2 646 394 réservations de tous types de service avec 32% en ABS. Certaines réservations ont des transactions passant de LS à l'ABS, et vice-versa, mais elles reflètent

moins de 1%. Elles sont expliquées par le remplacement de véhicules retirés du réseau par Communauto. Le jeu de données à manipuler ne contient pas ces réservations inhabituelles.

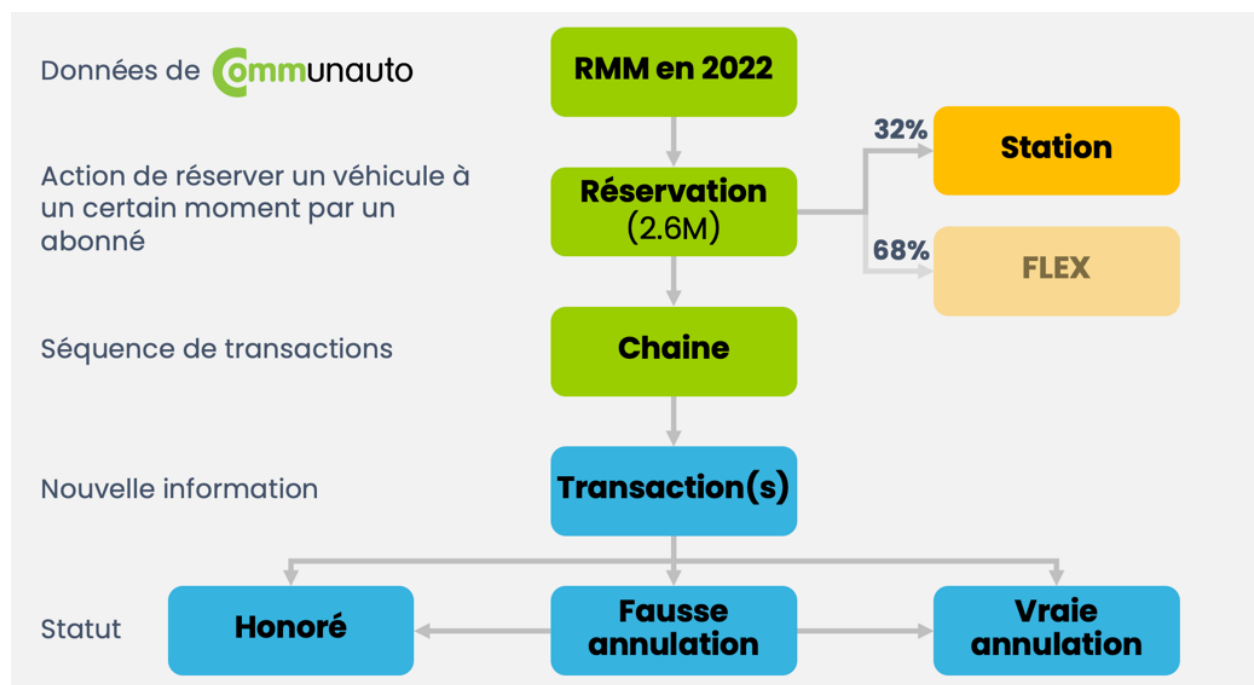


Figure 3.5 Manipulations préliminaires

À partir de la base de données transactionnelles et des colonnes d'autres bases de données intégrées à celle-ci, des valeurs sont calculées ou ressorties. La nomenclature de celles nouvellement créées est nommée en cohérence avec leur signification. Ces données enrichies englobent, entre autres, l'extraction des arrondissements des codes postaux, le calcul de la durée de réservation avec les dates de début et de fin, le nombre de réservations et d'annulations réalisées par le client tout au long de l'année ainsi que l'âge de l'abonné. Les cases grises des tableaux ci-dessous signalent ces variables créées. Les variables déjà existantes dans les bases de données de Communauto conservent leur dénomination attribuée.

Les informations de la base de données transactionnelles couvrent plusieurs aspects de la réservation. Tout d'abord, concernant l'identification de l'utilisateur et d'une transaction, la transaction affiche le numéro d'identification unique de l'utilisateur qui a réservé le véhicule, *CustomerID*. *autNoReservation* est un numéro d'identification unique attribué à chaque transaction. Lorsque le membre réserve, une transaction apparaît en une ligne avec un *autNoReservation* attribué. S'il décide de modifier la réservation, une nouvelle transaction est

produite avec un autre *autNoReservation* qui lui est attribué. Cet identifiant est identique à la colonne de *NextNoReservation* de la transaction précédente. *NextNoReservation* d'une transaction honorée sans changement ou de la dernière transaction de la chaîne est vide.

numero_chaine est un numéro d'identification de chaîne. Lorsque plusieurs transactions font partie d'une seule chaîne, elles partagent le même *numero_chaine*. La colonne *etape_chaine* suit l'ordre chronologique des transactions d'une chaîne spécifique. Une réservation honorée sans modification aurait simplement une transaction, donc une ligne dans la base de données, avec *etape_chaine* équivalent à 1. *erreur_no_res* révèle une chaîne non complète en raison d'un manque de donnée ou la présence de transactions se poursuivant l'année subséquente. L'analyse intégrant tous les statuts exclut ces chaînes inachevées. La création de ces trois dernières variables sera davantage expliquée dans la section 3.3. Le comptage du nombre de chaînes par membre, *tot_res*, se fait avec *CustomerID* et *numero_chaine* permettant de connaître la fréquence d'utilisation, peu importe le statut de la réservation. *frequence_X* est le ratio de réservations réellement ou faussement annulées sur *tot_res* pour examiner la tendance de l'utilisateur à annuler au cours de l'année.

Concernant la logistique d'une réservation, la date d'entrée d'une transaction est *datInscription*. Si la transaction est une annulation, *datInscription* et *datDateAnnulation* seront identiques puisque ce dernier correspond à la date d'annulation de la réservation. *datDateDebutReservation* et *datDateFinReservation* représentent les dates de début et de fin prévus d'une réservation annulée ou effectifs d'une réservation honorée. *mois*, *jour_semaine*, *sem* et *heure_interval* proviennent de *datDateDebutReservation* pour mettre en évidence le mois, le jour de la semaine, le moment de la semaine et des intervalles de deux heures d'une journée, incluant la limite inférieure et excluant la borne supérieure. La période entre *datInscription* où *etape_chaine* = 1 et *datDateDebutReservation* le plus tardif de la chaîne indique la durée entre la création de la transaction et le moment de prise en possession du véhicule, soit *delai* (expliqué à la section 3.1.5). Les délais négatifs sont enlevés lors de l'analyse des délais laissant 93,21% des réservations. Ils découlent d'une erreur provenant de *datInscription* qui est postérieur à *datDateDebutReservation*. *duree* découle de la durée entre le début de la transaction, *datDateDebutReservation*, et la fin, *datDateFinReservation* afin de calculer la durée de réservation du véhicule. Puisqu'il est possible de réserver plus que 28 jours par entente avec Communauto, seules les durées négatives sont exclues pour l'analyse des durées. Elles pourraient advenir d'une erreur où *datDateFinReservation* est antérieur à *datDateDebutReservation*.

intStatutReservation spécifie le statut de la transaction : honorée, rapportée plus tôt, annulée, modifiée et retrait du véhicule. *Categorie* récapitule les changements apportés, dont *intStatutReservation*, à une transaction, tandis que *categorie_final* rassemble *Categorie* de toutes les transactions afin de les résumer en symboles, expliqués dans 3.1.4, une méthode plus intuitive et visuelle pour refléter le statut que les chiffres utilisés par Communauto. Le dernier symbole de la chaîne détermine le statut final de la réservation. *categorie_final* révèle les réservations incohérentes à exclure du jeu de données, marquées honorée puis annulée, et vice-versa. Cette base de données définitive conserve uniquement la dernière transaction de chaque chaîne. *Categorie_HFX* reprend *Categorie*, qui symbolise le statut final, et remplace le symbole *X* par *FX* si une fausse annulation est découverte. Cette étape différencie les deux types d'annulations.

Pour les informations sur la station et le véhicule réservé, le numéro d'identification, *StationNo*, est attribué à la station de la transaction. *strNomStation* est le nom de la station où l'utilisateur doit prendre possession du véhicule et le retourner à la fin de sa réservation. La variable *flex_station* affiche le service de chaque transaction, soit en LS, soit en ABS. Elle est basée sur *strNomStation* qui désigne le LS par « FLEX », correspondant aussi à *StationNo* de « 000 ». *flex_station* indique le service LS ou l'ABS de la transaction. *flex_station_final* rassemble les *flex_station* de toutes les transactions de la chaîne pour suivre le service utilisé puisqu'il arrive des changements de service en une chaîne bien que ce soit rare. *autNoVehicule* spécifie le véhicule de la flotte réservé, alors qu'*intModeleVehicule* est le modèle du véhicule de la réservation. Le Tableau 3.2 résume ces variables et leur format. *CustomerID*, *autNoReservation*, *StationNo* et *intModeleVehicule* sont des clés primaires employées dans les autres bases de données pour associer des informations supplémentaires à chaque élément.

Tableau 3.2 Variables dans la base de données des données transactionnelles de Communauto

Variable	Description	Format et domaine
CustomerID	Numéro d'identification unique attribué à l'abonné	Nombre entier
autNoReservation	Numéro d'identification unique attribué à la transaction	Nombre entier
NextNoReservation	Numéro d'identification unique attribué à la transaction ultérieure de la chaîne	Nombre entier
numero_chaine	Numéro d'identification unique attribué à la chaîne	Nombre entier 1 à 2 647 153
etape_chaine	Ordre chronologique de la transaction dans la chaîne	Nombre entier 1 à 62
erreur_no_res	Absence d'une transaction de la chaîne dans la base de données	Nombre booléen 0 ou 1
tot_res	Nombre de réservations total par client durant l'année	Nombre entier 1 à 8086
frequence_X	Ratio du nombre de réservations annulées sur <i>tot_res</i> par membre	Nombre décimal 0 à 100%
datInscription	Date et heure de création de la transaction	Date et heure
datDateAnnulation	Date et heure de l'annulation de la transaction	Date et heure
datDateDebutReservation	Date et heure de début prévu de prise en possession du véhicule	Date et heure
datDateFinReservation	Date et heure de fin prévue de prise en possession du véhicule	Date et heure
mois	Mois de la date du début de la transaction selon <i>datDateDebutReservation</i>	Nombre entier 1 à 12
jour_semaine	Jour de la semaine de la date du début de la transaction selon <i>datDateDebutReservation</i>	Nombre entier 1 à 7
sem	Jour de semaine ou fin de semaine selon <i>datDateDebutReservation</i>	Nombre entier 1 ou 2

Tableau 3.2 Variables dans la base de données des données transactionnelles de Communauto
(suite et fin)

Variable	Description	Format et domaine
heure_interval	Période de la journée par intervalle de deux heures de la date du début de la transaction selon <i>datDateDebutReservation</i>	Intervalle [0, 2[à [22, 24[
delai	Durée entre <i>datInscription</i> et <i>datDateDebutReservation</i>	Nombre décimal 0 à 31 jours
duree	Durée entre <i>datDateDebutReservation</i> et <i>datDateFinReservation</i>	Nombre décimal 0 à 1430 heures
intStatutReservation	Statut d'une transaction	Nombre entier
Categorie	Statut de la transaction selon <i>intStatutReservation</i>	Texte H, X
categorie_final	Suivi de la chaine selon <i>Categorie</i>	Texte H, X
Categorie_HFX	<i>categorie_final</i> ajusté après l'identification des fausses annulations	Texte H, FX, X
StationNo	Numéro d'identification unique attribué à la station de la transaction	Texte
strNomStation	Nom de la station associée à la transaction	Texte
flex_station	Type de service de la transaction selon <i>StationNo</i>	Nombre entier 1 (LS) ou 2 (ABS)
flex_station_final	Suivi du service de la chaine selon <i>flex_station</i>	Nombre entier 1 (LS) ou 2 (ABS)
autNoVehicule	Numéro d'identification unique attribué au véhicule associé à la transaction	Nombre entier
intModeleVehicule	Numéro du modèle du véhicule associé à la transaction	Nombre entier

Des colonnes ont été ajoutées à la base de données transactionnelles à partir d'autres bases de données de Communauto afin de finaliser le profil des clients, des stations et des véhicules. Chaque tableau ci-dessous correspond à une base de données différente.

Les variables démographiques présentées dans le Tableau 3.3 complètent le profil de *CustomerID* telles que le genre (*IngSexe*) et l'âge (*age*) déterminé avec *datDateNaissance*. Les âges sont aussi classés en cinq groupes sous la variable *groupe_age*: 16 à 29, 30 à 39, 40 à 49, 50 à 59 ainsi que 60 et plus. Quelques *CustomerID* n'apparaissent pas dans la base de données des informations des clients. Il n'est donc pas possible d'associer un genre et un âge à 0,70% des chaînes. Afin d'assurer la fiabilité des comparaisons entre les comportements, l'analyse des genres ou des groupes d'âge se limite aux transactions où le genre ou l'âge de l'abonné est disponible. Bien qu'ils soient enlevés de cette analyse, ils sont considérés dans l'analyse d'autres aspects. L'âge le plus élevé, à 122 ans, provient d'un seul membre représentant 0,97% des réservations. Résultant vraisemblablement d'une date par défaut de 1900-01-01, un âge supérieur à 100 ans ou inexistant est exclu des analyses qui tiennent en compte l'âge.

Tableau 3.3 Variables dans la base de données des informations des clients de Communauto

Variable	Description	Format et domaine
IngSexe	Genre entré par l'utilisateur	Texte
datDateNaissance	Date de naissance entrée par le client	Date
age	Âge du membre à la fin de l'année 2022 selon <i>datDateNaissance</i>	Nombre entier 17 à 122 ans
groupe_age	Groupe d'âge selon <i>age</i>	Intervalle [16, 29[, [29, 39[, [40, 49[, [50, 59[et [60, [

La seule variable qui permet de localiser la résidence l'abonné est le code postal. Sur le site actuel, l'entrée d'un code postal valide correspondant au territoire sélectionné est requise. Toutefois, certains codes postaux de la base de données contiennent des anomalies comme la présence d'une lettre à la place d'un chiffre dans un code postal. Cela suggère l'absence de vérification de champ dans le formulaire de création de certains profils aboutissant à des erreurs de frappes. Il arrive également de rencontrer des codes postaux internationaux. En effet, le choix d'autres pays de résidence est possible lors de l'inscription sur leur site, qui serait nécessaire si l'individu s'abonne

alors qu'il est en voyage à Montréal. Ces incidents mènent à l'incapacité d'associer des arrondissements à des transactions.

Si le client met à jour le code postal de son profil, il est possible de déterminer *PostalCode* à la date du début de la réservation. Pour pouvoir découvrir l'arrondissement de résidence du membre, *PostalCode*, fourni par l'utilisateur à la date de modification d'adresse soit *StartDate_adress*, relie le code postal à un arrondissement d'une liste énumérant tous les arrondissements (voir l'Annexe A). Afin de combiner le bon code postal à la transaction, *datDateDebutReservation* est comparé à *StartDate_adress* de l'usager pour vérifier l'intervalle dans lequel il se trouve, surtout si le client change d'adresse au cours de l'année. À la suite de la correspondance du code postal à la transaction, il est possible de déterminer *customer_arrondissement*, l'arrondissement de résidence de l'utilisateur. Le Tableau 3.4 montre les variables identifiant l'adresse de résidence d'un membre.

Tableau 3.4 Variables dans la base de données des adresses des usagers de Communauto

Variable	Description	Format et domaine
PostalCode	Code postal de l'adresse entré par l'abonné	Texte
StartDate_adress	Date d'inscription de l'adresse par le client	Date et heure
customer_arrondissement	Nom de l'arrondissement ou la ville de <i>PostalCode</i>	Texte Ex. Ville-Marie

Une base de données de Communauto enregistre l'historique et la période des forfaits de chaque *CustomerID*. Chaque transaction peut être jointe à un forfait du membre, *PackageID*, avec la date du début de réservation, *datDateDebutReservation*, et la période du forfait entre *StartDate* et *EndDate*. Cette étape est primordiale particulièrement lorsqu'un usager a eu plusieurs forfaits depuis la création de son profil ou au courant d'une même année. Ces variables sont présentées dans le Tableau 3.5. Les réservations manquant le forfait relié ne sont pas considérées pour l'analyse des forfaits.

Tableau 3.5 Variables dans la base de données des forfaits des abonnés de Communauto

Variable	Description	Format
PackageID	Forfait du client au moment de <i>datDateDebutReservation</i>	Nombre entier
StartDate	Date de début du forfait	Date
EndDate	Date de fin du forfait	Date

Concernant les variables des stations du Tableau 3.6, *capacite_tot*, correspond au nombre de voitures rassemblées sous *StationNo* alors que *capacite_u* signifie le nombre de véhicules utilisés de la station à l’instant même de *datDateDebutReservation*. Le nombre d'automobiles sur la route, *capacite_u*, sur la capacité totale, *capacite_tot*, détermine *pourcentage_u*, l’usage de la station au début de la réservation.

Tableau 3.6 Variables dans la base de données de l’utilisation des stations de Communauto

Variable	Description	Format et domaine
<i>capacite_tot</i>	Nombre de véhicules dans la station associée à la transaction	Nombre entier
<i>capacite_u</i>	Nombre de véhicules utilisés de la station associée à la transaction au moment de <i>datDateDebutReservation</i>	Nombre entier
<i>pourcentage_u</i>	Nombre de véhicules utilisés dans la station associée à la transaction au moment de <i>datDateDebutReservation</i>	Nombre décimal 3 à 100%

Puisque la flotte de Communauto est située dans la couronne sud, à Longueuil, à Laval et sur l’île à Montréal, où la majorité s’y trouve, il est nécessaire de déterminer la localisation de chaque *StationNo*. L’association des stations aux arrondissements de Montréal et de sa banlieue a été faite sur QGIS avec une carte de la RMM et la base de données des stations. Cette dernière fournit la longitude, *Longitude*, et la latitude, *Latitude*, de chaque station pour situer dans un arrondissement, *station_arrondissement*, présentées dans le Tableau 3.7. La liste des arrondissements qui peuvent être liés aux stations se retrouve dans l’Annexe B.

Tableau 3.7 Variables dans la base de données des stations de Communauto

Variable	Description	Format et domaine
Longitude	Longitude des coordonnées GPS de la position de la station associée à la transaction	Degrés décimaux
Latitude	Latitude des coordonnées GPS de la position de la station associée à la transaction	Degrés décimaux
station_arrondissement	Nom de l'arrondissement ou la ville de la station associée à la transaction	Texte Ex. : Ville-Marie

À la montée de popularité des automobiles utilisant des énergies renouvelables, ces derniers ont été rajoutés à la flotte de véhicules initialement constituée de plusieurs modèles de voitures traditionnels. La variable *type_carburant* du Tableau 3.8 spécifie le type de carburant de chaque *intModeleVehicule*: électrique, essence ou hybride.

Tableau 3.8 Variable dans la base de données des modèles de véhicules de Communauto

Variable	Description	Format
type_carburant	Type de carburant utilisé par le véhicule associé à la transaction	Texte

Les réservations non pertinentes ont été enlevées comme celles faites par des membres d'entreprises, incomplètes, classées LS (*StationNo* = 000) ou un mélange de LS et d'ABS (présence de « 1 » et « 2 » dans *flex_station_final*) ou possédant « En attente d'une mise en service » et « SUCCURSALE DE MONTRÉAL (+ véhicule de service) » en *strNomStation* (*StationNo* = 001) de même que les véhicules en retrait qui sont enlevés de la flotte pour un certain moment. Après cette étape d'exclusion, le nombre total de chaînes retenues s'élève à 831 118.

3.3 Formation des chaînes à partir des transactions

Afin de pouvoir suivre les actions de l'utilisateur, il est fondamental de relier les transactions pour former une chaîne. Il a d'abord été envisagé d'organiser par *CustomerID* et *datInscription*, une méthode restreinte puisqu'il arrivait qu'un abonné réserve deux voitures différentes dans une même période, ce qui rend l'approche incorrecte. La seule manière de retracer toutes les transactions d'une chaîne est de lier *NextNoReservation* à *autNoReservation* d'une autre ligne jusqu'à ce que le

dernier enregistrement ait une case vide dans *NextNoReservation*. Le diagramme de la Figure 3.6 résume les étapes de la boucle effectuée.

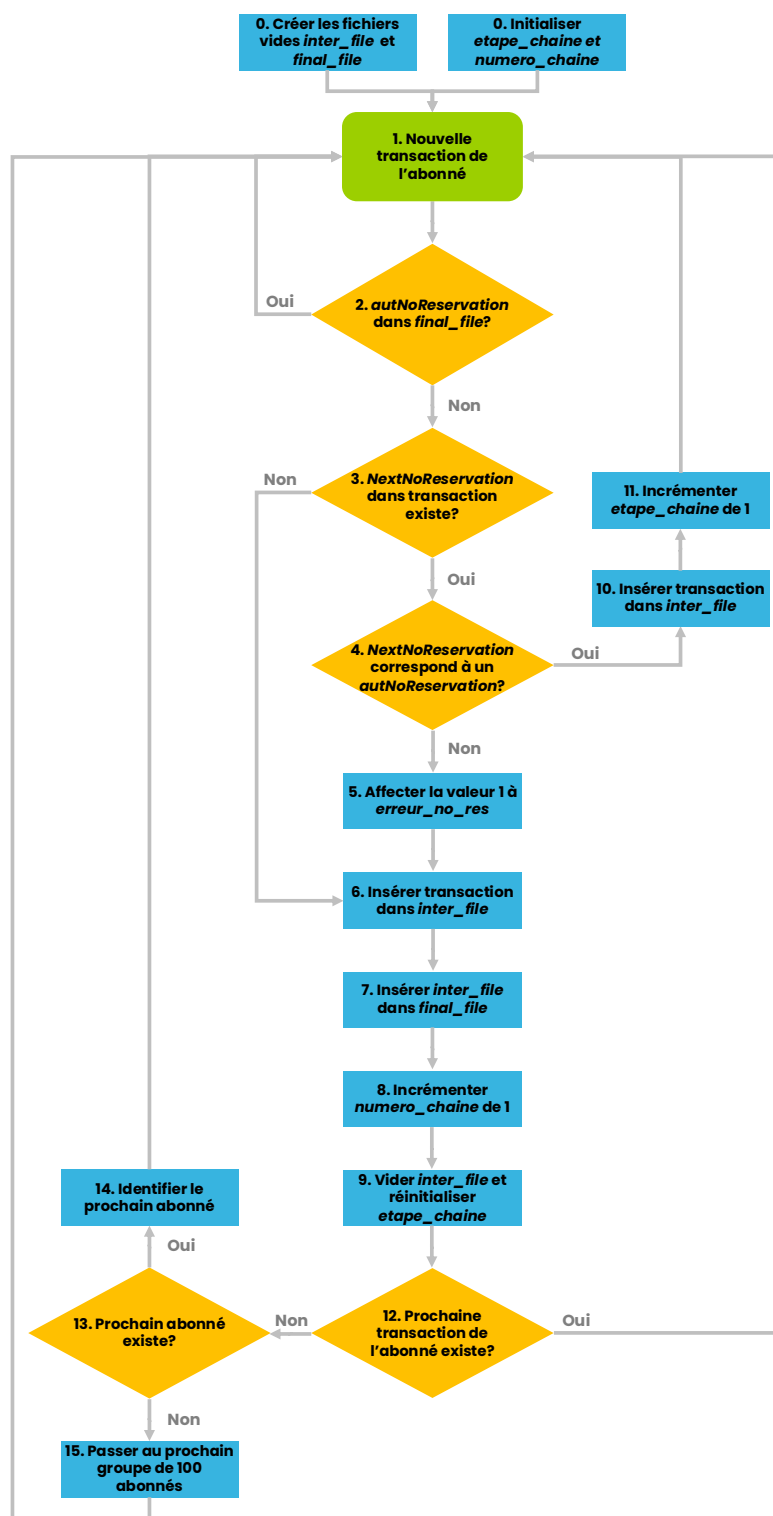


Figure 3.6 Diagramme de suivi des transactions et des chaines

Avant l'adoption du programme présenté dans le diagramme, un code en boucle a été exécuté pour lancer cette instruction, ce qui a entraîné un temps de traitement excessivement long, car elle examine 3,8 millions de lignes à chaque itération. Pour pouvoir le faire plus efficacement, la base de données transactionnelle sans nettoyage a été sectionnée en plusieurs parties. Le programme actuel roule par groupe de 100 usagers, pour un total de 66 485 membres ayant réservé en 2022. Les étapes 10 et 11 forment les chaines. Les étapes 6 à 9 servent à intégrer les chaines complétées et incomplètes, qui passent par l'étape 5, au fichier final. Voici une description détaillée des étapes de la boucle :

0. Créer les bases de données vides *inter_file* et *final_file*

Deux bases de données vides sont créées. *inter_file* est rempli au fur et à mesure par les transactions d'une même chaine et vidé après 100 clients. Il sera intégré à *final_file* qui réunit toutes les chaines de *inter_file*.

0. Initialiser *etape_chaine* et *numero_chaine*

Pour suivre les transactions d'une chaine spécifique, deux colonnes à incrémenter sont créées : *etape_chaine* et *numero_chaine*. Ces variables seront accrues pour identifier l'ordre chronologique des manipulations des usagers.

1. Nouvelle transaction de l'abonné

Une transaction du membre est sélectionnée afin de commencer la boucle. L'étape 2 est ensuite entamée.

2. *AutNoReservation* dans *final_file*?

Si *autNoReservation* se trouve dans *final_file*, la décision est de retourner à l'étape 1 pour éviter des doublons. Dans le cas contraire, l'étape 3 suit.

3. *NextNoReservation* dans transaction existe?

Si la case *NextNoReservation* est remplie, cela indique qu'une autre transaction de la chaine existe, soit une modification ou une annulation de la réservation faite après cette transaction. Dans ce cas, l'étape 4 est exécutée.

Si *NextNoReservation* est vide, l'étape 6 est alors effectuée. La base de données transactionnelles étant déjà classée par *datInscription*, la ligne du dernier changement, qui aurait la case

NextNoReservation vide, ne peut pas se trouver avant cette transaction. Il n'y a donc pas le besoin de chercher *autNoReservation* de la transaction dans *NextNoReservation*.

4. NextNoReservation correspond à un autNoReservation?

Pour trouver la transaction suivante de la chaîne, *NextNoReservation* de cette transaction-ci est identique à *autNoReservation* de l'autre transaction. Si *NextNoReservation* ne concorde à aucun *autNoReservation* d'une transaction, on procède à l'étape 5. Dans le cas inverse, l'étape 10 est réalisée.

5. Affecter la valeur 1 à *erreur_no_res*

Le chiffre 1 dans la colonne *erreur_no_res* dénote que la prochaine transaction de la chaîne ne se retrouve pas dans la base de données. Il s'agit soit d'une erreur du système, soit d'une absence dans la base de données de l'année suivante. L'étape 6 suit automatiquement.

6. Insérer transaction dans *inter_file*

Si l'étape précédente est 5, l'autre transaction n'existe pas dans la base de données, donc il n'y a pas de suite à la transaction. Si l'étape antérieure est 3, la transaction est la transaction finale de la chaîne. Dans les deux cas, la dernière transaction est insérée dans *inter_file*. Toutes les transactions d'une chaîne sont intégrées dans *inter_file*. L'étape 7 sera entamée.

7. Insérer *inter_file* dans *final_file*

La chaîne terminée dans *inter_file* est intégrée dans *final_file*. L'étape 8 est ensuite effectuée.

8. Incrémenter *numero_chaine* de 1

La chaîne obtient avec un *numero_chaine* unique parmi les chaînes de l'itération. L'étape 9 s'enchaîne par la suite.

9. Vider *inter_file* et réinitialiser *etape_chaine*

La chaîne étant complétée, elle est supprimée pour laisser place à une nouvelle chaîne. L'étape 12 s'ensuit de l'étape 9.

10. Insérer transaction dans *inter_file*

Parce que *NextNoReservation* correspond à un *autNoReservation*, il y a au moins 2 transactions dans la chaine. Chaque transaction de la chaine est rajoutée dans *inter_file*. L'étape 11 est ensuite exécutée.

11. Incrémenter *etape_chaine* de 1

etape_chaine incrémente jusqu'au moment *NextNoReservation* de la dernière transaction trouvée à l'étape 3 soit vide. Le retour à l'étape 1 repère la transaction suivante de la chaine à compléter.

12. Prochaine transaction de l'abonné existe?

Si une transaction ultérieure du client apparaît, la boucle redémarre à l'étape 1 pour créer une différente chaine. Donc, la transaction suivante sera manipulée à la première étape. Sinon, l'étape 13 est réalisée.

13. Prochain abonné existe?

Si le membre actuel a une autre transaction, l'étape 14 sera appliquée sur cette nouvelle transaction. Dans le cas contraire, on passe à l'étape 15.

14. Identifier le prochain abonné

L'utilisateur actuel n'ayant plus de transaction, il faut passer au prochain membre par l'étape 1.

15. Passer au prochain groupe de 100 abonnés

Cette étape facultative est pratique lors de l'utilisation d'un ordinateur peu puissant afin de réaliser une segmentation pour alléger la charge de travail. À la dernière transaction du 100^e usager, la boucle sera appliquée aux 100 prochains clients en entamant par l'étape 1. Donc, plusieurs fichiers *final_file* seront créés.

Puisque *numero_chaine* incrémente à chaque itération de 100 membres et commence par 1, la numérotation des chaines se répète. Pour assurer l'identification unique des chaines de toute l'année, le numérotage de *numero_chaine* est revu.

3.4 Construction de l'arbre de décision

Parmi les nombreux outils de prédiction, l'arbre décisionnel et la forêt aléatoire sont retenus en raison de leur simplicité d'interprétation. Comprendre les principes fondamentaux derrière ces

concepts permet de construire un modèle pertinent et de trouver les manières d'évaluer sa performance. Le logiciel RStudio fournit une panoplie d'extensions spécialisées réalisant l'arbre de décision et la forêt d'arbres décisionnels.

3.4.1 Fondements théoriques d'un arbre de décision

Une machine dotée d'intelligence artificielle accomplit des tâches en reproduisant les capacités humaines, comme la prise de décision ou la résolution de problèmes, de manière autonome (SAP, s. d.). Il existe plusieurs catégories, dont l'apprentissage automatique, mieux connu sous le nom de *machine learning* (M. Chen, 2024; L'Office québécois de la langue française [OQLF], s. d.-a). Alimenté par d'énormes quantités de données, ce dernier peut ressortir des modèles et prédire des résultats. Parmi les types d'apprentissage automatique, l'apprentissage supervisé fonctionnant derrière l'arbre de décision étudie les différents scénarios passés pour générer des prédictions (M. Chen, 2024; IBM, s. d.; L'Office québécois de la langue française [OQLF], s. d.-b). Pour obtenir une prédiction plus fiable et robuste qu'un simple arbre de décision, une forêt aléatoire, aussi appelée une forêt d'arbres de décision ou une forêt d'arbres décisionnels, combine plusieurs arbres de décision.

Lorsque plusieurs variables sont entrées, l'arbre calcule leur importance à un nœud connecté à une branche. Les nœuds feuilles qui se trouvent à la fin de l'arbre montrent les prédictions possibles de la variable cible. Un exemple d'arbre de décision est présenté dans la Figure 3.7. Le diagramme est facile à interpréter et explicite les variables déterminantes d'un phénomène. Un inconvénient potentiel est le risque de surajustement (IBM, 2021). Dans cette situation, vu que le modèle est trop adapté aux données rentrées, il ne pourra pas prédire avec d'autres données. Pour éviter ceci, le jeu de données est séparé en deux (Gholamy et al., 2018). L'ensemble d'entraînement doit contenir un nombre suffisant de valeurs entre 70% à 80% des données. Le reste sert à tester pour la validation du modèle.

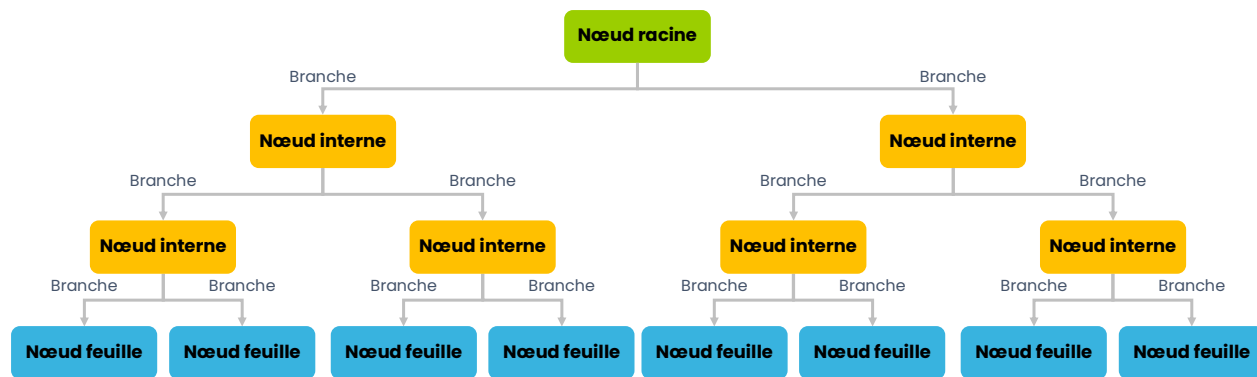


Figure 3.7 Schéma théorique d'un arbre de décision

Une matrice de confusion présentée dans la Figure 3.8 compare les observations réelles aux prédictions. Chaque case indique le statut des cas prédits par le modèle :

- Vrai positif (VP) : bonne prédiction d'une valeur positive
- Vrai négatif (VN) : bonne prédiction d'une valeur négative
- Faux positif (FP) : mauvaise prédiction d'une valeur positive (erreur de type I)
- Faux négatif (FN) : mauvaise prédiction d'une valeur négative (erreur de type II)

Les équations de la Figure 3.8 permettent de calculer des indicateurs de performance pour mesurer l'efficacité du modèle comme l'exactitude (*accuracy*), la précision (*precision*), la sensibilité (*sensitivity* ou *recall*) et le score F1 (*F1 Score*) (Camille Jo, 2024; Murel & Kavlakoglu, 2024). L'exactitude évalue le nombre de bonnes prédictions sur toutes les prédictions. La précision, ou la valeur prédite positive, est la proportion de bonnes prédictions sur les cas positifs prédits, donc les vrais positifs sur les vrais et faux positifs. La sensibilité, désignée également sous le terme de rappel, reprend l'équation de la précision en remplaçant le nombre de faux positifs par celui des faux négatifs donnant donc la proportion de bonne prédiction sur les cas positifs réels.

Combinant les deux derniers indicateurs en un, le score F1 prend en compte les faux positifs et les faux négatifs. Une répartition inégale entre les cas positifs et négatifs d'un jeu de données nécessite d'équilibrer la précision et la sensibilité. Dans le cas d'un jeu de données avec de cas positifs supérieurs aux négatifs, un modèle qui se contente de prédire systématiquement la classe positive rencontre une précision tendant vers 100 et une sensibilité proche de 0. Il réussit à identifier la quasi-totalité des prédictions positives, mais échoue à déterminer les rares cas négatifs, d'où l'importance de considérer simultanément la précision et la sensibilité.

		Référence		
		+	-	
Prédiction	+	Vrai positif (VP)	Faux positif (FP)	$Précision = \frac{VP}{VP + FP}$
	-	Faux négatif (FN)	Vrai négatif (VN)	
		$Sensibilité = \frac{VP}{VP + FN}$		$F1\ Score = \frac{2 \times Sensibilité \times Précision}{Sensibilité + Précision}$
				$Exactitude = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}$

Figure 3.8 Matrice de confusion théorique et ses indicateurs de performance

Adaptée avec permission de « Confusion matrix and evaluation metrics » par J. Jeppesen et al., 2019, 10.1016/j.rse.2019.03.039. Licence CC.

3.4.2 Choix des variables à intégrer

Basée sur 15 variables de la section 3.2, la prédiction de l'arbre de décision et de la forêt aléatoire spécifie le statut final de la réservation, soit honorée, soit annulée, donc les fausses annulations sont retirées du jeu de données. Le choix de ces variables découle de celles présentées dans les sections 2.3 et 2.4. Les données qui n'apparaissent pas dans la revue de littérature comme le type d'abonnement et les informations sur les stations sont spécifiques au service de Communauto d'où la décision de les inclure. Malgré la considération de la météorologie dans les études sur l'autopartage, son effet se limite au court terme. Les conditions météorologiques n'impactent pas la décision d'annuler une réservation deux semaines avant la date de début par exemple. Certaines variables ne sont pas reprises de la revue de littérature, car elles n'existent pas dans la base de données fournie comme l'origine du membre.

Plusieurs éléments des réservations sont analysés : le temps écoulé entre la réservation initiale et le début prévu ou effectif, la durée totale entre les heures de début et de fin prévus ou effectifs ainsi que le mois, le jour de la semaine et l'heure de la réservation. En ce qui concerne l'usage du service basé sur un client en 2022, le nombre d'annulations et le nombre total de réservations sont pris en compte.

Les variables liées à l'utilisateur incluent son groupe d'âge, son genre, l'arrondissement correspondant à son code postal et le forfait actif au moment de la réservation initiale. Enfin, les variables reliées aux stations et aux véhicules comprennent l'arrondissement où se trouve la station, le nombre total de véhicules disponibles et le pourcentage de véhicules utilisés au moment de la réservation ainsi que le type de carburant du véhicule réservé, qu'il s'agisse d'essence, d'électricité ou d'hybride.

Comme expliqué dans la section 3.2, des chaînes sont éliminées par manque d'information ou par erreur. Les statuts finaux indiquant une réservation honorée ou annulée, les délais entre 0 à 31 jours, les durées supérieures à 0, les âges inférieurs à 100 et les genres déclarés sont conservés. Subséquemment à ce filtrage, 90,33% des chaînes du jeu de données sont retenues. Avant de les intégrer dans l'arbre de décision ou la forêt d'arbres décisionnels, les délais de réservation, les durées de réservation, les âges, les fréquences d'annulation et les fréquences d'utilisation du service sont convertis en intervalles afin de mieux comparer les habitudes, les délais de réservation. Les valeurs composées de plusieurs classes sont transformées en facteur. Le jeu de données résumé dans Tableau 3.9 permet d'analyser les tendances de réservation et d'usage du service en fonction des caractéristiques des réservations, des utilisateurs, des stations et des véhicules.

Tableau 3.9 Variables intégrées dans les modèles

Type de variable	Nom de la variable	Domaine	Description
Réservation	delai	Facteur	Durée entre réservations initiale et début prévu/effectif
	duree	Facteur	Durée entre début et fin prévus/effectifs
	mois	Facteur	Mois du début de réservation
	jour_semaine	Facteur	Jour de semaine du début de réservation
	heure_interval	Facteur	Intervalle de deux heures du début de réservation
Usage d'ABS par abonné en 2022	frequence_X	Facteur	Fréquence à annuler
	tot_res	Facteur	Nombre de réservations
Abonné	groupe_age	Facteur	Groupe d'âge en 2022
	customer_arrondissement	Facteur	Localisation du domicile
	lngSexe	Facteur	Genre
	PackageID	Facteur	Type de forfait
Station et véhicule	capacite_tot	Nombre entier	Nombre de véhicules dans la station
	pourcentage_u	Nombre décimal	Taux de véhicules utilisés le jour de réservation
	station_arrondissement	Facteur	Localisation de la station
	type_carburant	Facteur	Carburant du véhicule

3.4.3 Configuration de l'algorithme et évaluation

L'arbre de décision et la forêt aléatoire créés sont capables de prédire le statut d'une réservation future. Les feuilles présentent donc deux options : réservation honorée ou annulée. Pour former l'arbre de décision, la forêt aléatoire et la matrice de confusion sur RStudio, les extensions *party*, *randomForest* et *caret* ont été téléchargées.

Avant de lancer l'algorithme, des lignes sont supprimées par *na.omit()* parce que *randomForest()* ne traitent pas les données manquantes. Les enlever de l'arbre de décision conduit à un résultat similaire, prouvant un effet négligeable sur la structure ou la performance des modèles. Dans le but

d'assurer la reproductibilité du tirage aléatoire, *set.seed(123)* permet de sélectionner différentes données chaque fois que le programme roule.

ctree() de *party* génère un arbre d'inférence conditionnelle construit avec l'application de tests statistiques pour la création des branches. Cette approche évite l'élagage, c'est-à-dire la suppression des branches et nœuds internes négligeables, et la validation croisée en garantissant que l'arbre est développé à la bonne taille (Hothorn et al., 2025; IBM, s. d.). La profondeur des arbres est contrôlée par l'intervalle de confiance de *mincriterion* à 0,95. La variable cible étant connue dans le jeu de données, l'algorithme considère les variables présentées à la section précédente pour prédire le statut des réservations.

Une fois le modèle construit avec l'échantillon d'entraînement aléatoire constituant 80% du jeu de données, il est appliqué à l'ensemble de test pour prédire le statut des lignes exclues dans l'entraînement. Finalement, la matrice de confusion étudie ce résultat. La sortie du code de *confusionMatrix()* de *caret* affiche une matrice de confusion et des indicateurs, dont l'exactitude, la précision et la sensibilité. Étant donné que le résultat du programme sur RStudio est en anglais, ils sont désignés par *accuracy*, *pos pred value* (*positive predicted value*) et *sensitivity*.

Dans ce chapitre, le lexique des concepts définit le vocabulaire utilisé dans ce mémoire : réservation, chaîne, transaction, statut de réservation (incluant la notion de fausse annulation), taux et délai. La section du traitement de données explique les variables fournies par Communauto et celles qui résultent de manipulations réalisées avec le langage R sur RStudio. Le processus compliqué de la formation des chaînes se base sur l'enchaînement des transactions et aboutit à la révélation du statut final de la réservation. L'arbre de décision et sa version plus complexe, la forêt d'arbres de décision, intègrent 15 variables afin de prédire si une réservation est honorée ou réellement annulée. Les résultats de ces algorithmes se retrouvent au chapitre 5 alors que le prochain chapitre présente une analyse descriptive à partir des données introduites dans ce chapitre.

CHAPITRE 4 ANALYSE DESCRIPTIVE

Chacune des cinq sections de ce chapitre ressort les tendances générales après la manipulation des données décrite dans la méthodologie. Tout d'abord, la distribution des trois statuts et leur délai selon le temps sont évalués dans les sections 4.1 et 4.2. La section 4.3 analyse différentes informations des membres, notamment le genre, l'âge, le forfait, la fréquence d'utilisation du service et le lieu de domicile. L'avant-dernière section 4.4 compare les réservations de LS à l'ABS et celles qui ont une durée supérieure à un jour. Finalement, la section 4.5 détermine le taux et le délai de chaque station.

4.1 Statuts des réservations

Le nombre de transactions par chaîne identifie les étapes entreprises par les usagers ultérieurement à la réservation initiale. Le graphique de la Figure 4.1 présente la distribution de ce nombre, limité aux chaînes possédant jusqu'à 10 transactions. Bien que celles-ci couvrent 99,94% des chaînes, il faut noter que la plus longue enregistrée comporte 62 transactions. 12,57% des chaînes constituées d'une seule transaction sont nécessairement des réservations honorées, incluant celles des véhicules rapportés plus tôt. Par ailleurs, les chaînes comptant deux transactions représentent 57,18%, tandis que celles ayant trois transactions atteignent 19,04%. Elles suggèrent qu'une majorité des réservations font l'objet d'au moins une modification ou d'une annulation, ce qui reflète un usage flexible du système par les utilisateurs. Cette distribution indique une forte concentration autour des chaînes courtes traduisant une fréquence élevée de changements ponctuels sans récurrence excessive.

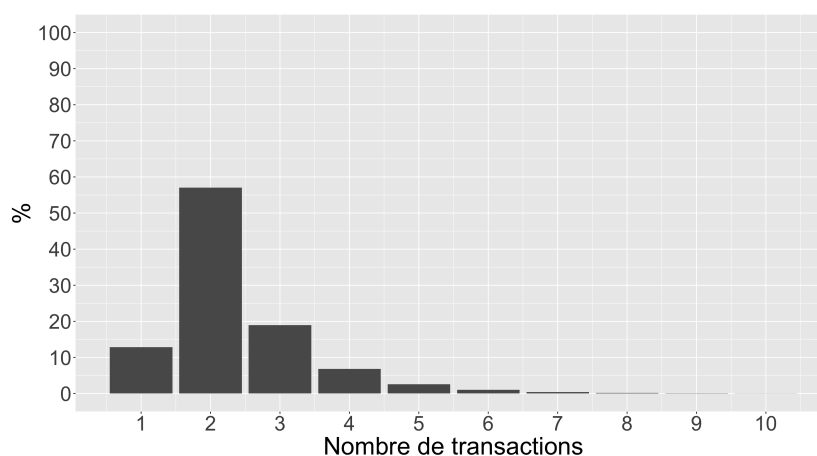


Figure 4.1 Nombre de transactions par chaîne

Le diagramme de Sankey, présenté à la Figure 4.2, fournit une représentation visuelle de l'évolution des réservations illustrant leur statut final, soit honoré, soit annulé. Il permet ainsi de mieux comprendre les comportements des abonnés et de révéler les tendances de réservation. Dans ce diagramme, le nombre total de réservations est réparti entre les réservations honorées à 70,61%, dont 83,22% qui sont modifiées-honorées, et les réservations annulées à 29,39%.

Parmi les réservations annulées, 39,72% sont en réalité des fausses annulations, ce qui signifie qu'un certain nombre d'annulations ne représente pas une perte véritable de la demande, mais plutôt un ajustement des choix des clients. En retirant les fausses annulations, 79,94% des réservations aboutissent à une utilisation réelle d'un véhicule, alors que seules 20,06% des réservations sont réellement annulées. Il est aussi à noter que 67% des fausses annulations restent en ABS, et les autres deviennent des réservations honorées en LS.

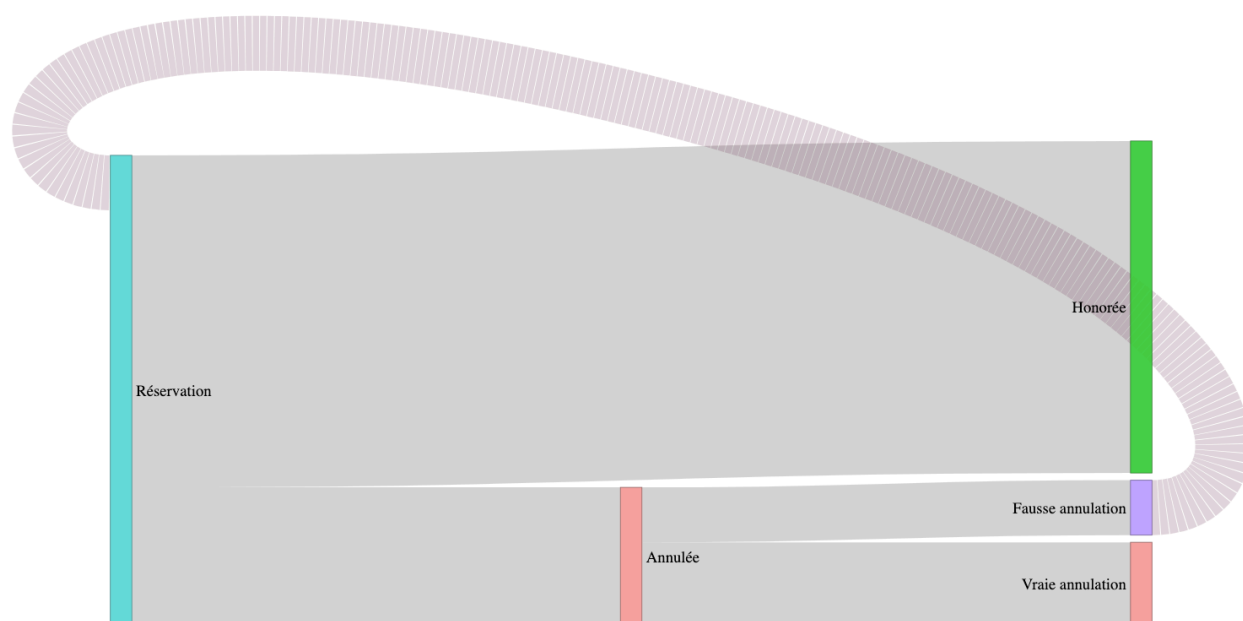


Figure 4.2 Distribution des statuts de réservation

Pour l'analyse des réservations en fonction du mois de l'année illustrée à la Figure 4.3, le taux des fausses annulations le plus faible est observé en janvier à 10,33%. Au printemps, le taux le plus élevé de réservations honorées se passe au mois de mars, soit à 73,66%. Le taux de véritables annulations sont les plus bas, en particulier au mois de mai à 15,65%. À l'inverse, une hausse marquée des annulations est observée dans la période estivale, atteignant un pic au mois de juillet, avec 20,21% de vraies annulations et 12,98% de fausses annulations, 2,66% de plus que le taux le

plus bas observé en janvier, montrant une augmentation progressive au cours de l'année avant de diminuer lentement jusqu'en décembre. La situation coïncide avec le taux le plus faible de réservations honorées de l'année à 66,81%.

Les données révèlent une saisonnalité marquée dans les habitudes. Un pic notable d'annulations durant l'été, tant pour les vraies que pour les fausses annulations, suggère une instabilité accrue de la demande pendant cette période. Une hausse significative du taux de réservations effectivement honorées en mars associé aux taux d'annulation les plus bas au printemps désigne une période plus stable.

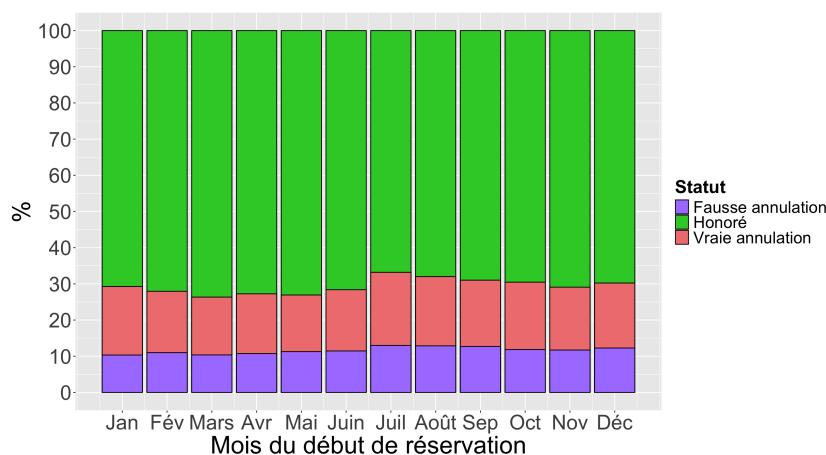


Figure 4.3 Distribution des statuts selon le mois du début de réservation

En ce qui concerne les réservations pendant la semaine de la Figure 4.4, le mardi se distingue par le taux le plus élevé en réservations honorées, atteignant 76,34%, et par les taux les plus faibles de vraies annulations à 14,04% et de fausses annulations à 9,62%. En fin de semaine, le samedi présente le taux le plus haut de vraies annulations à 22,28% et le plus bas de réservations honorées à 63,69%. Les fausses annulations demeurent relativement stables au cours de la semaine, suivies d'une hausse notable la fin de semaine à un taux 14,34% le dimanche, soit un accroissement de près de 5% par rapport au taux le plus bas enregistré le mardi.

Le milieu de la semaine, surtout le mardi, est plus fiable pour les réservations. Il marque le plus haut taux de réservations honorées et le plus faible taux d'annulation, qu'elles soient vraies ou fausses. Les membres semblent respecter davantage leurs engagements lors des jours ouvrables, sans doute pour leur emploi ou rendez-vous. À l'inverse, la fin de semaine manifeste un relâchement et un blocage des créneaux sans intention ferme d'utilisation, possiblement liés à des

projets de loisir ou des conditions météorologiques incertaines, ce qui entraîne un taux élevé de vraies et fausses annulations.

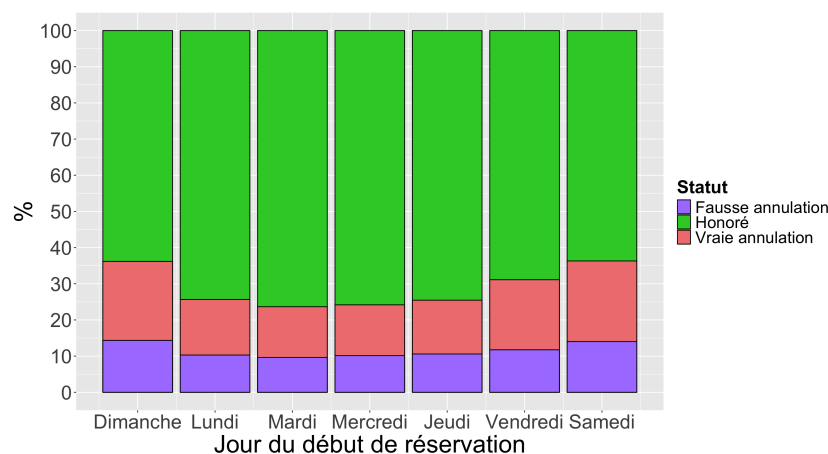


Figure 4.4 Distribution des statuts selon le jour du début de réservation

En semaine, les annulations de la Figure 4.5 sont réparties de manière relativement uniforme durant la journée, bien que plusieurs surviennent le matin. Entre les heures de [2,4[, les fausses annulations sont plus fréquentes à 13,27%, tandis qu'entre [4,6[, les vraies annulations prédominent à 18,59% entraînant le taux le plus bas de réservations honorées à 68,23%. Le taux le plus faible de fausses annulations est à 9,77% entre [10,12[. Le soir entre [20,22[, les réservations sont plus honorées à 76,81% et moins réellement annulées à 12,87%. Perpétuant la tendance remarquée d'une étude explorée dans la revue de littérature (Concas et al., 2023), les heures de pointe du matin rencontrent moins d'achalandage que le soir.

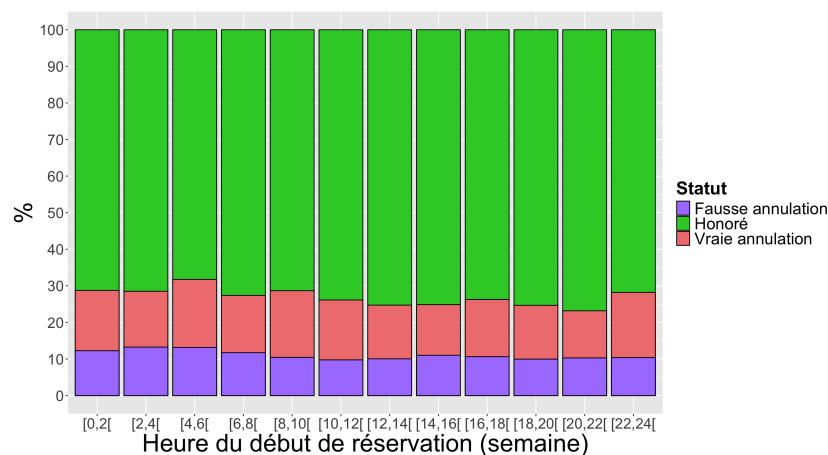


Figure 4.5 Distribution des statuts selon l'heure du début de réservation en semaine

Pendant la fin de semaine présentée à la Figure 4.6, entre [2,4[, les vraies annulations sont à leur plus bas à 14,04%. Après ce créneau, les annulations sont plus fréquentes, atteignant un pic à 18,05% pour les fausses annulations entre [4,6[, et à 28,82% pour les vraies annulations entre [6,8[. À cette heure, il en résulte que le taux de réservations honorées le plus faible est à 55,10%. À l'inverse, entre [20,22[, les réservations honorées prédominent à 73,09% en même temps que le plus bas taux des fausses annulations, à 11,80%.

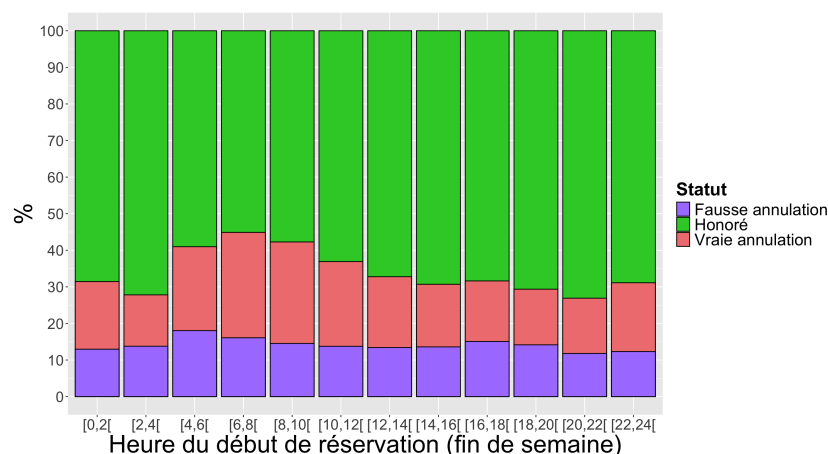


Figure 4.6 Distribution des statuts selon l'heure du début de réservation en fin de semaine

L'heure de la journée influence significativement le statut. Très tôt le matin se distingue par des taux élevés de vraies ou fausses annulations, tandis que la soirée affiche des taux élevés de réservations honorées autant la semaine et la fin de semaine. Néanmoins, les habitudes d'annulation diffèrent entre ces périodes. Alors qu'en semaine, les annulations sont relativement uniformes avec un pic modéré en matinée, la fin de semaine présente des fluctuations plus marquées avec un creux de vraies annulations très tôt, suivi d'une forte hausse dans les premières heures du matin. De plus, les taux des annulations sont habituellement supérieurs à celles de la semaine.

4.2 Délais

Les trois types de statuts sont liés à des comportements différents qui peuvent être étudiés à travers les délais. Limités par les contraintes imposées par la période de réservation et les pénalités d'annulation, certains préfèrent s'y prendre en avance et d'autres, à la dernière minute, soulignant l'importance de la dimension temporelle. Les trois graphiques suivants illustrent la fréquence cumulative des réservations selon le délai moyen. Cette période entre l'inscription et le début de la

réserve est exprimée en nombre arrondi au chiffre inférieur d'heures pour les 24 heures précédant le début de réservation. Si le délai dépasse 24 heures, il est calculé en nombre de jours.

Pour les réservations honorées de la Figure 4.7, 55,87% enregistrées moins d'un jour avant le début prévu suggèrent une très forte tendance à réserver à la dernière minute, d'autant plus que le pourcentage le plus élevé d'inscription arrive à moins d'une heure du début à 23,12%. Atteignant 81,26% de fréquence cumulative entre le jour de début effectif et 8 jours de délai, la montée rapide indique que les réservations entrées plus d'une semaine à l'avance sont moins récurrentes. En revanche, près de 9,70% réservées 20 à 31 jours avant la date du début de réservation démontrent un certain intérêt à réserver dès que possible.

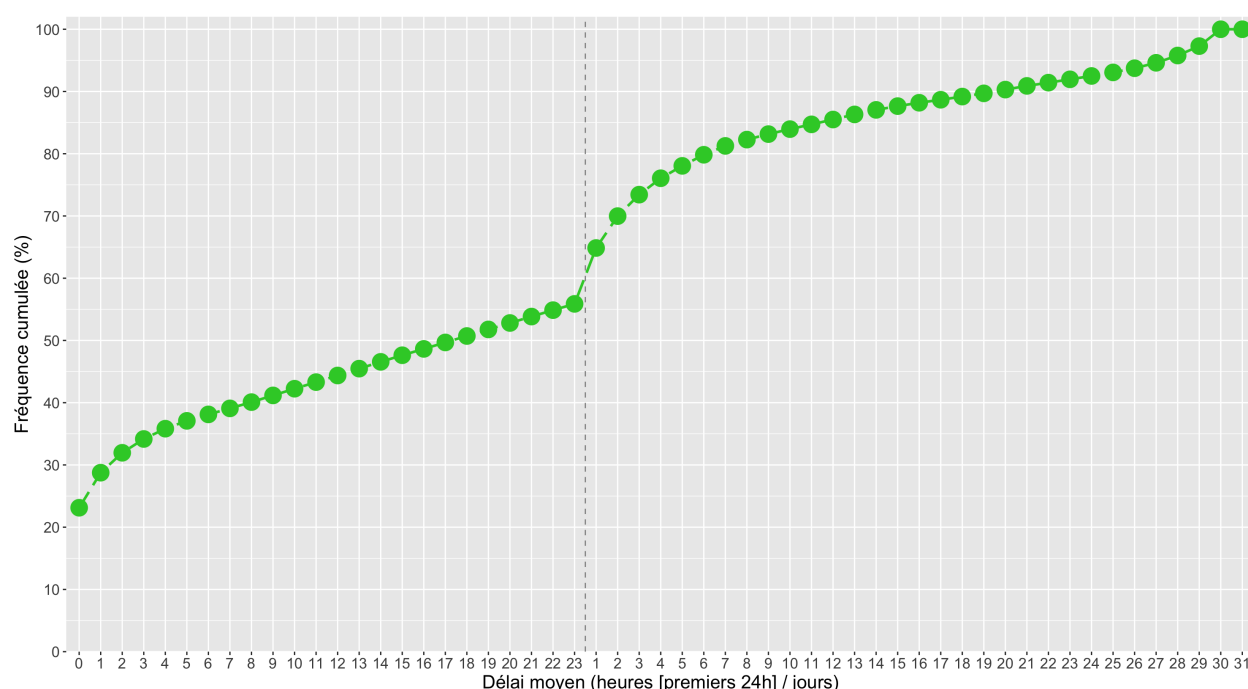


Figure 4.7 Fréquence cumulée du délai moyen des réservations honorées

Avec l'existence de mesures dissuasives, 21,52% des réservations sont véritablement annulées dans les premières 24 heures, avec seulement 6,00% à moins de deux heures avant leur date de début prévu. Le pourcentage le plus élevé de vraies annulations se manifeste le jour avant la réservation à 9,54% montré à la Figure 4.8. 50,16% des réservations réellement annulées moins de 6 jours avant la date de début signifie qu'une proportion notable des vraies annulations sont faites à l'avance. Cette habitude peut s'expliquer par les pénalités financières appliquées en cas d'annulation survenant moins de deux heures avant le début prévu. 80,02% des vraies annulations

se produisent avant le 26^e jour de délai. Entre 28 et 31 jours, 12,96% d'entre elles témoignent d'une planification accrue de certains usagers.

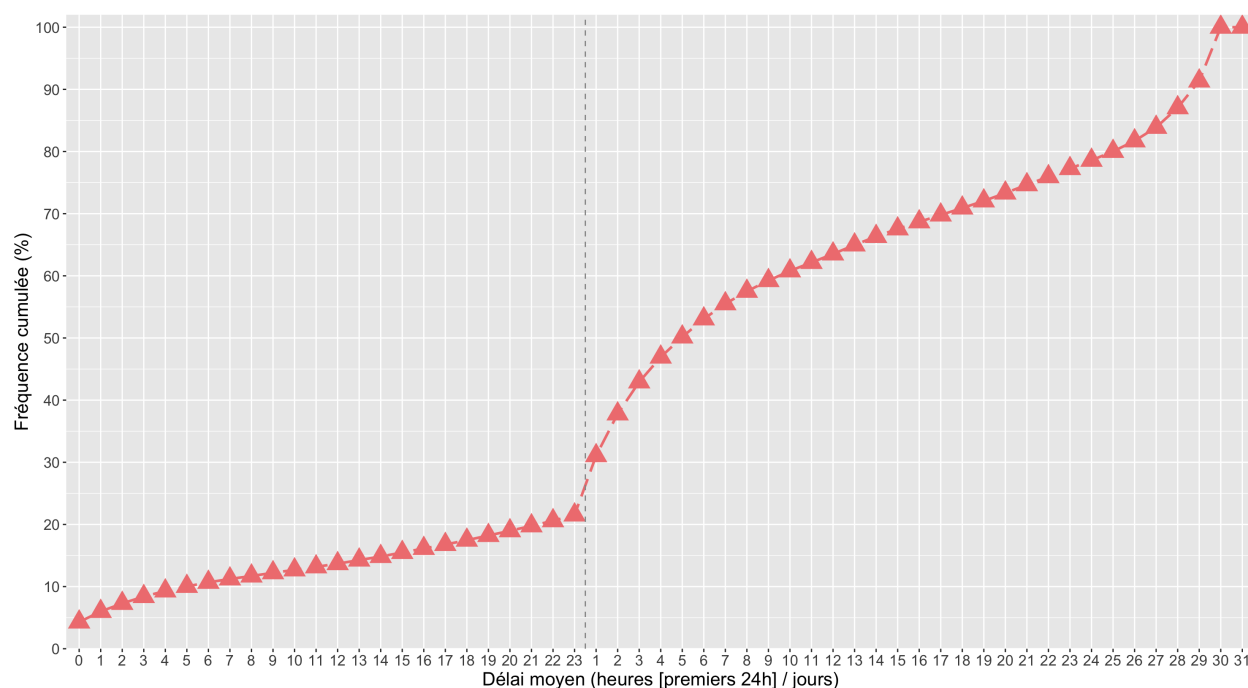


Figure 4.8 Fréquence cumulée du délai moyen des vraies annulations

En ce qui concerne les fausses annulations dans la Figure 4.9, 37,57% d'entre elles sont annulées moins d'un jour avant le début prévu, dont 10,38% à moins d'une heure avant le début prévu. 55,77% des réservations faussement annulées apparaissent moins de trois jours avant le début prévu jusqu'au jour de départ, où la proportion quotidienne la plus élevée se trouve entre un à deux jours avant le début prévu à 11,08%. 80,36% des fausses réservations sont annulées entre le début prévu et 14 jours avant celui-ci. À partir du 26^e au 31^e jour, 10,56% des fausses annulations surviennent.

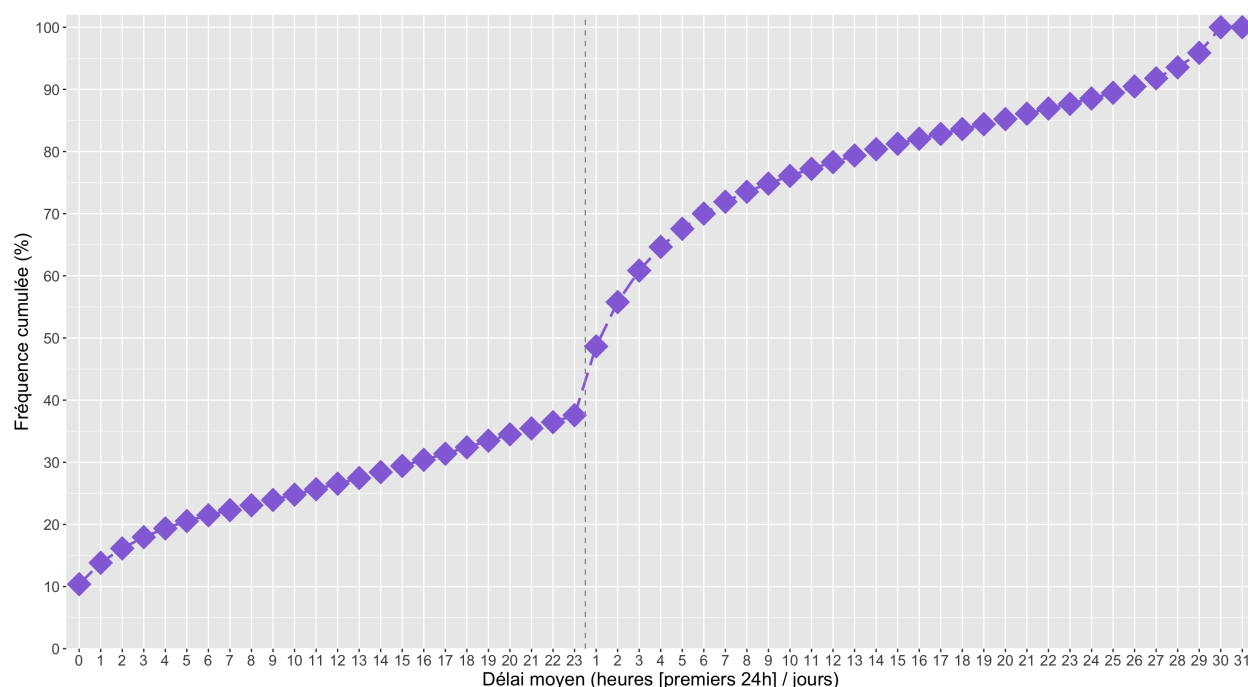


Figure 4.9 Fréquence cumulée du délai moyen des fausses annulations

Les trois statuts partagent une forte prévalence des comportements de dernière minute, mais ils diffèrent quant à leur degré d'anticipation. La planification à long terme reste minoritaire, bien que non négligeable. Les réservations honorées se distinguent par une tendance marquée avec des délais plus courts que les autres statuts. Les vraies annulations sont mieux réparties dans le temps et globalement plus anticipées, probablement sous l'effet des politiques d'annulation. Les fausses annulations semblent annulées plus près de la date de début que les vraies annulations.

4.2.1 Délai de réservations honorées

En hiver, les clients tendent à réserver plus tardivement, surtout au mois de janvier, où le délai moyen atteint son minimum de 3,58 jours. À l'inverse, les délais de réservation des derniers mois de l'année sont plus élevés avec un pic en décembre à 5,39 jours. Cette variation saisonnière aperçue dans la Figure 4.10 suggère une planification plus anticipée en hiver, possiblement en lien avec les conditions météorologiques et les déplacements pour les Fêtes.

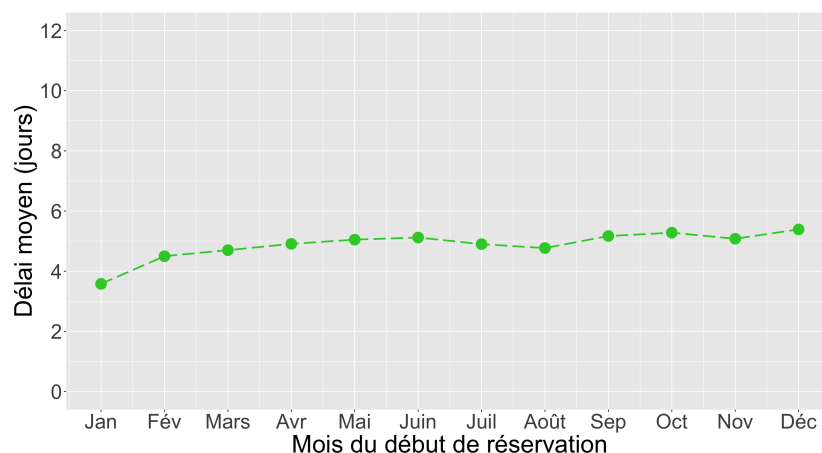


Figure 4.10 Délai moyen des réservations honorées selon le mois du début de réservation

En milieu de semaine, les usagers réservent plus près de la date de début, notamment le mardi avec le délai le plus court de 4,16 jours, tandis qu'en fin de semaine, le samedi enregistre le plus long à 6,08 jours. La Figure 4.11 reflète une planification plus anticipée pour les réservations de fin de semaine.

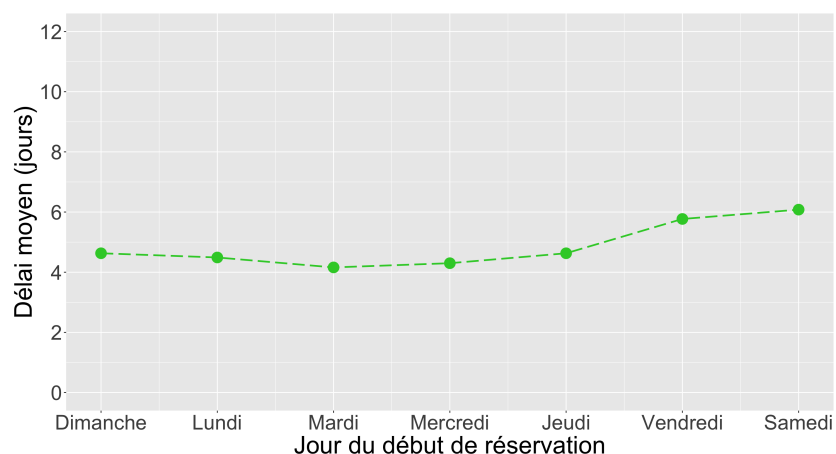


Figure 4.11 Délai moyen des réservations honorées selon le jour du début de réservation

Les réservations en semaine présentées à la Figure 4.12 sont effectuées davantage en avance le matin, particulièrement entre [6,8[, avec un délai de 7,79 jours, traduisant un comportement plus prévoyant probablement lié à des déplacements récurrents comme le travail. En revanche, entre [20,22[, les réservations ont le délai le plus bas à 2,82 jours, ce qui laisse supposer un usage ponctuel plutôt que routinier.

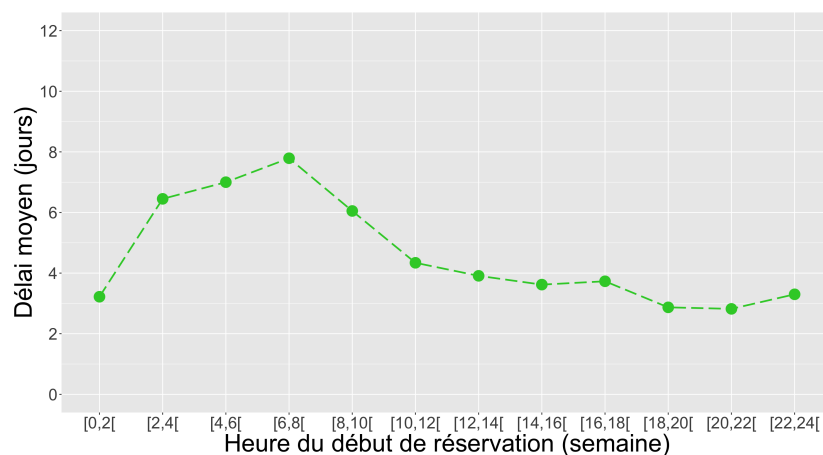


Figure 4.12 Délai moyen des réservations honorées selon l'heure du début de réservation en semaine

En fin de semaine, dans la Figure 4.13, le délai le plus bas est entre [2,4[à 2,15 jours, renforçant l'hypothèse d'un usage spontané. Une tendance similaire aux réservations en semaine est observée, bien que certaines périodes aient des délais parfois plus longs, comme celle entre [4,6[à 10,11 jours.

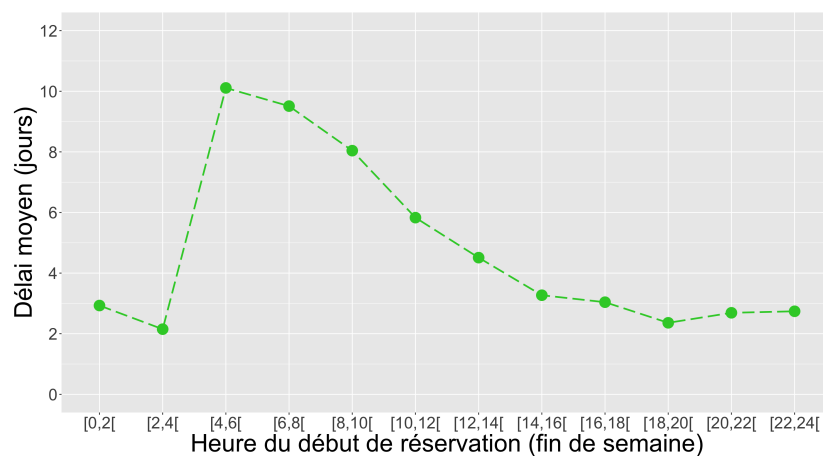


Figure 4.13 Délai moyen des réservations honorées selon l'heure du début de réservation en fin de semaine

4.2.2 Délai de vraies annulations

En hiver, les annulations sont effectuées moins en avance, avec le délai le plus court en février à 9,87 jours, reflétant une plus grande incertitude des usagers. Il se peut qu'elles soient dues aux

mauvaises conditions climatiques défavorables annoncées à l'approche du jour de réservation. À l'automne, le délai atteint un sommet en novembre à 12,62 jours illustré dans la Figure 4.14.

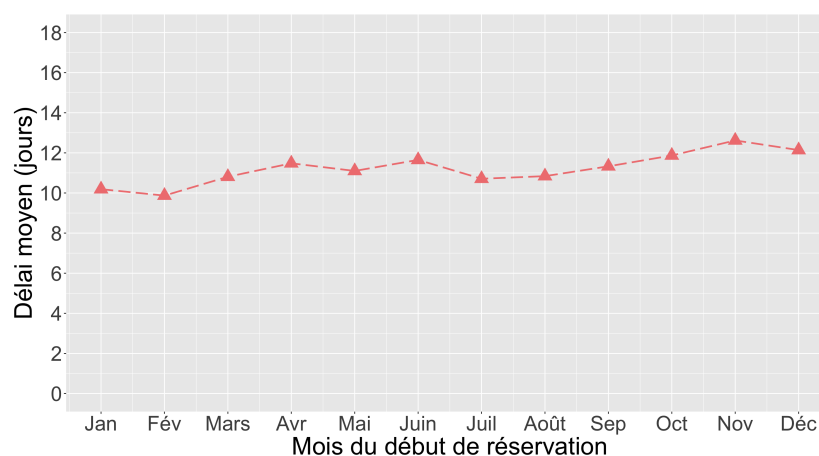


Figure 4.14 Délai moyen des vraies annulations selon le mois du début de réservation

Selon la Figure 4.15, les usagers semblent annuler plus près de la date de début pendant la semaine avec le mardi enregistrant le délai le plus court à 9,41 jours. À l'inverse, en fin de semaine, les annulations sont faites plus tôt avec le délai maximal de 12,69 jours le samedi. Les membres paraissent ajuster en fonction des contraintes professionnelles ou sociales, ces dernières surtout planifiées en avance pour la fin de semaine.

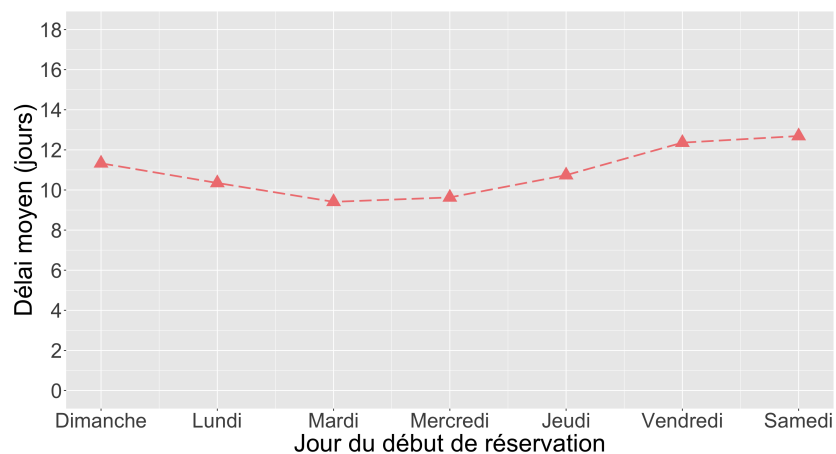


Figure 4.15 Délai moyen des vraies annulations selon le jour du début de réservation

En semaine, présenté à la Figure 4.16 et en fin de semaine, une tendance similaire s'affiche: les usagers semblent anticiper davantage lorsqu'ils annulent des réservations prévues tôt le matin ou la nuit, mais attendre plus longtemps avant d'annuler celles prévues en après-midi et le soir. En

semaine, le délai le plus grand est à 16,77 jours entre $[0,2[$, tandis que le plus court se situe entre $[18,20[$ à 8,23 jours. En fin de semaine, le délai est maximal à 16,08 jours entre $[6,8[$ et minimal à 7,01 jours aux mêmes heures qu'en semaine.

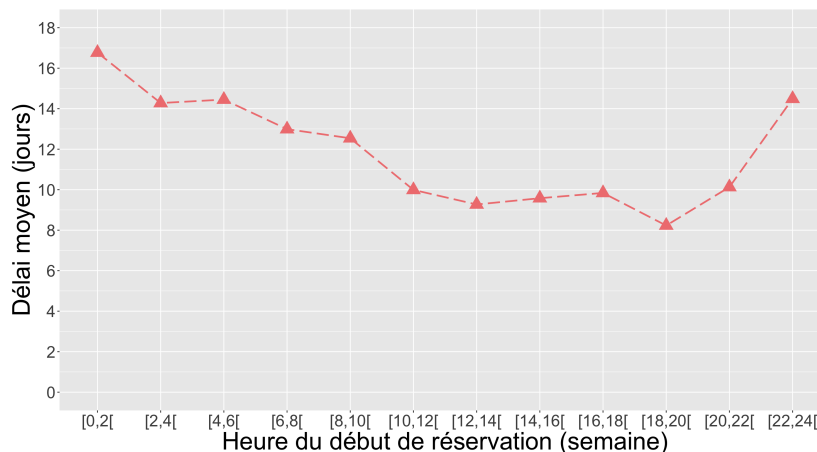


Figure 4.16 Délai moyen des vraies annulations selon l'heure du début de réservation en semaine

4.2.3 Délai de fausses annulations

Le délai moyen des fausses annulations reste relativement stable tout au long de l'année, oscillant entre 6 et 9 jours comme présenté dans la Figure 4.17. En hiver et au printemps, les abonnés semblent valider des changements de plans plus lentement puisque les délais sont les plus courts de l'année, notamment en janvier à 6,11 jours. Cependant, une légère hausse est observée dès novembre culminant en décembre 8,49 jours. Cette augmentation peut être interprétée par une organisation plus anticipée à l'approche de la période des Fêtes.

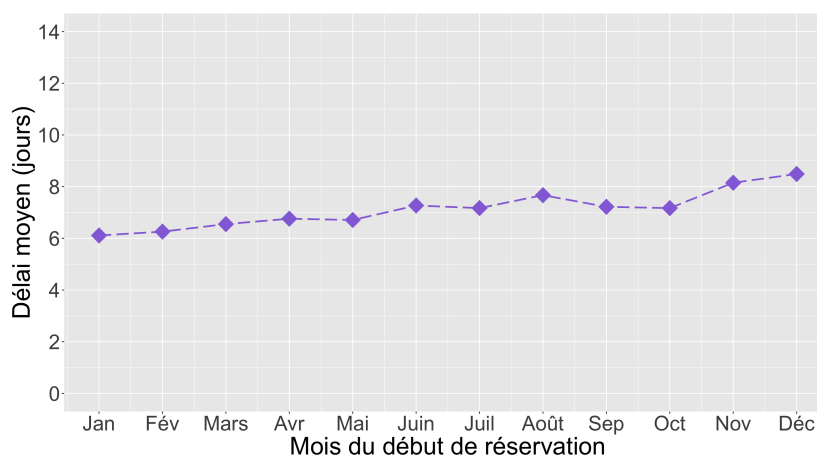


Figure 4.17 Délai moyen des fausses annulations selon le mois du début de réservation

Dans la Figure 4.18, les usagers annulent plus tôt en prévision du vendredi à 8,29 jours et plus tard pour les départs du dimanche à 6,46 jours. Cela suggère une anticipation accrue en vue des départs vendredi et samedi plus que les autres jours.

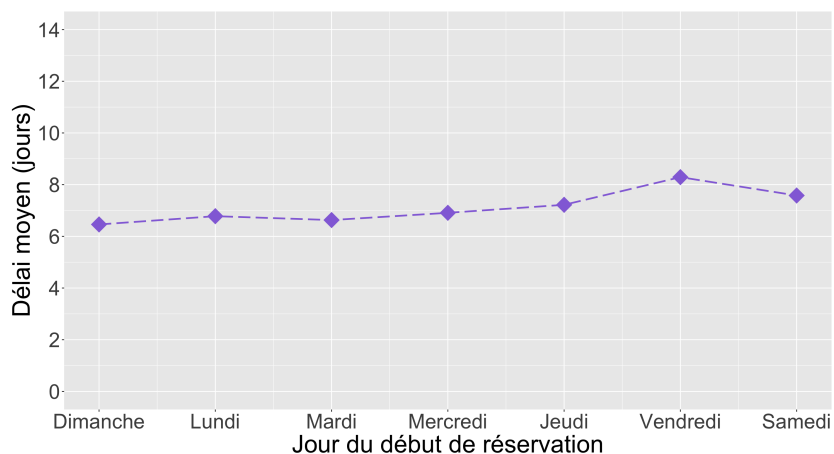


Figure 4.18 Délai moyen des fausses annulations selon le jour du début de réservation

Affichées dans la Figure 4.19, le début de réservation en semaine qui se situe entre $[4,6[$ montre le délai moyen le plus long à 11,04 jours, tandis que celui entre $[18,20[$ présente le délai le plus court à 4,85 jours. Cela peut refléter que les usages matinaux, possiblement liés à des routines fixes, telles que l'aller-retour domicile-travail sont anticipés bien en amont, alors que les déplacements en soirée répondent à des besoins plus spontanés.

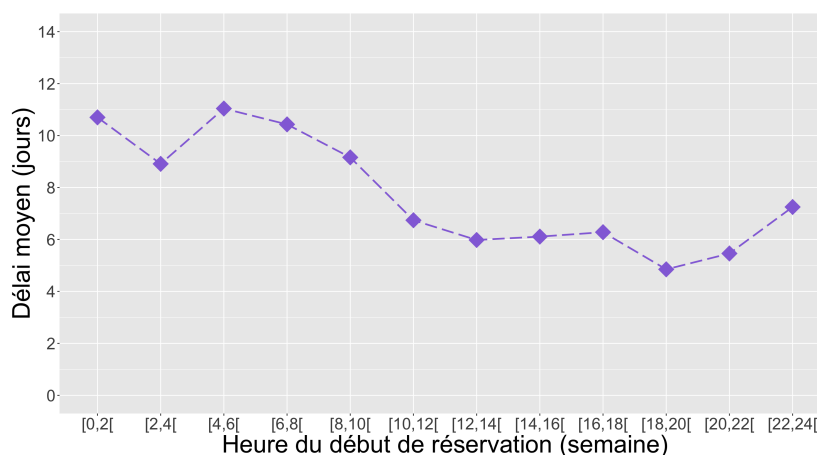


Figure 4.19 Délai moyen des fausses annulations selon l'heure du début de réservation en semaine

La tendance observée en semaine est plus marquée en fin de semaine de la Figure 4.20. En effet, les départs de $[4,6[$ sont planifiés jusqu'à 12,11 jours à l'avance, tandis que ceux entre $[18,20[$ sont réservés en moyenne 4,69 jours préalablement. Ces écarts soulignent que les réservations matinales en fin de semaine sont souvent prévues longtemps à l'avance.

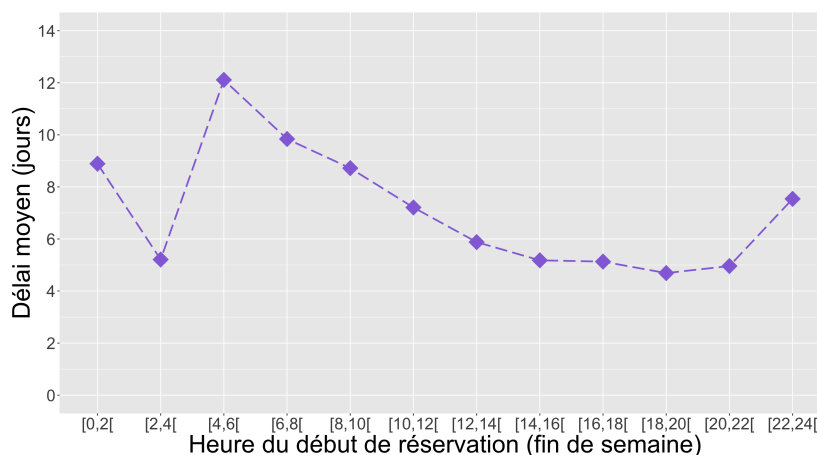


Figure 4.20 Délai moyen des fausses annulations selon l'heure du début de réservation en fin de semaine

4.3 Caractéristiques des abonnés

Plusieurs caractéristiques sociodémographiques méritent d'être explorées dans le but de comprendre leur impact sur les comportements. Dû à la disponibilité des données, seuls le genre, l'âge, le type de forfait, la fréquence d'utilisation du service en ABS et le lieu de résidence sont pris en compte.

4.3.1 Genre

Dans le Tableau 4.1 qui représente la répartition des genres de toutes les chaînes et celle des membres, il y a plus de réservations effectuées par les hommes que les femmes. Le fait qu'il y ait plus d'hommes abonnés que de femmes est une observation également validée dans d'autres études, dont celle mentionnée dans la section 2.1.2 de la revue de littérature.

Tableau 4.1 Répartition des genres

Genre	Répartition des réservations (%)	Répartition des abonnés (%)
Femme	47,88	46,66
Homme	52,11	53,34

L'analyse des taux des vraies annulations selon le genre et le temps de la Figure 4.21 révèle des différences. Les femmes annulent généralement plus en avance que les hommes. Ce constat est renforcé par les proportions mensuelles : les femmes et les hommes enregistrent un taux d'annulation minimal en mai à 17,97% et à 13,38%, et maximal en juillet à 23,16% et 17,46%. Le taux d'annulation le plus élevé chez les hommes demeure inférieur au taux le plus faible observé chez les femmes, soulignant une propension plus marquée des femmes à faire de véritables annulations. L'été se distingue comme la période la plus sujette aux vraies annulations, contrairement au printemps pour les deux genres.

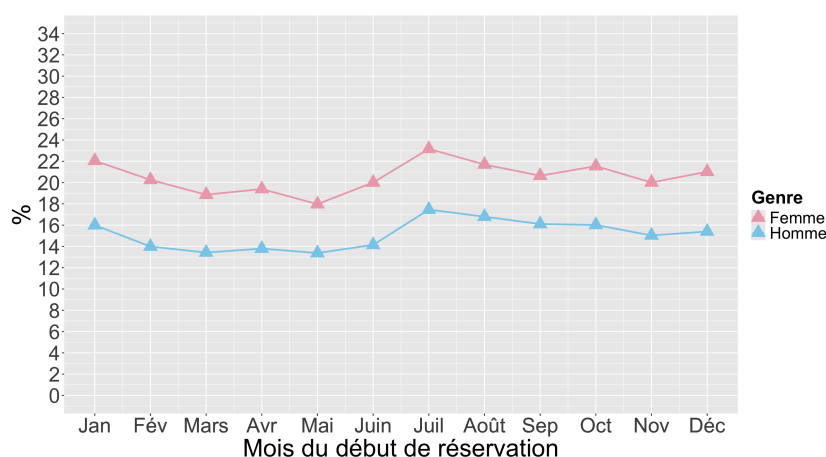


Figure 4.21 Taux des vraies annulations selon le mois du début de réservation

Le milieu de la semaine possède les taux de vraies annulations les plus bas de la Figure 4.22 : mardi pour les hommes à 11,69% et mercredi pour les femmes à 16,39%. La fin de semaine, surtout le samedi, rencontre les taux d'annulation les plus élevés que ce soit chez les femmes à 25,77%, ou les hommes à 19,31%. Bien que les deux genres suivent une tendance similaire au fil de la semaine, les femmes semblent annuler plus que les hommes, peu importe le jour.

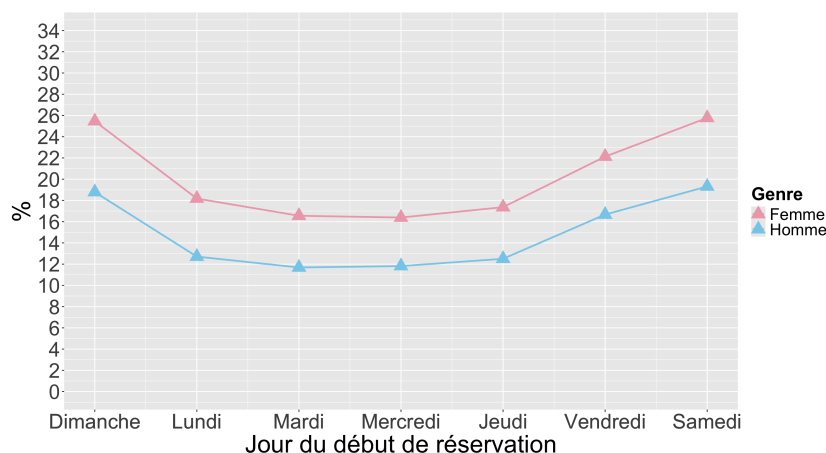


Figure 4.22 Taux des vraies annulations selon le jour du début de réservation

En semaine, le taux de vraies annulations des femmes de la Figure 4.23 culmine à 23,10% entre [22,24[avec un minimum entre [0,2[à 14,82%. Les trois sommets les plus élevés se retrouvent entre 22h et 6h. Du côté des hommes, le taux est à son plus haut entre [0,2[à 17,10%, dépassant les femmes une seule fois, et son plus bas entre [20,22[à 11,10%. Les trois pics se trouvent entre minuit et 10h, puis les taux sont plus stables en journée. Les femmes continuent d'annuler davantage en avance que les hommes, sauf entre [0,2[.

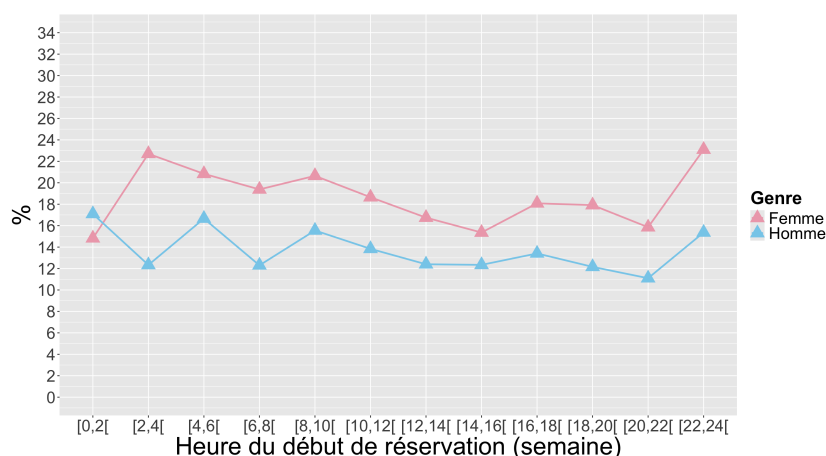


Figure 4.23 Taux des vraies annulations selon l'heure du début de réservation en semaine

En fin de semaine, le taux de vraies annulations des femmes atteint son plus bas entre 17,40% entre [20,22[, et son plus haut à 32,87% entre [6,8[. Chez l'homme, il se trouve entre 11,64% entre [2,4[et 25,73% entre [6,8[. Pour les deux genres de la Figure 4.24, les trois pics sont entre 4h et 10h, donc les réservations du matin semblent plus opportunes d'être annulées. Bref, pour les deux

genres, le taux est généralement plus élevé pendant la nuit et tôt le matin toute la semaine avec le taux des femmes qui dominent peu importe l'heure.

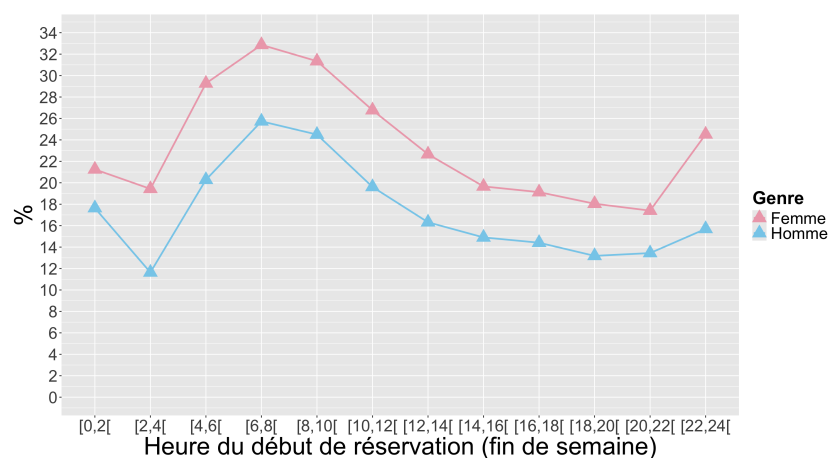


Figure 4.24 Taux des vraies annulations selon l'heure du début de réservation en fin de semaine

Dans la Figure 4.25, les usagers semblent moins enclins à faire de fausses annulations en hiver et plus en été. Les taux sont à leur plus bas en janvier à 10,77% pour les femmes et en mars à 9,85% du côté des hommes. Les femmes présentent trois pointes entre juillet et septembre, le point le plus haut se situant à 13,68%, tandis que les hommes dévoilent un pic de 12,71% en juillet. Les femmes montrent une proportion légèrement plus élevée que les hommes tous les mois, en particulier en avril, mai et septembre.

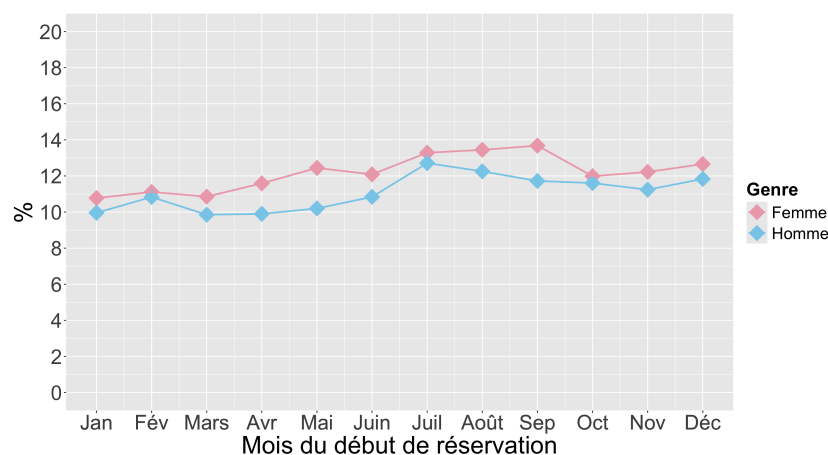


Figure 4.25 Taux des fausses annulations selon le mois du début de réservation

Durant la semaine, les deux genres de la Figure 4.26 affichent le taux de fausses annulations le plus bas mardi, 10,28% chez les femmes et 8,92% chez les hommes. Les taux les plus élevés en fin de

semaine se passent notamment dimanche à 14,56% pour les femmes et à 14,11% pour les hommes. Il semble que les femmes font légèrement plus de fausses annulations que les hommes les jours de semaine que la fin de semaine, avec une différence maximale de 2% tout au long de la semaine.

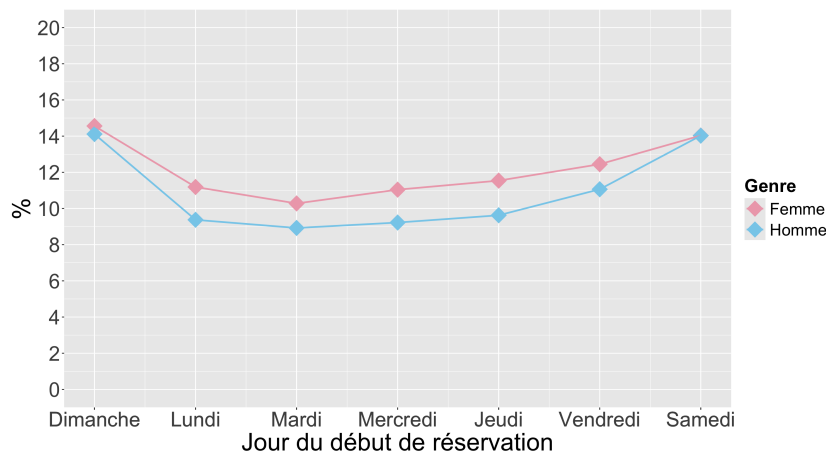


Figure 4.26 Taux des fausses annulations selon le jour du début de réservation

En semaine, les courbes de la Figure 4.27 deviennent similaires à partir de 8h. Les taux de fausses annulations les plus bas sont [10,12[à 10,27% du côté des femmes et 9,13% du côté des hommes. Les plus hauts sont à 18,11% entre [2,4[parmi les femmes et 12,56% entre [0,2[parmi les hommes. Les femmes s'y prennent plus à l'avance, surtout très tôt le matin, mais de 22h à 2h, les hommes les rattrapent.

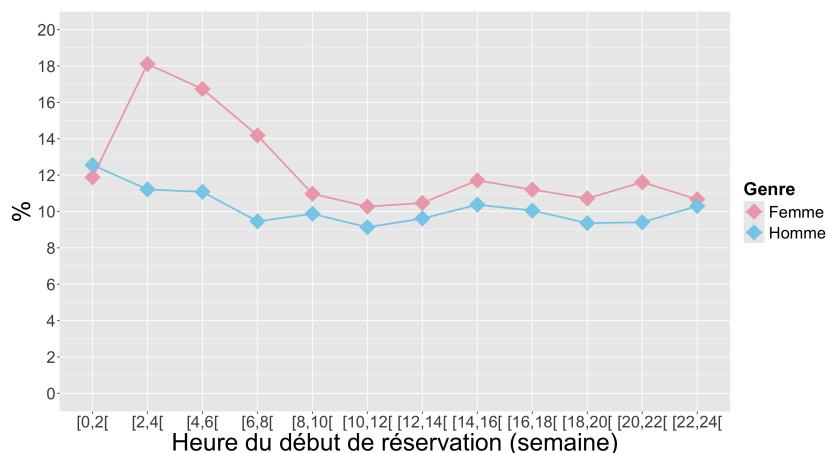


Figure 4.27 Taux des fausses annulations selon l'heure du début de réservation en semaine

En fin de semaine, la tendance des taux de fausses annulations des femmes et des hommes de la Figure 4.28 est semblable avec peu d'écart, surtout entre 4h et 14h. Les deux groupes arborent leur

minimum respectif entre $[0,2[$ pour les femmes à 11,61%, et entre $[20,22[$ pour les hommes à 11,38%, alors que les pics sont simultanés entre $[4,6[$, atteignant 18,01% chez les femmes et 17,69% chez les hommes. Ces résultats suggèrent une concentration des fausses annulations très tôt le matin.

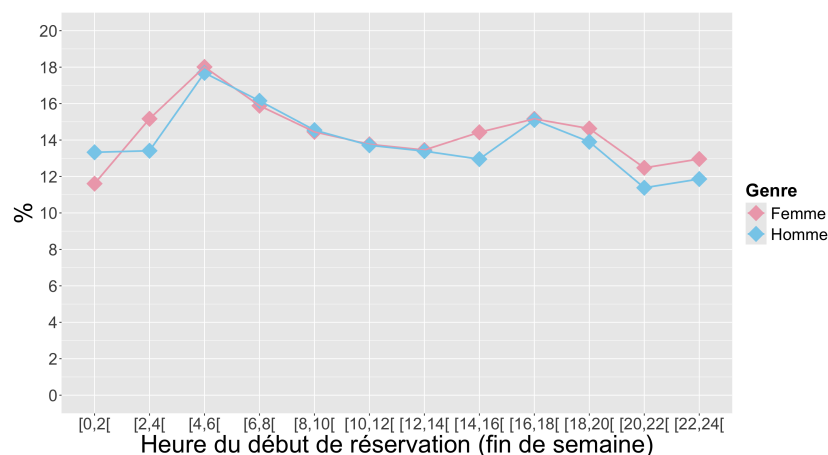


Figure 4.28 Taux des fausses annulations selon l'heure du début de réservation en fin de semaine

Du côté des femmes, dans la Figure 4.29, l'hiver rencontre des délais de réservations honorées moindres, comme en janvier à 3,75 jours, et plus importants en automne, notamment octobre à 5,88 jours. Chez les hommes, il y a une certaine stabilité, mais avec le plus bas creux à 3,48 jours en janvier, et un pic à 5,16 jours en décembre indiquant une baisse marquée en période hivernale. Cela pourrait s'expliquer par des intempéries plus fréquentes et non favorables aux déplacements extérieurs.

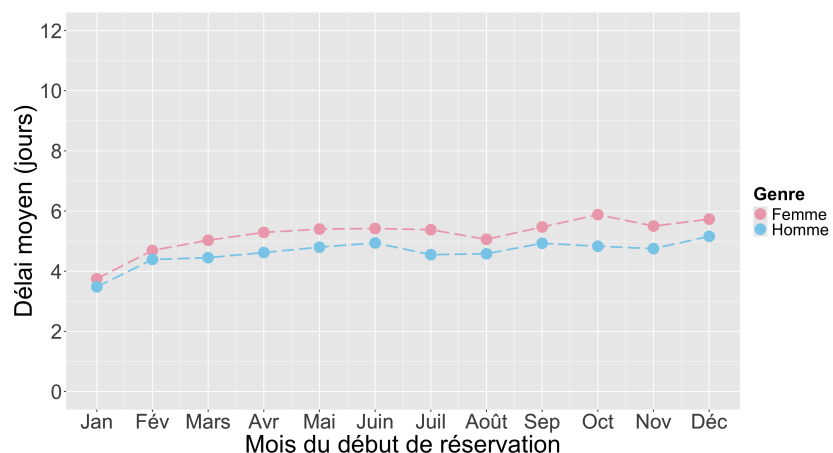


Figure 4.29 Délai moyen des réservations honorées selon le genre et le mois du début de réservation

Pour les femmes tout comme les hommes de la Figure 4.30, le délai moyen de réservations honorées est moins important mardi, à 4,26 jours et à 4,09 jours, et plus samedi, à 6,85 jours et à 5,57 jours. En général, les femmes réservent plus en avance pendant la fin de semaine. Cela pourrait s'expliquer par la demande élevée lors de cette période menant à une disponibilité restreinte des véhicules.

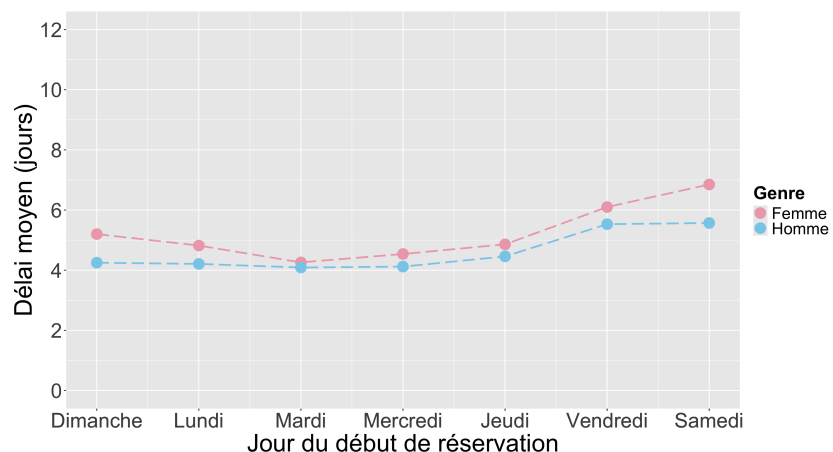


Figure 4.30 Délai moyen des réservations honorées selon le genre et le jour du début de réservation

En semaine, les délais de réservations honorées de la Figure 4.31 sont généralement plus élevés le matin que le soir. Une tendance similaire entre les femmes et les hommes se manifeste le soir: 3,37 jours de délai entre $[18,20[$ du côté des femmes et 2,31 jours entre $[20,22[$ du côté des hommes. Le délai le plus haut advient tôt le matin entre $[6,8[$ à 7,39 jours parmi les femmes et entre $[6,8[$, à 8,11

jours parmi les hommes. Les hommes se démarquent particulièrement des femmes à deux pics, les dépassant entre $[2,4[$ et $[6,8[$.

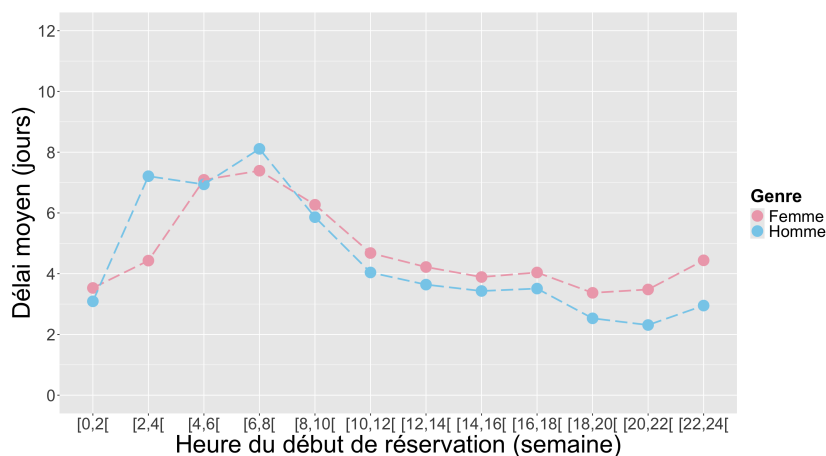


Figure 4.31 Délai moyen des réservations honorées selon le genre et l'heure du début de réservation en semaine

En fin de semaine, les minima des délais moyens de réservations honorées de la Figure 4.32 sont atteints entre $[18,20[$ chez les femmes à 2,61 jours, et entre $[2,4[$ chez les hommes à 1,26 jours. Les femmes présentent un maximum de 10,43 jours entre $[4,6[$, contre 10,19 jours pour les hommes à la même plage horaire. Les délais plus importants se dessinent aux pics qu'en semaine. Cette fois-ci, les femmes dominent, quel que soit l'intervalle.

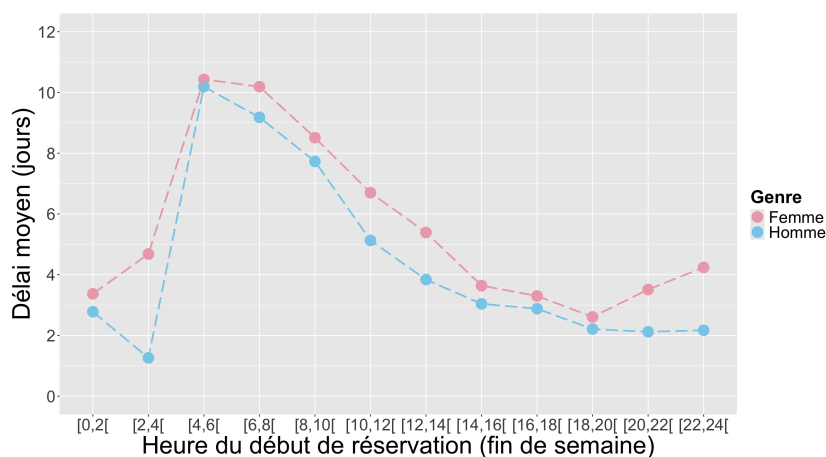


Figure 4.32 Délai moyen des réservations honorées selon le genre et l'heure du début de réservation en fin de semaine

Dans la Figure 4.33, l'hiver rencontre des délais de vraies annulations plus courts où le minimum est en février à 10,33 jours pour les femmes et à 9,38 jours pour les hommes. L'automne enregistre

des délais plus importants avec le maximum en novembre à 13,03 jours du côté des femmes et à 12,28 jours du côté des hommes. Ces résultats suggèrent que les clients anticipent davantage les annulations à l'automne tandis que les décisions sont plus spontanées en hiver, probablement en prévision des conditions météorologiques incertaines.

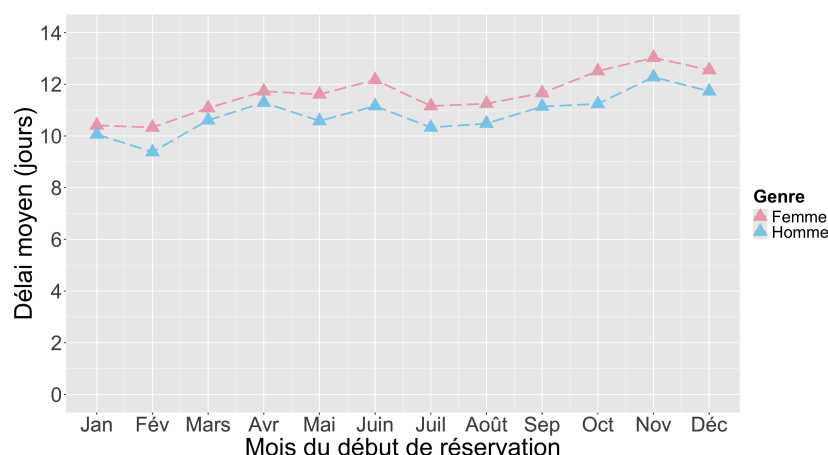


Figure 4.33 Délai moyen des vraies annulations selon le genre et le mois du début de réservation

Durant la semaine, la courbe des délais moyens de vraies annulations des femmes de la Figure 4.34 domine celle des hommes. Le milieu de la semaine, notamment le mardi, rassemble le délai le plus court des femmes et des hommes à 9,82 jours et 9,03 jours respectivement. Le samedi présente le délai le plus haut des femmes à 13,23 jours et des hommes à 12,21 jours. Les utilisateurs semblent annuler davantage une réservation débutant la fin de semaine.

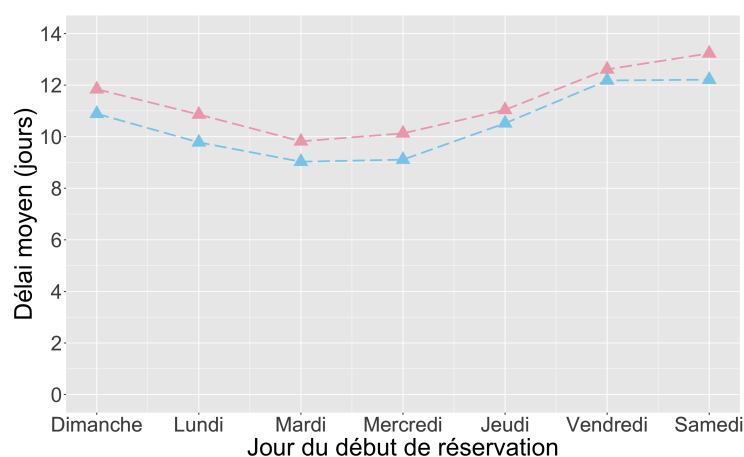


Figure 4.34 Délai moyen des vraies annulations selon le genre et le jour du début de réservation

En semaine, les délais moyens de vraies annulations les plus courts de la Figure 4.35 sont relevés en fin de journée, entre $[18,20[$, avec 8,73 jours parmi les femmes et 7,86 jours parmi les hommes. Le délai moyen maximal est observé pendant la nuit, entre $[0,2[$, atteignant 15,73 jours chez les femmes et 17,16 jours chez les hommes. Les deux courbes s'entrecroisent à $[4,6[$ et $[14,16[$.

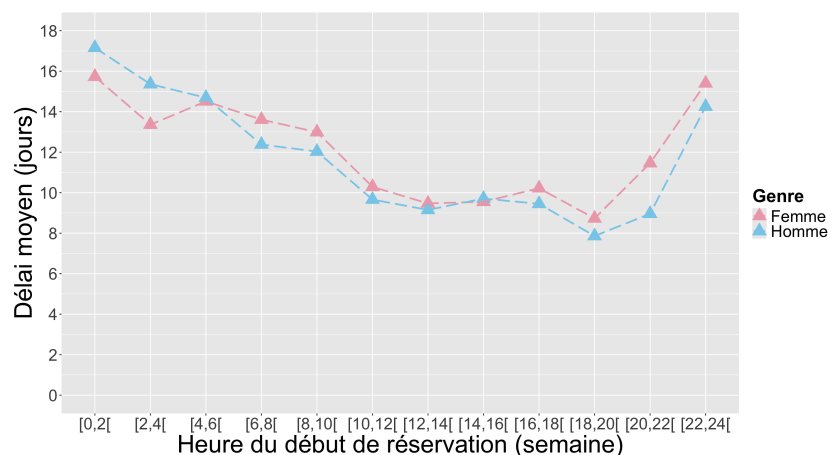


Figure 4.35 Délai moyen des vraies annulations selon le genre et l'heure du début de réservation en semaine

En fin de semaine, le délai moyen de vraies annulations le plus court de la Figure 4.36 se situe entre $[18,20[$, comme en semaine, à 7,15 jours pour les femmes et 6,95 jours pour les hommes. Les délais maximaux se passaient très tôt le matin entre $[4,6[$ à 17,85 jours du côté des femmes et entre $[6,8[$ à 15,78 jours du côté des hommes. Ce contraste suggère que les annulations nocturnes et matinales sont souvent plus anticipées alors que celles faites en fin de journée sont de dernière minute. Les délais des femmes et des hommes sont rapprochés en fin d'après-midi.

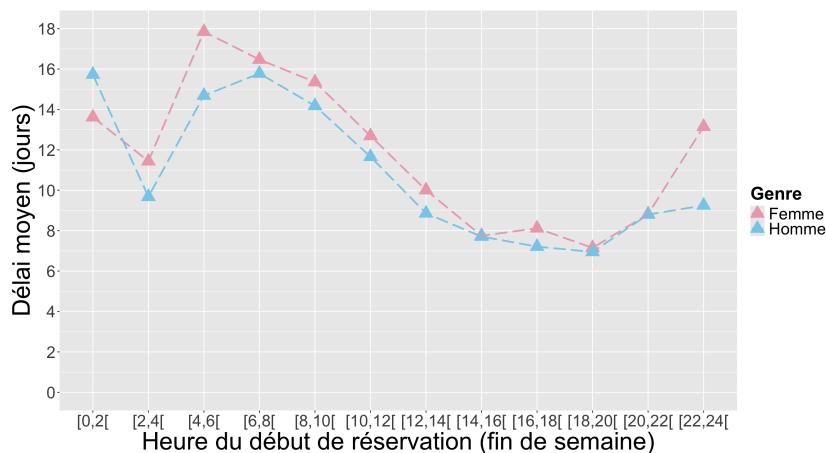


Figure 4.36 Délai moyen des vraies annulations selon le genre l'heure du début de réservation en fin de semaine

Les délais de fausses annulations les plus bas de la Figure 4.37 apparaissent en janvier à 6,21 jours parmi les femmes et à 6,11 jours parmi les hommes. Les trois premiers mois rencontrent des délais similaires des deux genres. Toutefois, les délais varient peu le restant de l'année. Les délais les plus élevés sont observés durant les deux derniers mois de l'année, où le plus haut est en décembre, soit 8,98 jours pour les femmes et 8,08 jours pour les hommes. Les délais de fausses annulations en semaine varient peu. Ceux par intervalle d'heures sont similaires aux vraies annulations.

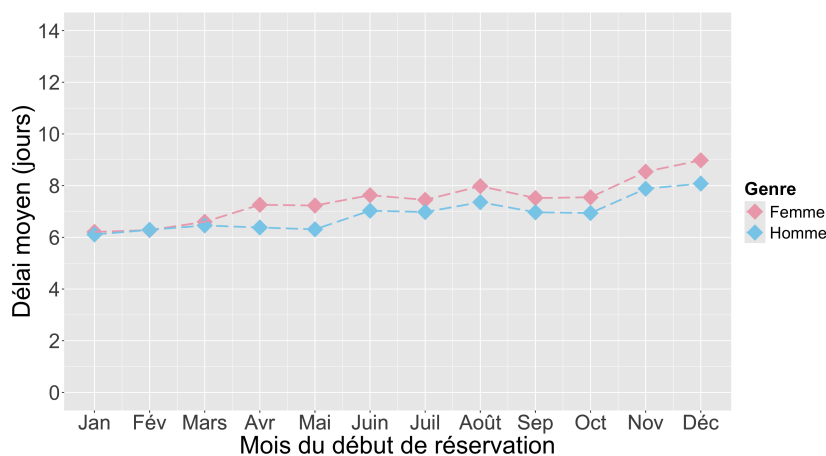


Figure 4.37 Délai moyen des fausses annulations selon le genre et le mois du début de réservation

4.3.2 Âge

L'âge est souvent étudié comme un facteur explicatif lorsqu'il est question d'analyser des comportements. Le Tableau 4.2 présente la répartition des groupes d'âge parmi toutes les chaînes

et tous les utilisateurs. Les 30 à 39 ans ont la plus grande part des réservations et des membres, correspondant à l'âge moyen de 37,7 ans et l'âge médian de 35 ans d'un client typique (Burkhardt et al., 2006). Même si le nombre d'utilisateurs entre 16 à 29 ans est légèrement inférieur à celui des 30 à 39 ans, ils réservent presque 10% de moins.

Tableau 4.2 Répartition des groupes d'âge

Groupe d'âge	Répartition des réservations (%)	Répartition des abonnés (%)
16 à 29	21,76	32,90
30 à 39	31,50	33,38
40 à 49	24,51	18,39
50 à 59	12,12	8,29
60 et plus	10,11	7,04

Dans la Figure 4.38, les 30 à 39 ans représentent le groupe dominant d'utilisateurs, soit le tiers des réservations avec un pic à 32,83% en juillet. Les 40 à 49 ans suivent de près, tout comme le groupe des 16 à 29 ans avec des croisements entre juillet et octobre indiquant que l'été reçoit plus de réservations de la part du plus jeune groupe d'âge coïncidant avec les congés scolaires. Dans cette période, les 40 à 49 ans réduisent le nombre de réservations. Le groupe des 50 à 59 ans affiche une répartition relativement stable tout au long de l'année. Finalement, les 60 et plus ont le plus bas taux à 8,67% en octobre, démontrant que les aînés sont moins enclins à utiliser l'autopartage.

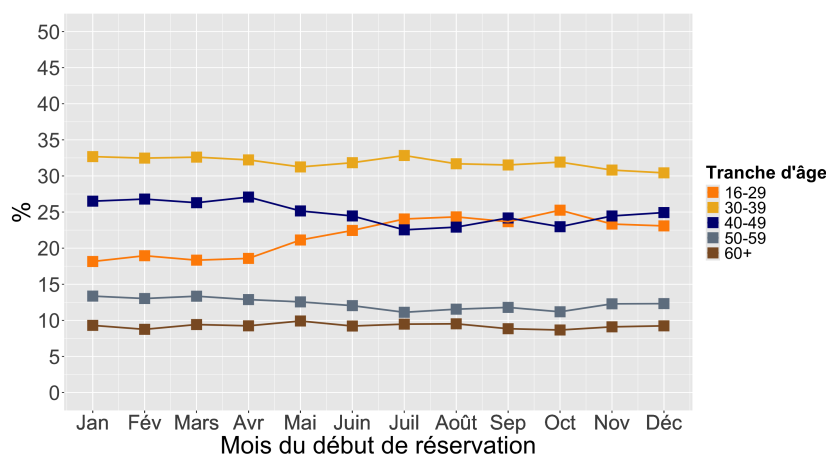


Figure 4.38 Distribution des réservations par groupe d'âge selon le mois du début de réservation

Similairement à l'analyse mensuelle, les 30 à 39 ans de la Figure 4.39 demeurent les plus grands utilisateurs, peu importe le jour avec un pic à 34,11% le samedi. Ensuite, les groupes de 40 à 49

ans et de 16 à 29 ans restent constants toute l'année. Les 50 à 59 ans ont l'air d'utiliser davantage l'autopartage que les 60 ans et plus, atteignant une chute à 6,52% le samedi. Le groupe le plus âgé a recours au service considérablement moins en fin de semaine qu'en semaine. Le jour de la semaine semble influencer légèrement, surtout en fin de semaine.

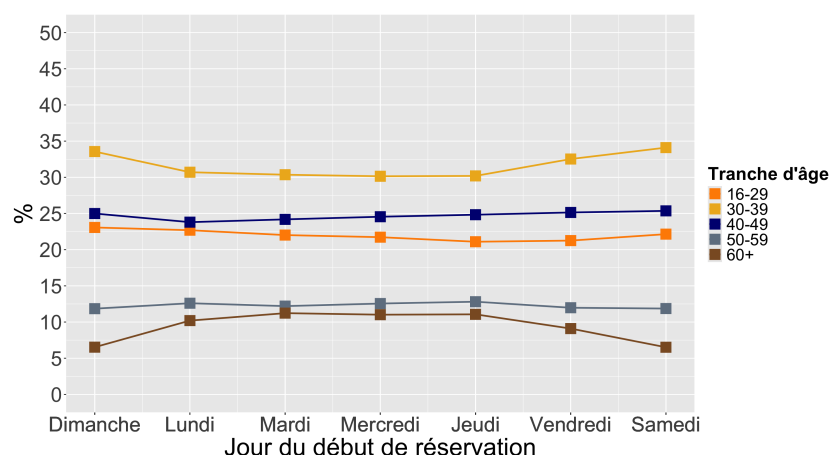


Figure 4.39 Distribution des réservations par groupe selon le jour du début de réservation

En semaine, 16 à 29 ans est le groupe de la Figure 4.40 qui réserve le plus entre 20h à 6h, surtout entre [0,2[à 43,89% ayant des activités plus nocturnes. En contraste, les 30 à 39 ans paraissent plus actifs la journée, possiblement pour se déplacer au travail ou retourner à leur domicile. Les 40 à 49 ans suivent une tendance similaire au groupe précédent. Ensuite, les 50 à 59 ans dépassent les deux derniers groupes d'âge entre [2,4[, un pic irrégulier pour ce groupe. Les 60 ans et plus tendent à moins réserver de 16h à 8h, à 3% entre [22,24[. [10,12[semble être le moment où ils réservent davantage préférant des plages horaires en avant-midi et en après-midi.

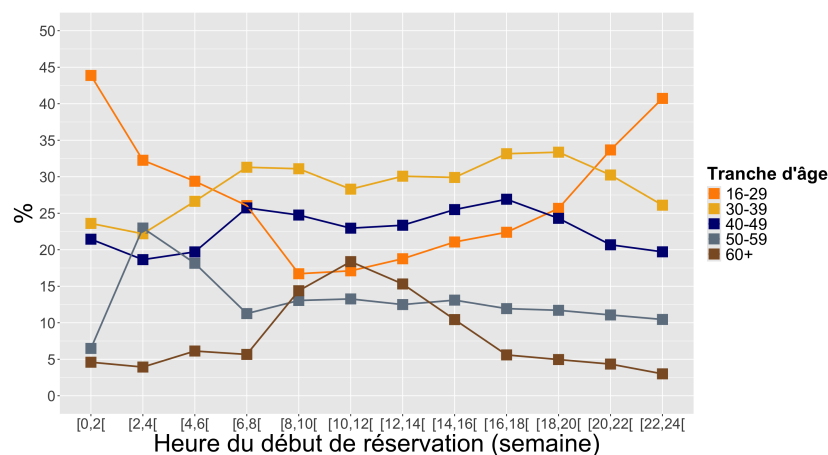


Figure 4.40 Distribution des réservations par groupe d'âge selon l'heure du début de réservation en semaine

En fin de semaine, le groupe des 16 à 29 ans utilise le plus entre 20h à 6h, surtout entre [2,4[à 49,40%, démontrant des habitudes nocturnes plus importantes qu'en semaine dans la Figure 4.41. Les 30 à 39 ans, 40 à 49 ans et 50 à 59 ans suivent une tendance similaire qu'en semaine. Finalement, les 60 ans et plus se distinguent par une faible activité toute la fin de semaine avec un creux à 2,60% entre [0,2[.

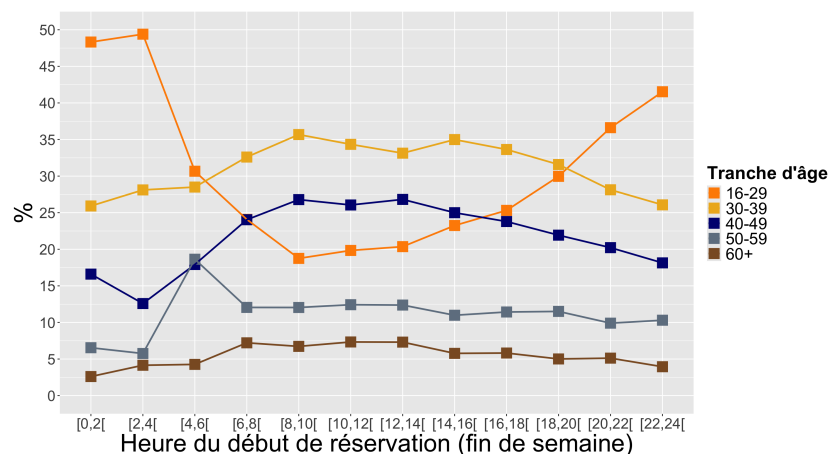


Figure 4.41 Distribution des réservations par groupe d'âge selon l'heure du début de réservation en fin de semaine

Bref, les 16 à 29 ans se distinguent par des habitudes très nocturnes, surtout la fin de semaine, soit le contraire des 60 ans et plus. L'heure influence plus fortement les jeunes adultes qui font la moitié des réservations de nuit. Les 30 à 39 ans sont les usagers les plus réguliers et prédominants pendant

le jour. Ayant probablement un mode de vie semblable, les 40 à 49 ans les suivent de près. À partir de 50 ans, les abonnés ont une activité réduite, concentrée le jour et en début de semaine.

Une fois les groupes d'âge étudiés, l'analyse est enrichie par l'intégration des genres et des délais moyens. Les délais de réservations honorées des femmes et des hommes, ne dépassant jamais un jour d'écart, sont similaires dans la Figure 4.42. Ce sont plutôt les différences entre les groupes d'âge qui révèlent des comportements distincts. Le groupe des 16 et 29 ans possède le plus bas délai, autant pour les femmes à 3,86 jours que pour les hommes à 3,59 jours. Les personnes âgées sont les plus prévoyantes à 7,20 jours chez les femmes et à 6,87 jours chez les hommes. Les femmes semblent réserver plus en avance que les hommes sauf après l'âge de 60 ans.

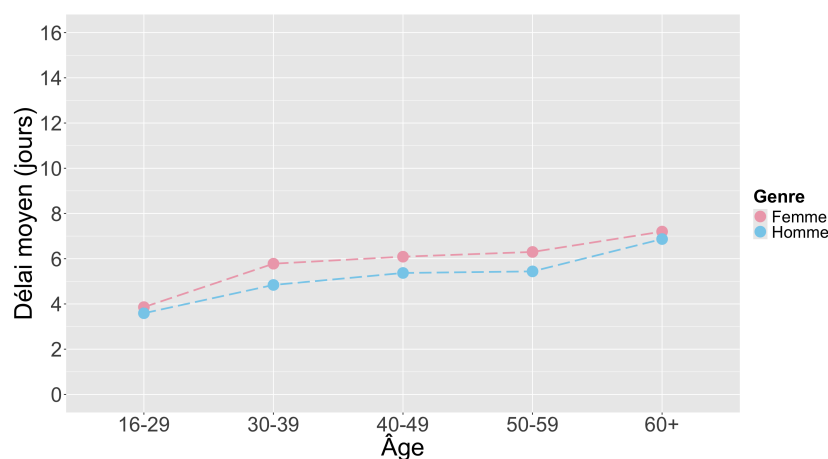


Figure 4.42 Délai moyen selon le genre et le groupe d'âge pour les réservations honorées

Concernant les vraies annulations de la Figure 4.43, les plus jeunes annulent à la dernière minute comparés aux autres groupes d'âge, à 9,24 jours pour les femmes et 7,98 jours pour les hommes. Les femmes présentent des délais plus longs que les hommes, surtout la tranche des 40 et 49 ans à 15,81 jours contre 12,47 jours. Cependant, les hommes deviennent légèrement plus prévoyants que les femmes à 13,14 jours contre 12,54 jours.

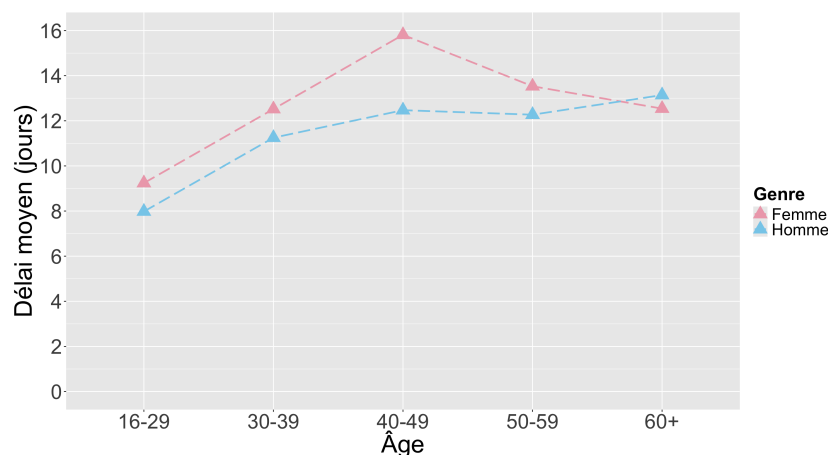


Figure 4.43 Délai moyen selon le genre et le groupe d'âge pour les vraies annulations

La courbe des délais des fausses annulations de la Figure 4.44 ressemble à celle des vraies. Encore une fois, les jeunes annulent plus tardivement à 5,29 jours parmi les femmes et 4,64 jours parmi les hommes. Les femmes affichent des délais plus longs que les hommes, sauf le groupe d'âge des 60 ans et plus. Entre 40 et 49 ans, les femmes à un délai de 14,71 jours surpassent largement les hommes à 8,74 jours. Cet écart dépasse celui illustré dans la figure des délais moyens des vraies annulations. À partir de 60 ans, ces derniers à 10,54 jours dépassent les femmes à 9,83 jours.

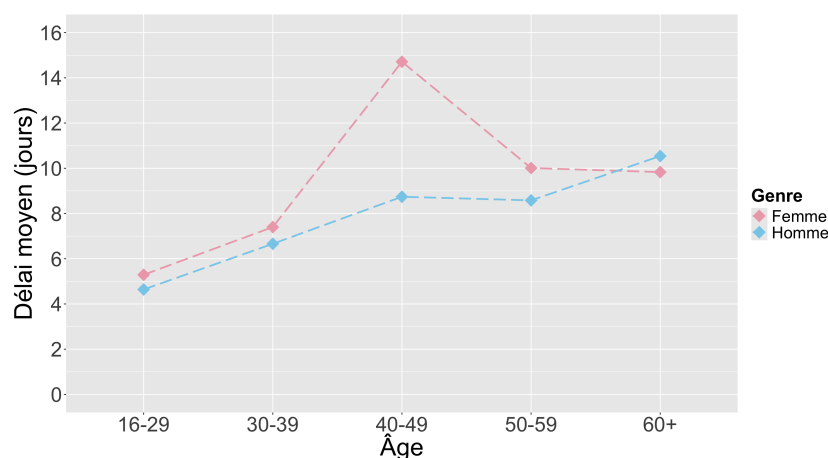


Figure 4.44 Délai moyen selon le genre et le groupe d'âge pour les fausses annulations

Les tendances des délais des vraies et fausses annulations se ressemblent. Quel que soit le statut de réservation, les usagers âgés de 16 à 29 ans se distinguent par leur spontanéité. Plus les clients sont âgés, plus ils anticipent davantage. Le délai moyen des femmes de 40 à 49 ans domine considérablement celui des hommes pour les vraies et fausses annulations, possiblement en raison

de contraintes liées à des responsabilités familiales ou professionnelles. Par ailleurs, les femmes planifient plus en avance que les hommes, excepté les hommes de plus de 60 ans parfois plus prévoyants que les femmes.

4.3.3 Type de forfait

Les sept forfaits de Communauto présentés à la section 2.2.2 sont adaptés à différents besoins. Il n'est pas surprenant de constater dans le Tableau 4.3 que le forfait Liberté Super, qui nécessite une entente préalable, est très peu utilisé autant dans la répartition des réservations que des forfaits. La répartition des membres considère tous les forfaits d'un client au cours de l'année, mais seuls 6,44% des utilisateurs ont changé au moins une fois de forfait. Il est donc attendu que les forfaits les plus populaires (Liberté, Économique et Liberté Plus) présentent les taux d'usage plus élevés en ABS, ce qui est uniquement le cas pour le forfait Économique.

Presque la moitié des réservations provient du forfait Économique, qui est d'ailleurs recommandé sur le site web. Il est talonné par les forfaits Liberté et Économique Extra avec un écart considérable. Cette distribution suggère que les trois premiers forfaits sont perçus comme mieux adaptés aux besoins des utilisateurs en ABS. La répartition des réservations des forfaits Liberté, Liberté Plus et Liberté Super représente la moitié des celles des forfaits. Il convient de souligner que ces abonnés payent davantage que les forfaits Économique en ABS. L'ensemble des forfaits Liberté sous-entend que le client utilise quelquefois les services de Communauto au courant de l'année.

Tableau 4.3 Répartition des forfaits

Forfait	Répartition des réservations (%)	Répartition des abonnés (%)
Économique	44,60	35,35
Économique Extra	16,19	6,97
Économique Plus	10,39	5,79
Liberté	17,79	37,61
Liberté Plus	12,69	13,96
Liberté Super	0,34	0,31

Entre avril et octobre de la Figure 4.45, les taux du forfait Économique Extra diminuent légèrement. Parallèlement, Liberté augmente avec un écart de 8,24% entre les valeurs minimale et maximale.

Le forfait Économique domine tout au long de l'année, avec un sommet à 48,60% en janvier. Il décline, puis remonte à l'automne. Cette forte représentativité est cohérente, considérant que 44,60% des clients possèdent ce forfait. Les autres forfaits montrent peu de variations saisonnières comme le forfait le moins prisé, Liberté Super, qui a les plus bas taux de réservation.

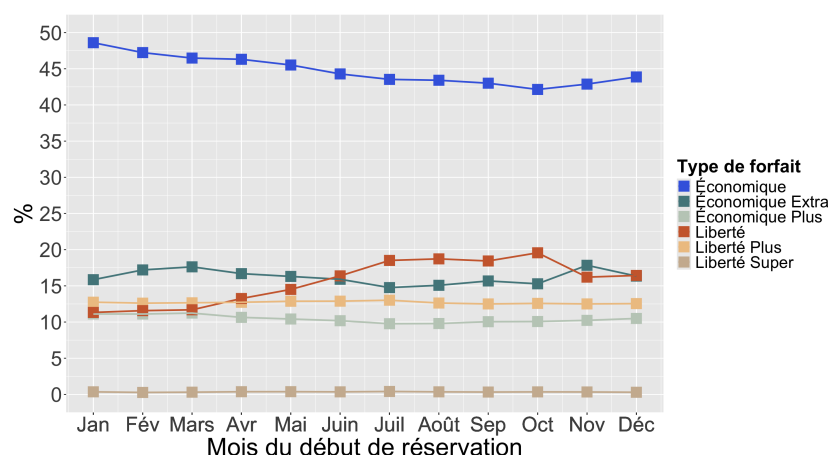


Figure 4.45 Distribution des réservations par type de forfait selon le mois du début de réservation

Dans la Figure 4.46, Liberté Super continue à avoir les plus bas taux de réservation en fonction du jour de la semaine. Le forfait Économique reste dominant toute la semaine. Il atteint un pic en fin de semaine, le samedi à 47,48%. Liberté suit une trajectoire similaire en fin de semaine. Le forfait Économique Extra enregistre une chute drastique en fin de semaine avec un écart de 9,58% par rapport au plus bas taux en semaine. Les autres forfaits ne semblent pas tant être impactés par le jour de la semaine.

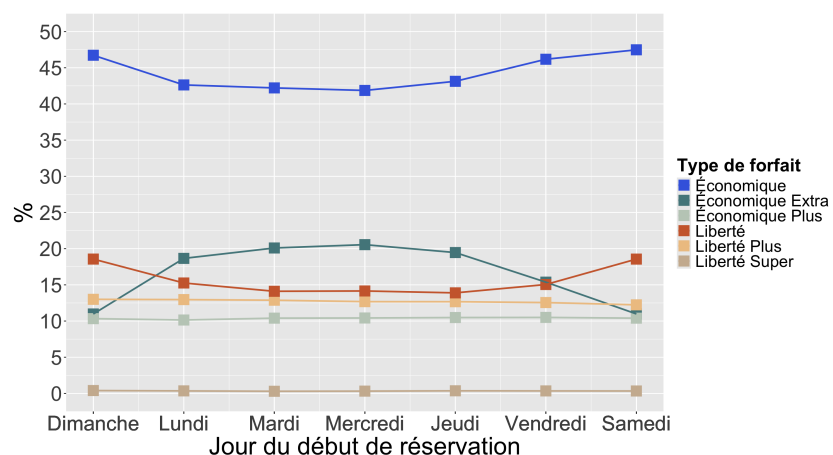


Figure 4.46 Distribution des réservations par type de forfait selon le jour du début de réservation

Économique Plus et Liberté Plus de la Figure 4.47 voient leur taux de réservation en semaine croître progressivement entre 8h à 20h. Le forfait Liberté Plus maintient toutefois une certaine présence entre [0,2[. Certains forfaits démontrent des préférences nocturnes comme Économique Extra qui réserve plus entre 22h à 10h alors que Liberté, entre 20h à 6h. En revanche, Économique est fortement utilisé entre 8h à minuit avec un pic entre [12,14[à 47,27%, suggérant un usage davantage lié aux heures actives.

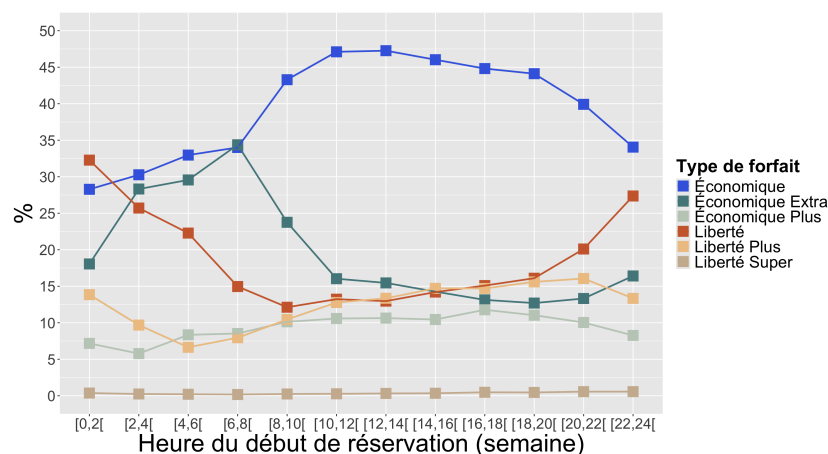


Figure 4.47 Distribution des réservations par type de forfait selon l'heure du début de réservation en semaine

Le taux le plus élevé de la Figure 4.48 est celui d'Économique à 49,94% aux heures de [8,10[. Le dépassant brièvement entre minuit et 4h, Liberté le suit avec des taux deux fois plus bas. La répartition des autres forfaits est plus faible, mais constante tout au long de la journée, telle qu'Économique Extra qui est plus uniforme en fin de semaine.

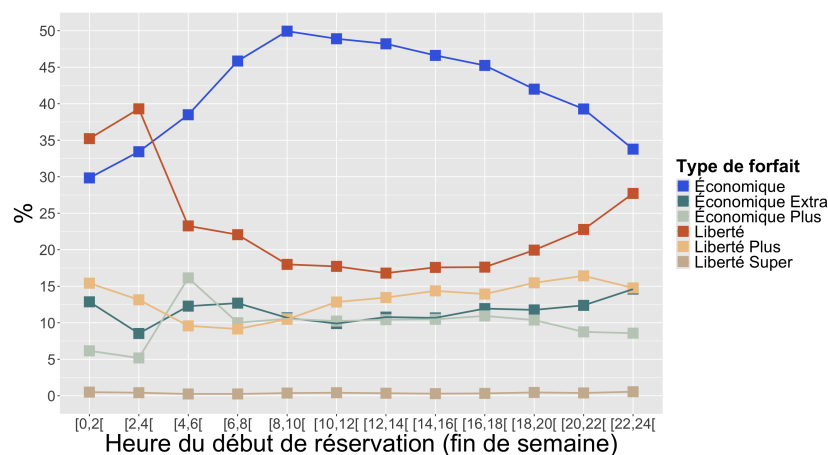


Figure 4.48 Distribution des réservations par type de forfait selon l'heure du début de réservation en fin de semaine

Il serait attendu que les forfaits Liberté affichent des taux de réservation d'ABS les plus bas en raison de leurs coûts totaux plus élevés, mais ce n'est pas le cas. En effet, le taux de Liberté Plus dépasse fréquemment celui d'Économique Plus, tandis que le forfait Liberté surpasse à certains moments d'Économique Extra. Sur la base d'un calcul approximatif, il faudrait qu'un usager de Liberté utilise au moins 4 fois par année pour rentabiliser les frais du forfait Économique. Ces observations soulèvent des questions concernant l'adéquation entre les choix de forfaits et les comportements d'usage des abonnés.

4.3.4 Fréquence d'utilisation du service

Le choix du forfait par un client fait suite à une réflexion des sorties à venir. Certains prévoient avoir recours à un véhicule d'autopartage régulièrement, alors que d'autres anticipent des déplacements plus ponctuels. L'analyse de la section précédente présage un usage inconstant de plusieurs utilisateurs. Le graphique de la Figure 4.49 illustre la répartition des abonnés selon leur fréquence moyenne d'utilisation de l'autopartage. Bien qu'il inclue l'ensemble des réservations, tous statuts confondus, la distribution considérant seulement les réservations honorées demeure similaire, ce qui suggère une cohérence de la fréquence d'usage.

17,72% des usagers ont réservé une fois au cours de l'année. Il convient toutefois de souligner que l'annulation de cette unique réservation est envisageable, c'est-à-dire qu'ils ont utilisé le système de réservation sans jamais prendre possession du véhicule. Il est également possible qu'une fausse annulation survienne : le membre réserve une automobile en ABS, puis l'annule et réserve une

voiture en LS (11,67%). Presque la moitié des clients a recours au service moins d'une occasion par mois, soit moins de 12 fois par an. Cela indique que 64,87% réservent 1 à 11 fois par an.

Le deuxième groupe le plus représenté à 28,64% emploie le service mensuellement, de 12 à 51 fois dans l'année. Une minorité de 6,45% a recours au service chaque semaine suggérant qu'ABS est utilisé occasionnellement plutôt qu'en usage hebdomadaire et perçu comme une solution de mobilité complémentaire. L'utilisation quotidienne s'avère encore moins fréquent. À peine 0,04% des utilisateurs réserve au moins une fois par jour.

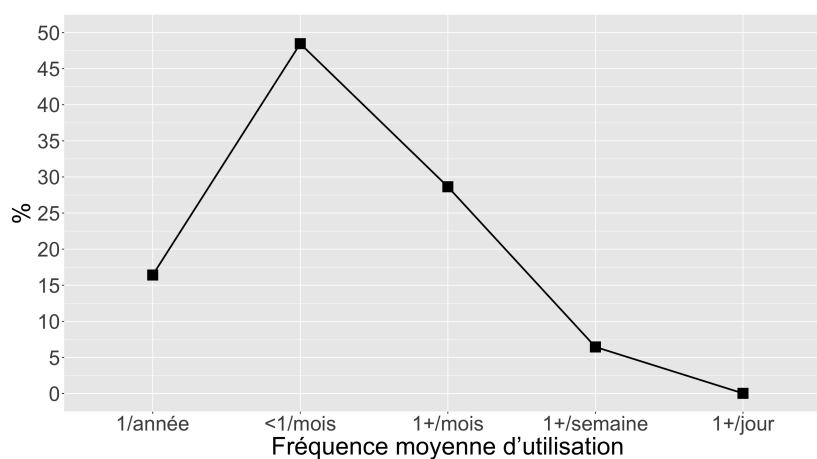


Figure 4.49 Distribution des membres selon la fréquence d'utilisation du service

4.3.5 Lieu de domicile

Les clients résident dans différents secteurs de la RMM. Les zones desservies par Communauto peuvent se trouver loin ou à quelques pas de leur habitation. Ayant le choix d'utiliser ces services n'importe où sur le territoire, les utilisateurs ne sont pas limités aux alentours de leur logement. Il est donc intéressant de comprendre la répartition des arrondissements de domicile selon les réservations et les résidences de chaque usager. La répartition des abonnés considère le changement d'adresse dans l'année de 2,51% des clients, comptant l'ancienne et la nouvelle adresses comme deux domiciles distincts.

Les dix arrondissements comportant le plus grand nombre de réservations listés dans le Tableau 4.4 se trouvent dans le sud-est de l'île de Montréal à proximité du centre-ville, ce qui correspond à la localisation de la majorité des stations. Le Plateau Mont-Royal est l'arrondissement avec le plus de réservations avec 23,30%. Bien que ce ne soit pas l'arrondissement avec le plus d'habitants, il se distingue par la densité de population la plus importante en 2021 (Ville de Montréal, s. d.-a), un

des facteurs clés de succès d'un service d'autopartage (Celsor et al., 2007). C'est aussi l'arrondissement avec, de loin, le plus grand pourcentage de ménages utilisant les services de Communauto à 33% (Gaurrand-Paradot & Monet, 2023). Avec Rosemont-La Petite-Patrie, qui est le deuxième arrondissement avec une densité de population considérable, et Ville-Marie, ils représentent la moitié des réservations.

Le dernier arrondissement de la répartition des réservations est Outremont à 2,58% signifiant que les taux des réservations des arrondissements non affichés sont inférieurs. Les sept premiers arrondissements correspondent également à ceux possédant le plus grand nombre de stations, renforçant le lien entre l'accessibilité au service et la fréquence d'utilisation. Les dix arrondissements de la répartition des réservations figurent parmi les 15 plus peuplés et parmi les 12 avec les plus fortes densités de population.

Tableau 4.4 Répartition des arrondissements de domicile

Arrondissement de domicile	Répartition des réservations (%)	Répartition des abonnés (%)
Le Plateau-Mont-Royal	23,30	22,69
Rosemont-La Petite-Patrie	15,80	15,56
Ville-Marie	13,31	13,93
Villeray-Saint-Michel-Parc-Extension	9,14	9,42
Mercier-Hochelaga-Maisonneuve	7,37	7,58
Le Sud-Ouest	6,30	6,36
Côte-des-Neiges-Notre-Dame-de-Grâce	6,21	7,64
Verdun	5,29	4,63
Ahuntsic-Cartierville	4,13	3,55
Outremont	2,58	2,08
Autres	6,57	6,56

Les cartes choroplèthes suivantes représentent la répartition spatiale des taux de réservations honorées dans la Figure 4.50, de vraies annulations dans la Figure 4.51 et de fausses annulations dans la Figure 4.52 à travers différents arrondissements de la région de Montréal et ses environs. Le top 10 de la répartition des réservations du Tableau 4.4, surtout situé proche du centre de la RMM honore moyennement. Certains secteurs de l'est enregistrent un taux d'honneur nettement

plus faible, avec le taux de Boucherville le plus bas à 44,13%. Les habitants de l'ouest honorent davantage comme ceux de Kirkland, l'arrondissement qui possède le taux d'utilisation le plus élevé à 89,56%. Bien que les extrémités est et ouest de l'île soient moins bien desservis par les transports en commun, leurs habitudes en matière d'utilisation du service s'avèrent paradoxalement opposés.

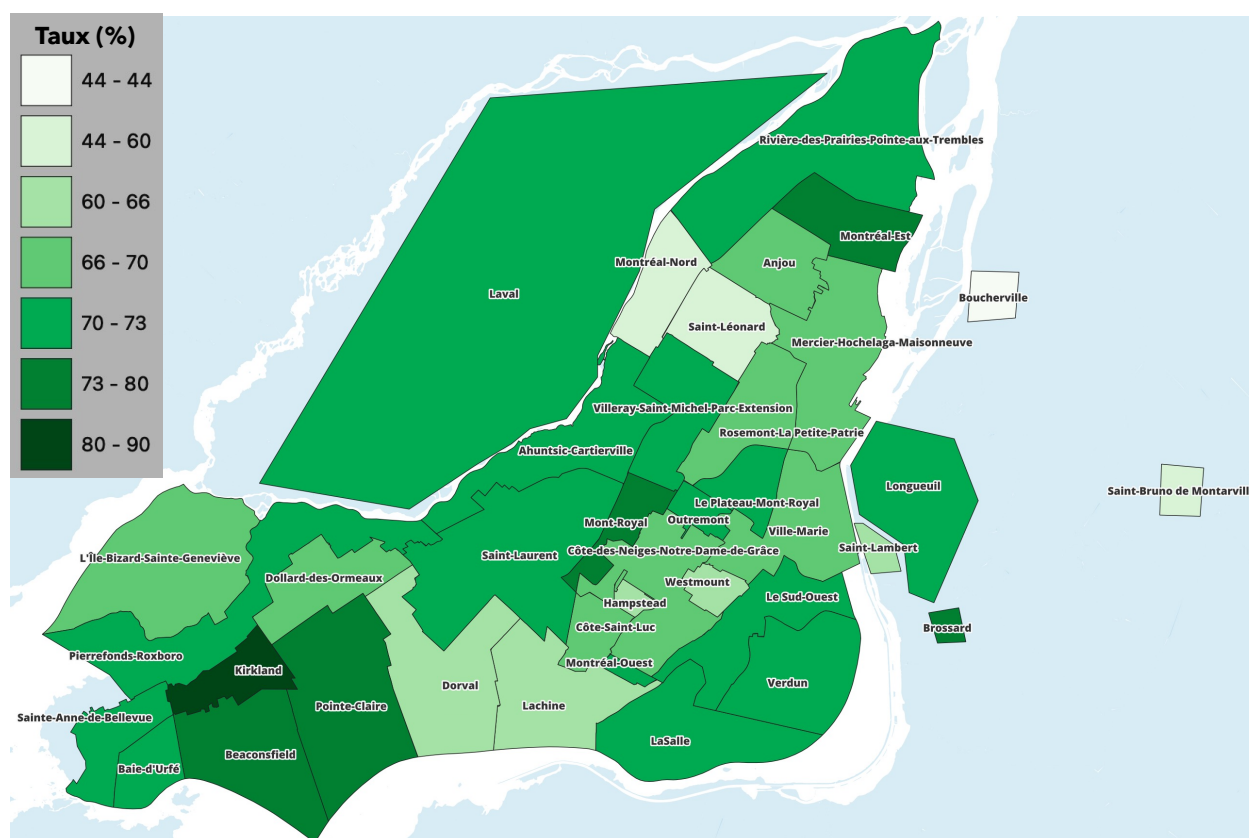


Figure 4.50 Taux des réservations honorées selon l'arrondissement de domicile

Régions métropolitaines de recensement et agglomérations de recensement [document cartographique]. Recensement de 2016 [fichier des limites cartographiques]. Statistique Canada. Ottawa, Ontario, 2016. Utilisation de QGIS [logiciel SIG]. Version 3.34.3. Open Source Geospatial Foundation, Beaverton, OR.

Dans la Figure 4.51, les membres du centre de l'île semblent avoir un comportement homogène où les annulations se font peu. La périphérie est et ouest de l'île, de même que sa banlieue comme Saint-Léonard, Boucherville et surtout Saint-Bruno de Montarville à 35,22%, sont ceux qui annulent très souvent leurs réservations. La bordure de l'île englobe aussi les arrondissements de Beaconsfield, de Montréal-Est et de Kirkland à 6,09%, qui ont les taux les plus bas.

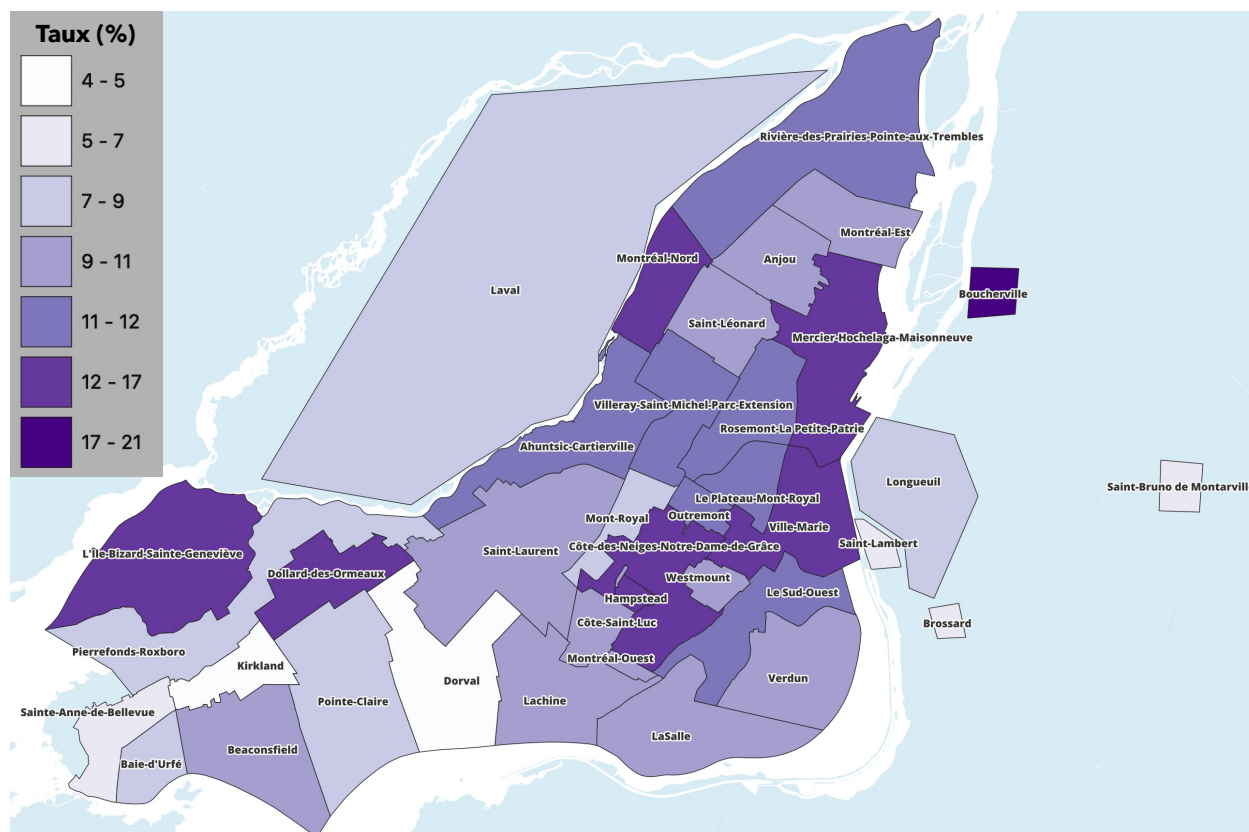


Figure 4.52 Taux des fausses annulations selon l'arrondissement de domicile

Régions métropolitaines de recensement et agglomérations de recensement [document cartographique]. Recensement de 2016 [fichier des limites cartographiques]. Statistique Canada. Ottawa, Ontario, 2016. Utilisation de QGIS [logiciel SIG]. Version 3.34.3. Open Source Geospatial Foundation, Beaverton, OR.

Dans la Figure 4.53, le sud-ouest de l'île incluant Kirkland et Beaconsfield, où le délai des réservations honorées chute à son minimum à 0,80 jour, réserve à la dernière minute. Ce territoire, où l'accès à une voiture personnelle est plus courant grâce à la grande aisance économique (Ville de Montréal, s. d.-a, s. d.-b), dépend moins des alternatives de transport menant à des réservations plus tardives lorsqu'un besoin urgent se présente. Les résidents de Saint-Bruno de Montarville, de Pierrefonds-Roxboro et d'Anjou, qui a le plus haut délai à 9,72 jours, réservent plus à l'avance les réservations honorées. Le centre de l'île tend à réserver entre 2,72 à 5,75 jours soit peu à ou moyennement en avance.

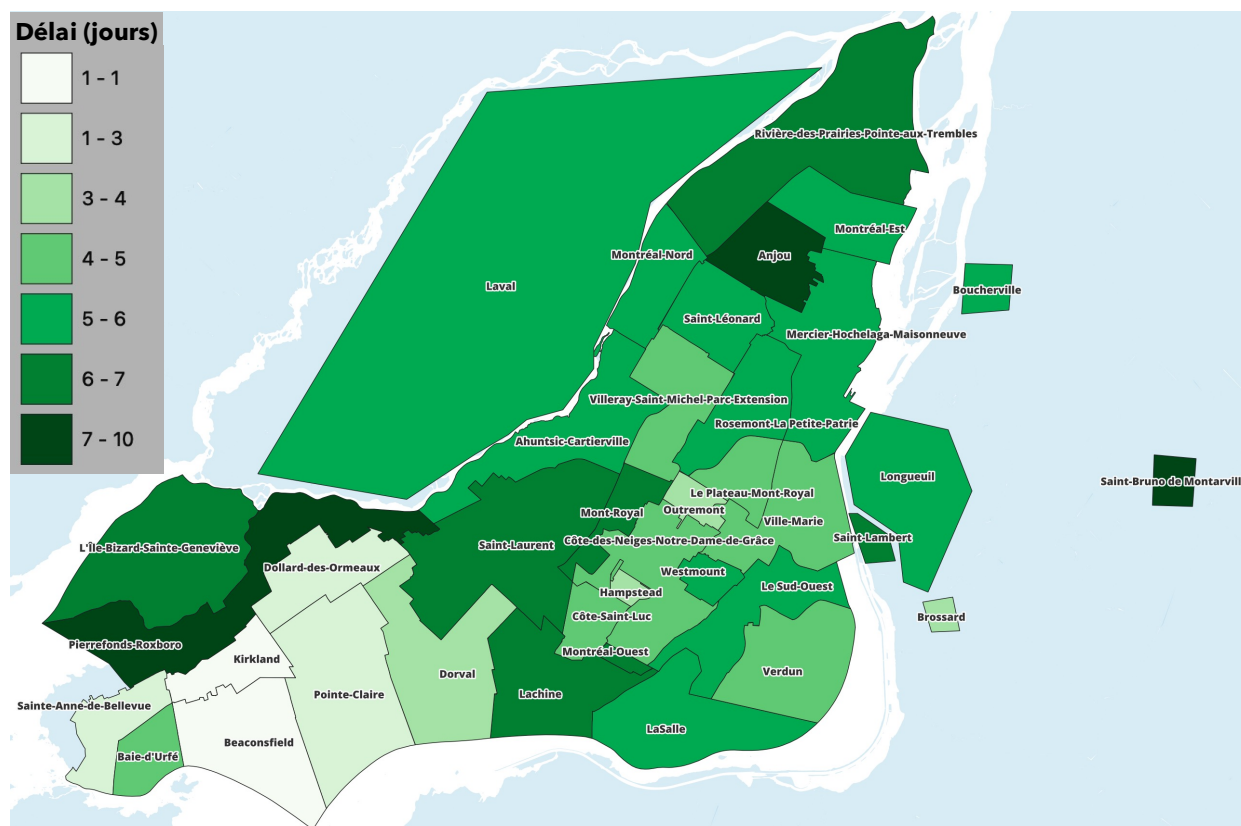


Figure 4.53 Délai moyen des réservations honorées selon l'arrondissement de domicile

Régions métropolitaines de recensement et agglomérations de recensement [document cartographique]. Recensement de 2016 [fichier des limites cartographiques]. Statistique Canada. Ottawa, Ontario, 2016. Utilisation de QGIS [logiciel SIG]. Version 3.34.3. Open Source Geospatial Foundation, Beaverton, OR.

Comme présenté dans la Figure 4.54, les usagers du sud-ouest de Montréal font des vraies annulations généralement moins d'une semaine à l'avance, particulièrement Sainte-Anne-de-Bellevue, où le délai atteint un minimum de 2,80 jours. Dans l'est, les habitants de Saint-Léonard et Pierrefonds-Roxboro, qui a un délai de 17,61 jours, annulent en moyenne deux semaines à l'avance. Le centre de l'île semble annuler plus de 7 jours à l'avance, mais moins de 13 jours.

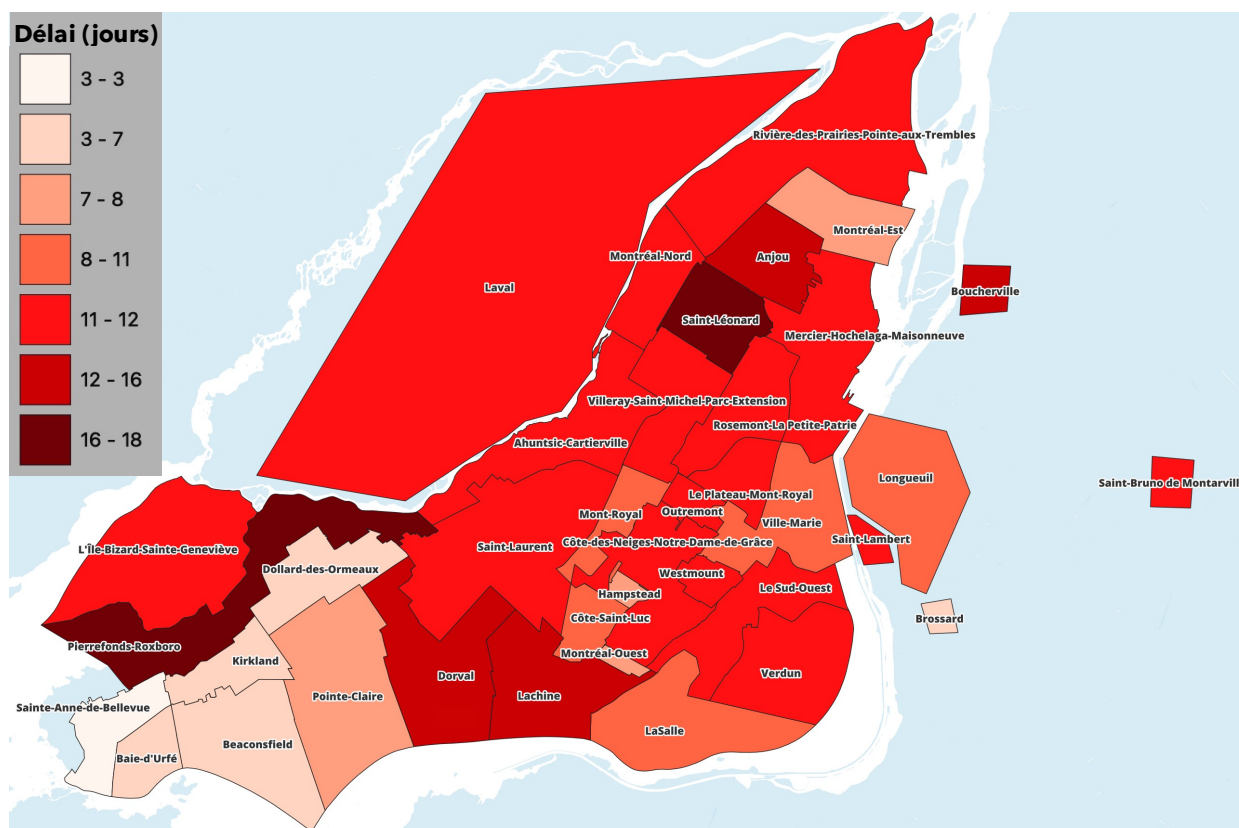


Figure 4.54 Délai moyen des vraies annulations selon l'arrondissement de domicile

Régions métropolitaines de recensement et agglomérations de recensement [document cartographique]. Recensement de 2016 [fichier des limites cartographiques]. Statistique Canada. Ottawa, Ontario, 2016. Utilisation de QGIS [logiciel SIG]. Version 3.34.3. Open Source Geospatial Foundation, Beaverton, OR.

La Figure 4.55 montre que Montréal-Est et l'ouest de l'île, dont Pointe-Claire, Baie-d'Urfé et Sainte-Anne-de-Bellevue à 0,85 jour, annulent faussement à l'approche de la date de début ne dépassant jamais trois jours avant le départ. Saint-Bruno de Montarville, Boucherville et surtout, Lachine à 14,58 jours, annulent faussement de façon très anticipée. Le délai du centre de la ville varie entre 3 jours et une semaine. L'analyse de la relation entre les habitudes des clients et leur lieu de domicile dévoile que le sud-ouest se distingue par un taux de réservations élevé et des délais très courts. Le centre-ville se différencie également par un comportement uniforme et intermédiaire comparé aux autres arrondissements.

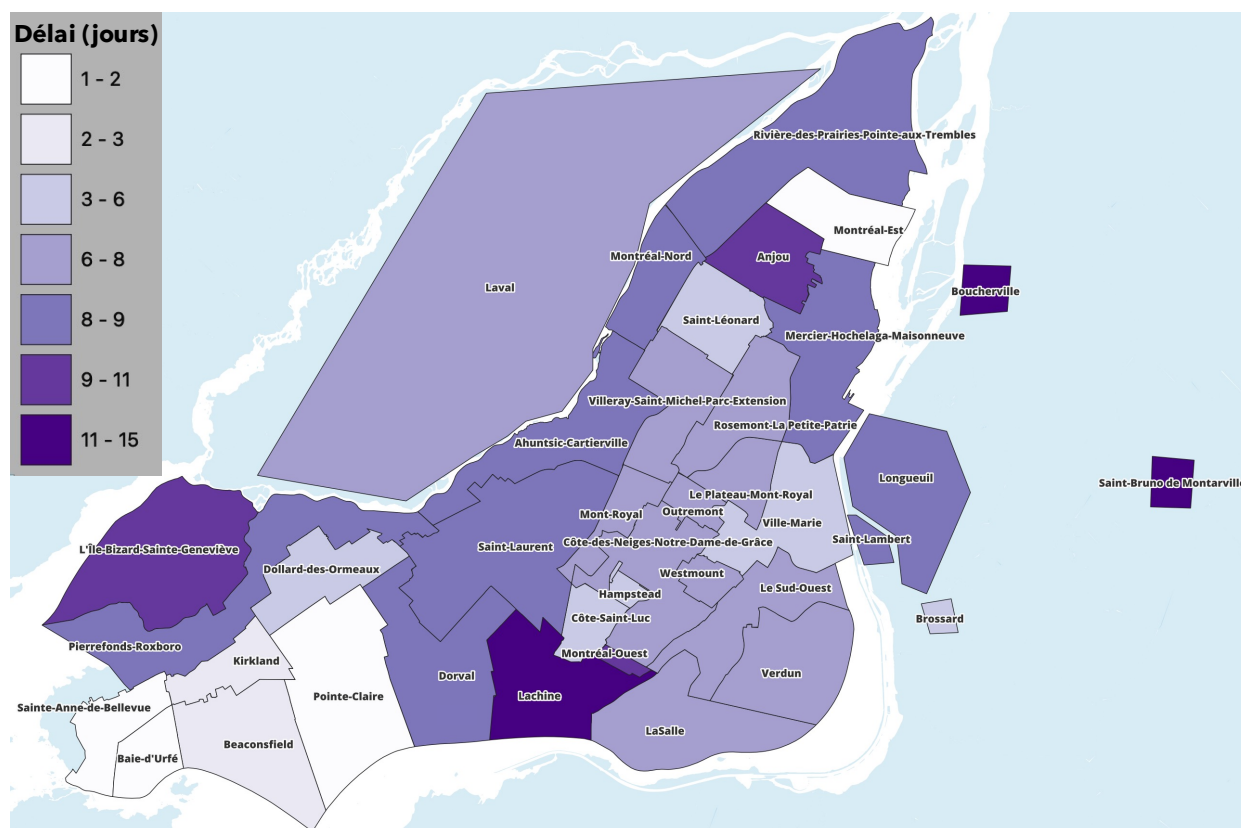


Figure 4.55 Délai moyen des fausses annulations selon l'arrondissement de domicile

Régions métropolitaines de recensement et agglomérations de recensement [document cartographique]. Recensement de 2016 [fichier des limites cartographiques]. Statistique Canada. Ottawa, Ontario, 2016. Utilisation de QGIS [logiciel SIG]. Version 3.34.3. Open Source Geospatial Foundation, Beaverton, OR.

4.4 Caractéristiques des réservations

Les sections précédentes sont concentrées principalement sur les utilisateurs. Ce mémoire portant exclusivement sur l'ABS, un bref parallèle avec le LS met en valeur des différences entre les services. De plus, la plupart des réservations ont une durée de moins d'un jour. Examiner les réservations plus longues permet d'identifier les dynamiques temporelles entre les statuts et les genres.

4.4.1 Comparaison avec le LS

Peu importe le mois, le jour de semaine ou l'heure, les réservations en LS sont majoritairement honorées. Tel qu'illustré dans la Figure 4.56, le LS compte extrêmement peu de vraies et fausses annulations, contrairement à l'ABS, n'excédant jamais 0,30%. Le fait de réserver à la dernière

minute mène à très peu d’annulations. Ce comportement, aussi observé dans les habitudes de réservation des usagers situés dans l’ouest de l’île, suggère que plus une réservation est proche du moment d’utilisation, moins elle est sujette à être annulée. Ainsi, la flexibilité et l’instantanéité offertes par le LS semblent jouer un rôle déterminant dans la stabilité des réservations.

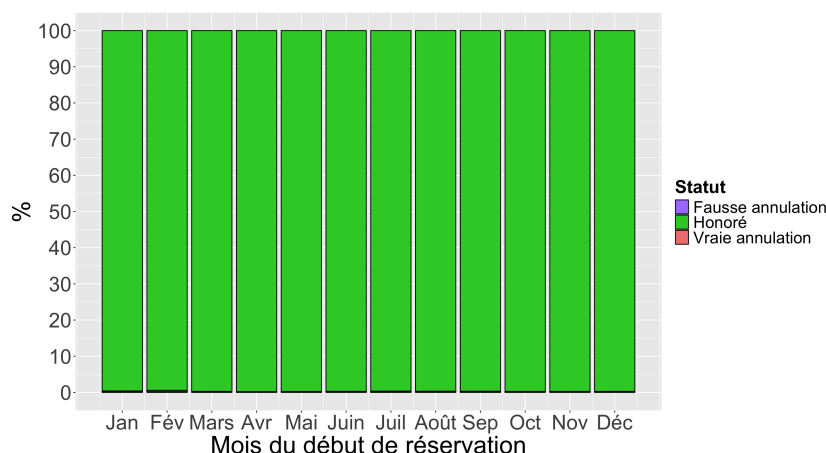


Figure 4.56 Taux des statuts en LS selon le mois du début de réservation

4.4.2 Réservation de plus d’un jour

Puisque 89,85% des réservations de l’année perdurent moins d’un jour, désignées dans le Tableau 4.5, l’analyse des sections 4.1 et 4.3.1 reflète leurs caractéristiques. Toutefois, en isolant les réservations d’une durée de plus d’un jour, des différences émergent, comme les taux de vraies annulations plus élevés que ceux des réservations courtes menant à une baisse du taux des réservations honorées.

Tableau 4.5 Répartition de la durée de réservation

Durée (jours)	Répartition (%)
0 à 1	89,85
1 à 2	4,09
2 à 4	4,08
4 à 7	1,03
7 et plus	0,95

Parmi les réservations de moins d’un jour, les réservations de moins de quatre heures est de 51,94% avec des durées de [1,2[et [2,3[heures comme sélections les plus populaires. Coïncidant à une

journée de travail de huit heures, une petite hausse à l'intervalle de [10,11[heures, observée dans la Figure 4.57, indique vraisemblablement des individus qui réservent pour l'aller-retour entre leur domicile et leur lieu de travail. Un accroissement des durées de [23,24[heures démontrent un intérêt à réserver pour un jour entier.

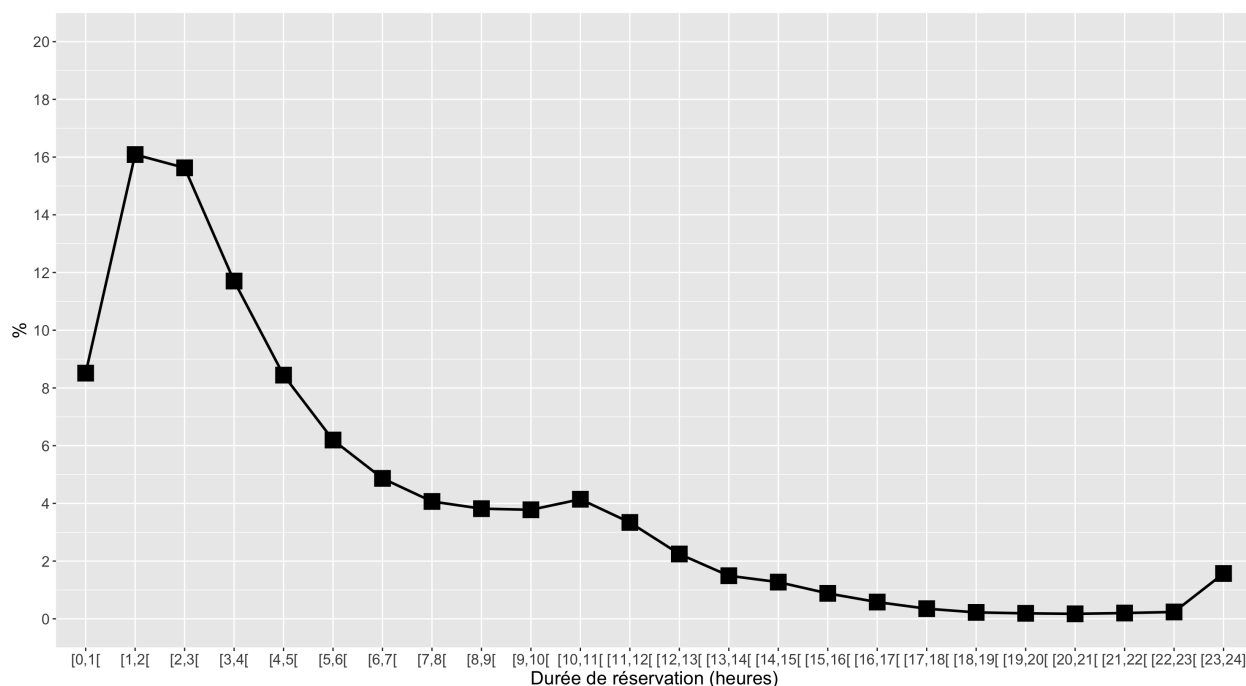


Figure 4.57 Distribution des réservations selon la durée de réservation

Dans la Figure 4.58, le taux de vraies annulations mensuel des réservations excédant un jour est plus élevé, fluctuant entre 26,36% en mai et 34,11% en novembre menant respectivement à 61,83% et 51,98% de réservations honorées. C'est une augmentation marquée de vraies annulations et une diminution de réservations honorées comparée à la section 4.1. Les fausses annulations varient entre 11,58% en juin et 13,91% en novembre, ce qui est légèrement supérieur. Mai reste le mois avec le moins de vraies annulations, mais juillet est remplacé par novembre pour le mois avec le plus de vraies et de fausses annulations. Juin substitue janvier comme le mois avec le moins de fausses annulations.

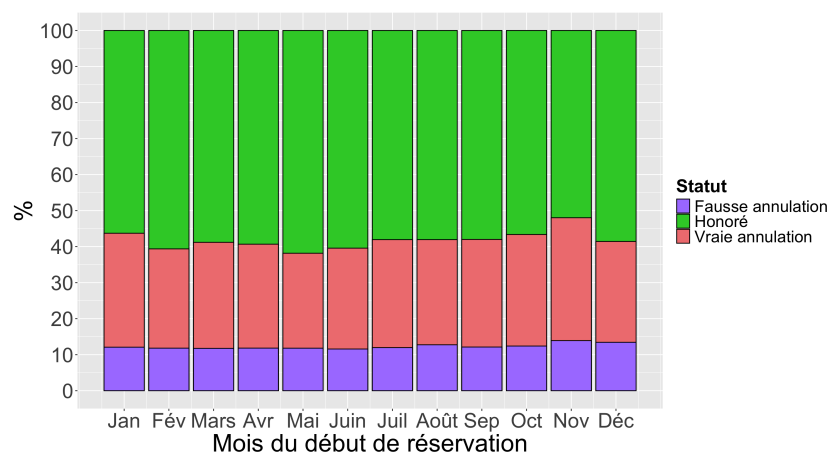


Figure 4.58 Distribution des réservations de plus d'un jour par statut selon le mois du début de réservation

Mardi a le plus bas taux de vraies annulations des réservations de plus d'un jour à 23,53% avec 64,48% de réservations honorées tel que présenté à la Figure 4.59. Jeudi possède le plus bas taux de fausses annulations à 11,37%. La tendance demeure qu'il y a plus d'annulations en fin de semaine, surtout le samedi à 33,83% de vraies annulations avec 52,68% de réservations honorées, et le dimanche à 14,70% de fausses annulations. Comme pour l'analyse des mois, il y a une hausse marquée de vraies annulations et une diminution de réservations honorées comparée à la section 4.1.

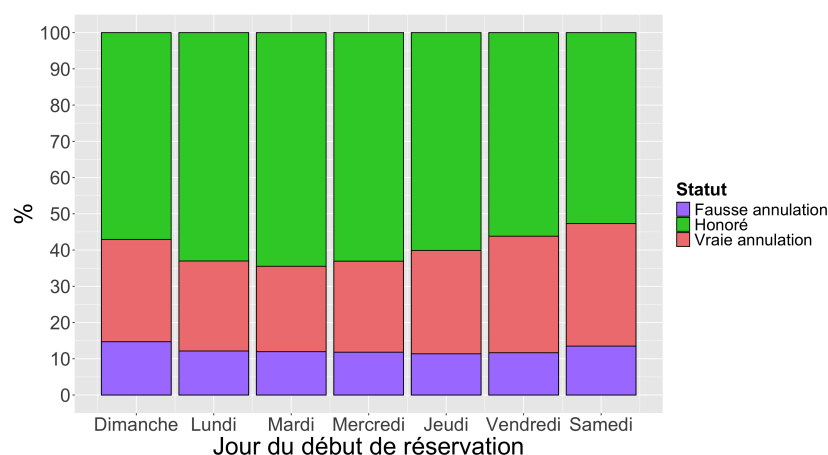


Figure 4.59 Distribution des réservations de plus d'un jour par statut selon le jour du début de réservation

En semaine, la période entre $[0,2[$ de la Figure 4.60 présente le plus bas taux de réservations longues honorées à 43,18% et le plus haut taux de fausses annulations à 22,33%. Le taux des fausses

annulations de réservations longues est deux fois supérieur à ce pic de la section 4.1. Le taux de réservations honorées atteint son maximum à 66,09% entre [6,8[, menant au plus bas des réservations réellement annulées à 22,78%. Entre [10,12[, les fausses annulations sont plus rares à 10,58%. Entre [22,24[, les vraies annulations sont à leur plus haut à 40,08%. Les réservations honorées se produisent davantage en matinée qu'en soirée, soit la situation inverse pour les vraies annulations.

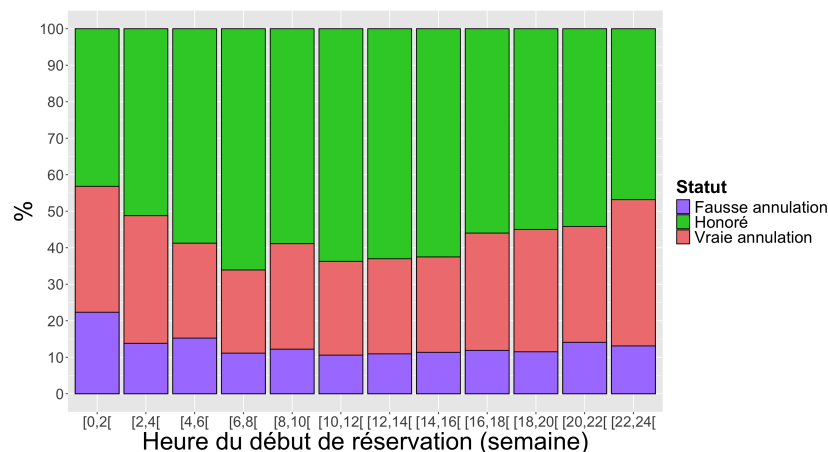


Figure 4.60 Distribution des réservations de plus d'un jour par statut selon l'heure du début de réservation en semaine

En fin de semaine, les fausses annulations des réservations excédant un jour de la Figure 4.61 culminent à 19,15% entre [2,4[. Elles atteignent leur niveau le plus faible à 12,21% entre [6,8[. Le pic des réservations honorées est constaté entre [12,14[à 59,91%. Entre [16,18[, les vraies annulations sont à 25,59% et montent à 39,40% entre [22,24[, ce qui entraîne le taux le plus bas de réservations honorées à 42,14%. Les fausses annulations des réservations longues sont moins récurrentes en matinée qu'en soirée. Le taux de réservations honorées est inférieur le soir comparativement à celui observé le matin. Les réservations honorées se concentrent davantage en après-midi qu'en soirée où leur taux chute à leur plus bas que le matin. Concernant les vraies annulations, elles sont moins fréquentes en après-midi que le matin et tard le soir. L'ensemble des annulations représente le double que celui des réservations de moins d'un jour.

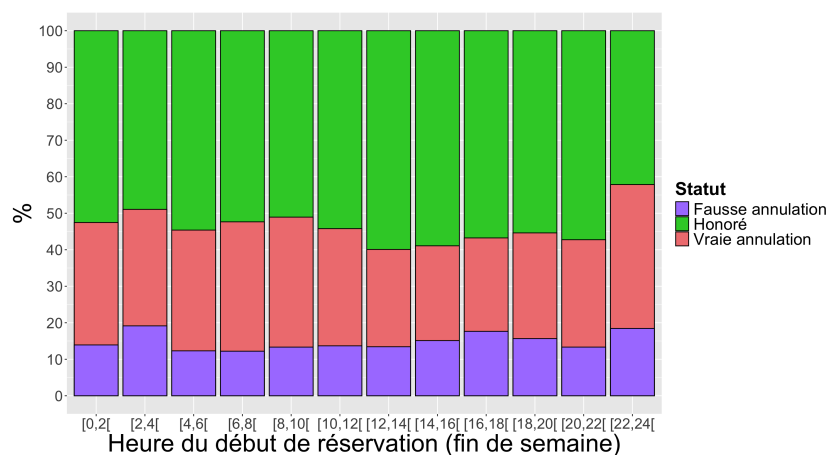


Figure 4.61 Distribution des réservations de plus d'un jour par statut selon l'heure du début de réservation en fin de semaine

Les femmes annulent généralement plus que les hommes pour les réservations de plus d'un jour même si les courbes des femmes et des hommes s'entrecroisent davantage que celles des réservations courtes. Dans la Figure 4.62, certains moments présentent des taux d'annulation relativement équivalents comme en janvier, avril, mai et septembre. Les femmes annulent moins en mai à 26,64% et les hommes, en juin à 25,41%. Novembre enregistre les taux les plus élevés à 35,31% chez les femmes et à 33,66% chez les hommes contrairement aux réservations de courte durée qui se concentrent en juillet.

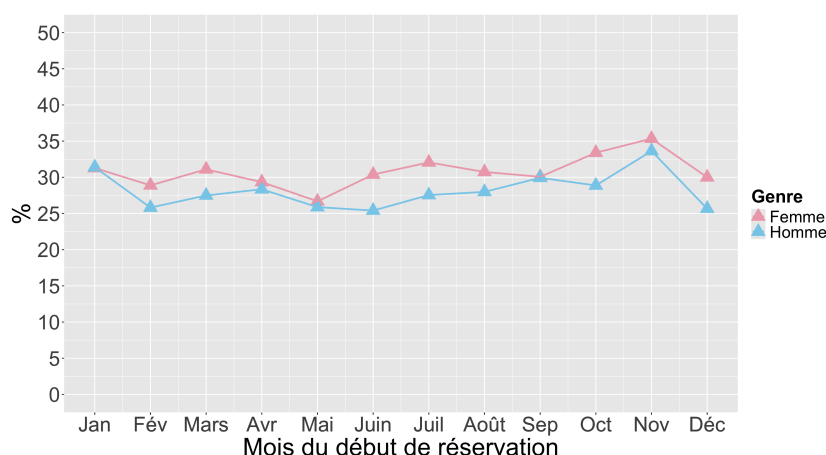


Figure 4.62 Taux des fausses annulations de réservations longues selon le mois du début de réservation

Les taux les plus bas des réservations longues de la Figure 4.63 se trouvent du lundi au mercredi, avec un creux le mardi à 23,38% pour les femmes et 24,00% pour les hommes. Les deux genres

annulent pratiquement autant, alors que, pour les réservations courtes de la section 4.3.1, les femmes annulent plus fréquemment. Cette dernière tendance persiste les jours suivants où les taux d'annulation des femmes dominent. Ils atteignent un sommet le samedi à 35,70% pour les femmes et à 31,832% pour les hommes.

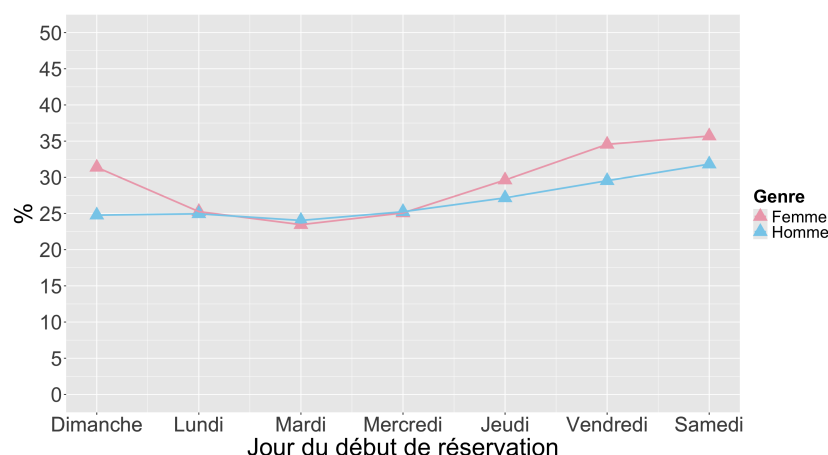


Figure 4.63 Taux des fausses annulations de réservations longues selon le jour du début de réservation

En semaine, les vraies annulations des réservations de plus d'un jour des femmes montrées dans la Figure 4.64 sont à leur minimum entre [6,8[à 22,61% plutôt que très tôt le matin et leur maximum entre [2,4[à 43,55% à la place du soir. Celles des hommes sont les plus faibles le matin entre [4,6[à 19,44% au lieu du soir. De 6h à 16h, les hommes suivent de près les femmes, mais les dépassent entre 22h à 2h, où le sommet à 40,75% se situe entre [22,24[.

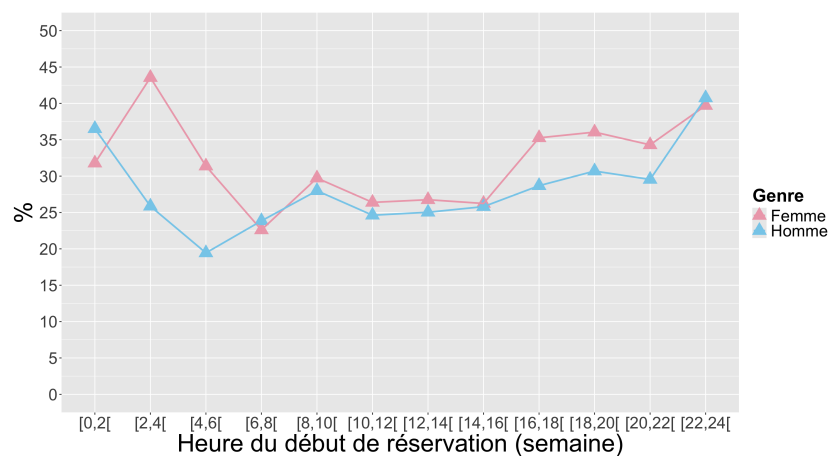


Figure 4.64 Taux des fausses annulations de réservations longues selon l'heure du début de réservation en semaine

En fin de semaine, les femmes de la Figure 4.65 annulent moins leurs réservations excédant un jour entre [16,18[à 26,38% un peu plus tôt que dans la section 4.3.1. Parmi les hommes, le minimum se situe entre [14,16[à 22,58% au lieu de très tôt le matin. Les taux des vraies annulations sont à leur maximum entre [22,24[à 43,67% chez les femmes et à 38,05% chez les hommes plutôt qu'en matinée. Pour les deux genres, les réservations de 22h à midi semblent plus opportunes d'être annulées.

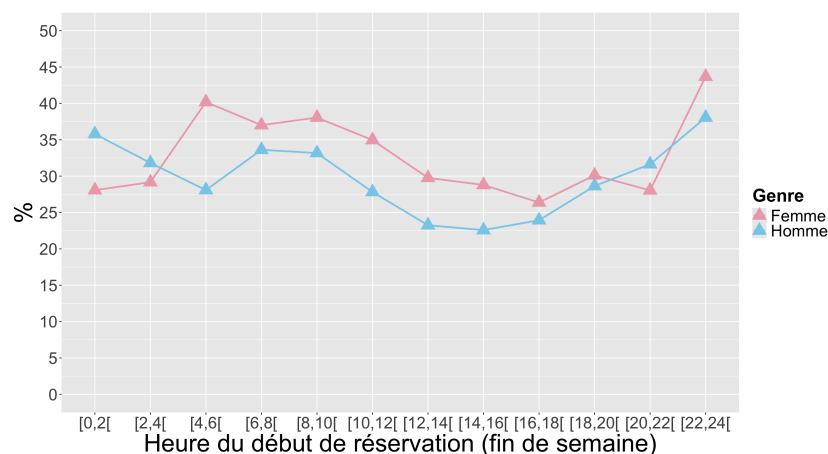


Figure 4.65 Taux des fausses annulations de réservations longues selon l'heure du début de réservation en fin de semaine

Au cours de la semaine, la courbe des délais des réservations longues honorées des hommes de la Figure 4.66 est similaire à celle des femmes et excède légèrement durant les jours de semaine. Le milieu de la semaine, notamment le mardi, rassemble les délais les plus brefs des femmes et des hommes, à 10,63 jours et 11,45 jours. Le vendredi enregistre les délais maximaux à 19,22 jours pour les femmes et 19,73 jours pour les hommes. Les membres semblent réserver plus en avance pour les départs du jeudi au samedi comparé aux réservations courtes.

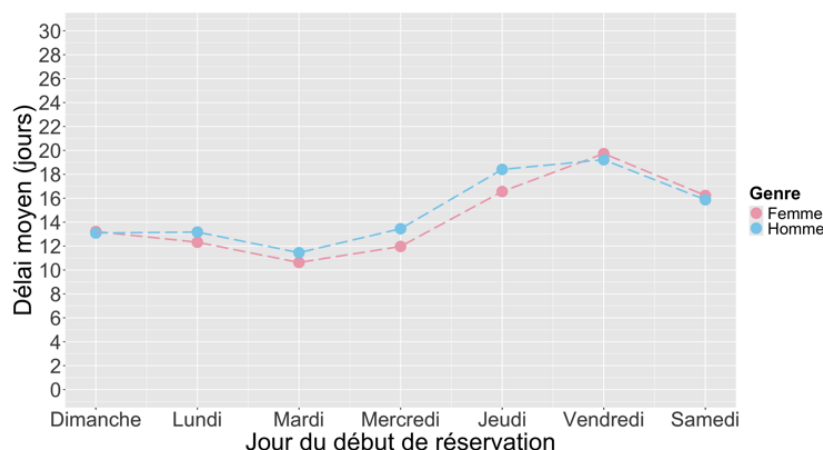


Figure 4.66 Délai moyen des réservations honorées selon le genre et le jour du début de réservation

Bref, les réservations de longue durée entraînent une planification plus anticipée, où les taux d'annulation et les délais sont deux à trois fois plus élevés que ceux des réservations inférieures à un jour. Alors que d'habitude, le taux et le délai des femmes excèdent les hommes, les hommes tendent à atteindre, voire à dépasser, les délais hauts habituellement associés aux femmes.

4.5 Caractéristiques du réseau

Alors que la section 4.3.5 se concentre sur le comportement selon la résidence des abonnés, celle-ci focalise sur le taux et le délai des statuts de chaque station. Considérant la présence de peu de stations dans les arrondissements les moins peuplés en 2022, les réservations en banlieue, ainsi qu'à l'extrême est et ouest sont généralement peu honorées tel que dévoilé dans la Figure 4.67. Ces territoires n'offrent qu'ABS et un accès restreint en transport en commun. Il semble que plus les stations sont éloignées du centre de la ville, moins les réservations sont honorées. En effet, c'est le cas de la station d'*Hamelin et Henri-Bourassa* dans l'arrondissement d'*Ahuntsic-Cartierville* qui enregistre le taux le plus bas de réservations honorées à 42,45% et le plus haut de fausses annulations à 27,36%, talonnée par la station de *l'Hôtel de Ville de Saint-Bruno* à 50,87% qui a également le taux le plus élevé de vraies annulations à 33,39%.

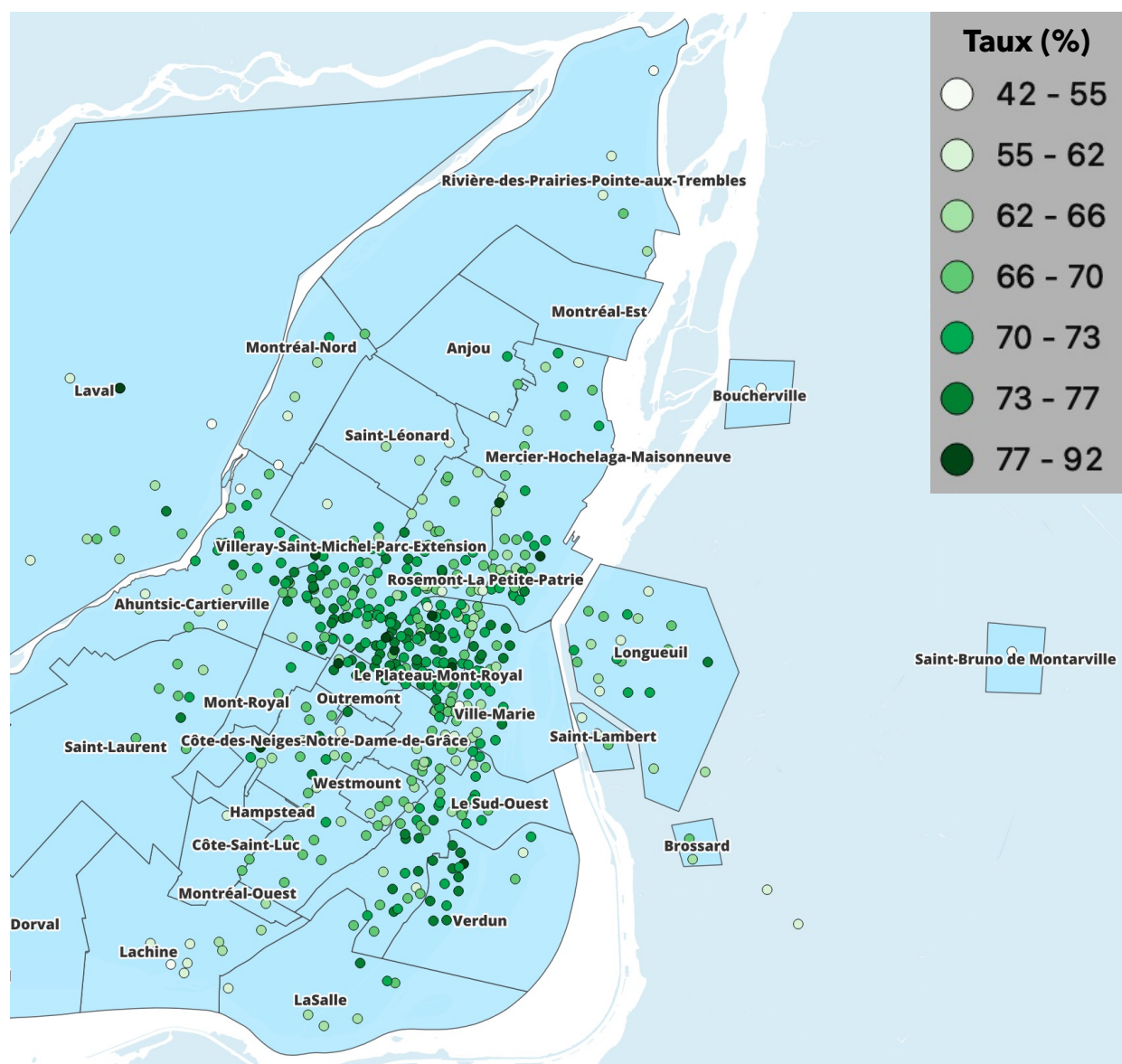


Figure 4.67 Taux des réservations honorées selon l'usage de la station

Régions métropolitaines de recensement et agglomérations de recensement [document cartographique]. Recensement de 2016 [fichier des limites cartographiques]. Statistique Canada. Ottawa, Ontario, 2016. Utilisation de QGIS [logiciel SIG]. Version 3.34.3. Open Source Geospatial Foundation, Beaverton, OR.

Dans la figure précédente, le centre-ville, qui rassemble une grande proportion des stations et des usagers du service, reflète une utilisation effective fréquente. Certaines zones résidentielles montrent également de hauts taux comme les trois stations réservées aux membres d'une résidence pour aînés qui sont les plus honorées à Laval. Trois bâtiments d'appartements à Ahuntsic-Cartierville, à Côte-des-Neiges-Notre-Dame-de-Grâce et à Outremont, où *OM Outremont* possède le plus élevé taux de réservations honorées à 91,76%, se trouvent parmi les stations réservées aux habitants qui sont aussi très fréquemment honorées. Le taux de *Résidence Elogia* à Mercier-Hochelaga-Maisonneuve atteint 76,36%, situant la dernière station privée dans la deuxième classe la plus élevée de la légende de la carte. La première station publique apparaissant dans le classement en cinquième position, *Hickson et Ross* à Verdun, a un taux de réservations honorées de 80,34%. Bref, rencontrant de très hauts taux des réservations honorées et de très bas taux de fausses annulations, les stations à usage privé semblent plus prévisibles. Lorsque les stations sont peu honorées, il y a de fortes possibilités qu'elles soient fréquemment vraiment annulées et vice-versa.

Les cartes suivantes présentent le délai moyen de chaque station par statut. Dans la Figure 4.68, le délai des réservations honorées des stations en dehors du centre-ville tend à être plus d'une semaine en avance. Ceci pourrait être expliqué par l'offre limitée des véhicules disponibles et des transports collectifs. Celles du centre sont associées à des délais plus courts comme la station de *9999 Des Carrières et Molson* dans l'arrondissement Rosemont-La Petite-Patrie qui montre le délai le plus court à 2,60 jours. *Parc Mohawk*, la station la plus réservée en avance, atteint 13,32 jours bien qu'elle soit géographiquement centrale. Cette exception peut s'expliquer par le fait qu'il n'y a que quatre stations et aucune zone de couverture de LS dans la ville de Mont-Royal.

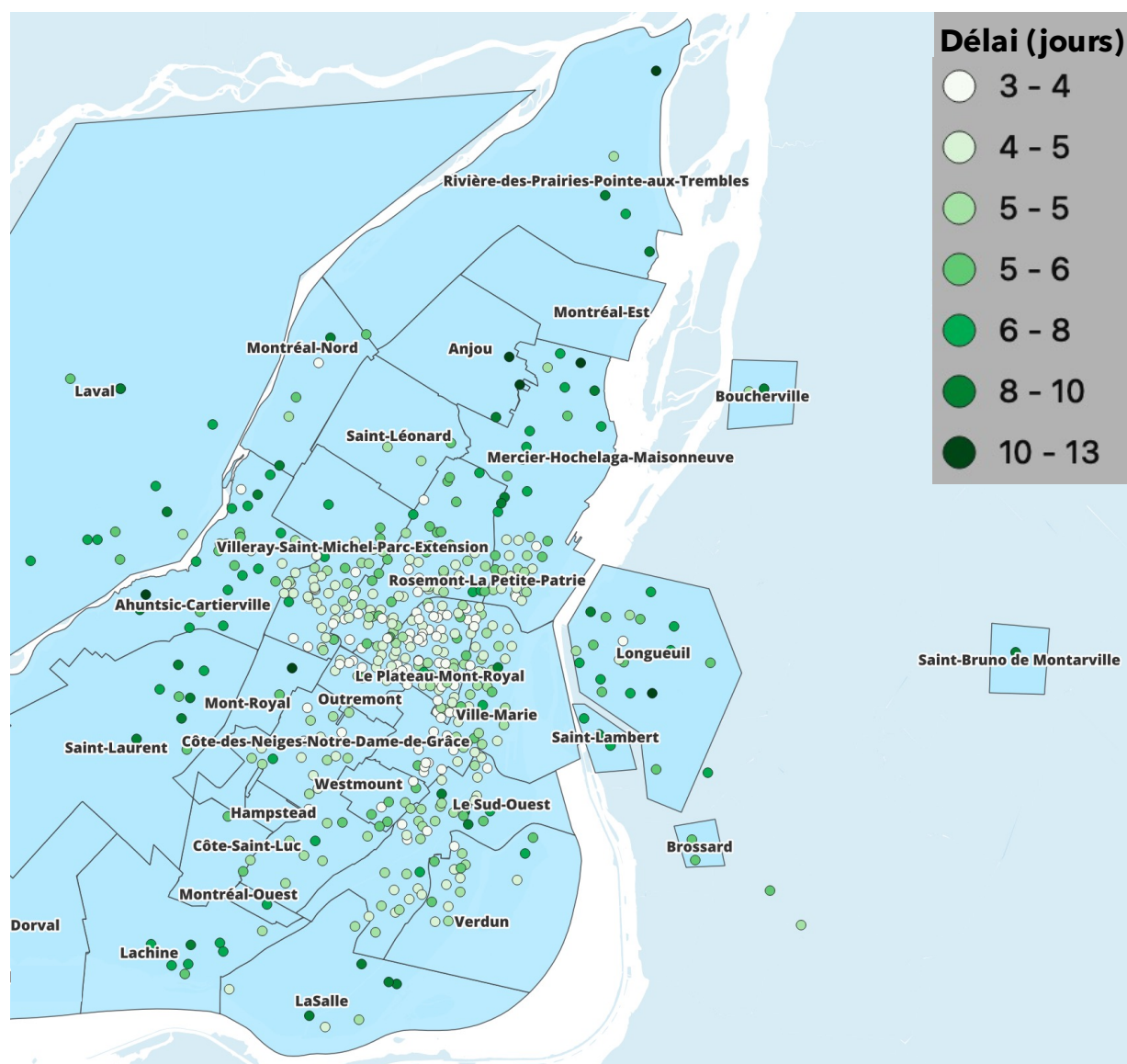


Figure 4.68 Délai moyen des réservations honorées selon l'usage de la station

Régions métropolitaines de recensement et agglomérations de recensement [document cartographique]. Recensement de 2016 [fichier des limites cartographiques]. Statistique Canada. Ottawa, Ontario, 2016. Utilisation de QGIS [logiciel SIG]. Version 3.34.3. Open Source Geospatial Foundation, Beaverton, OR.

Dans la Figure 4.69, pratiquement toutes les stations les moins réellement annulées en avance se trouvent au centre-ville. Ceci pourrait être expliqué par une planification à long terme à cause de la demande élevée malgré le nombre important de véhicules disponibles dans cette zone. La station *Bélanger et Papineau* à Rosemont-La Petite-Patrie annule moins à l'avance à 2,64 jours. Les zones

périphériques de l'île annulent plus tôt, incluant la station *Hamelin et Henri-Bourassa* à Ahuntsic-Cartierville qui annule longtemps à l'avance à 22,86 jours,

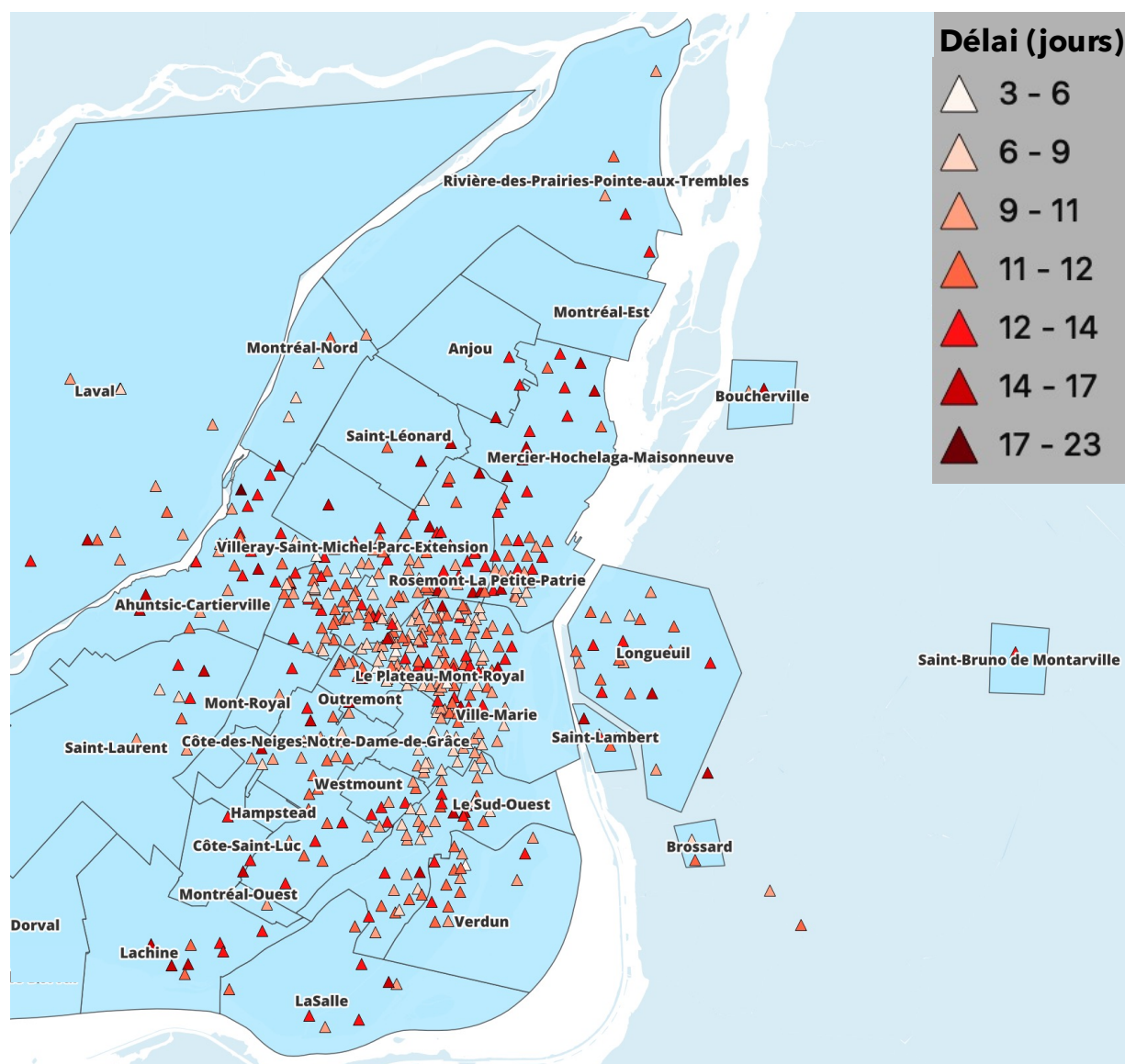


Figure 4.69 Délai moyen des vraies annulations selon l'usage de la station

Régions métropolitaines de recensement et agglomérations de recensement [document cartographique]. Recensement de 2016 [fichier des limites cartographiques]. Statistique Canada. Ottawa, Ontario, 2016. Utilisation de QGIS [logiciel SIG]. Version 3.34.3. Open Source Geospatial Foundation, Beaverton, OR.

Comme démontré dans la carte précédente, les clients de la Figure 4.70 annulent faussement à la dernière minute où il y a le plus de stations, notamment la station *Van Horne et St-Urbain* sur Le Plateau-Mont-Royal qui moins à l'avance à 1,15 jour. En périphérie, les usagers annulent plus en

avance des stations telles que *Hamelin et Henri-Bourassa* de l'arrondissement Ahuntsic-Cartierville qui annule fausement plus à l'avance à 24,14 jours. Cette station rencontre des délais de vraies et fausses annulations les plus élevés, mais aussi le taux le plus bas de réservations honorées.

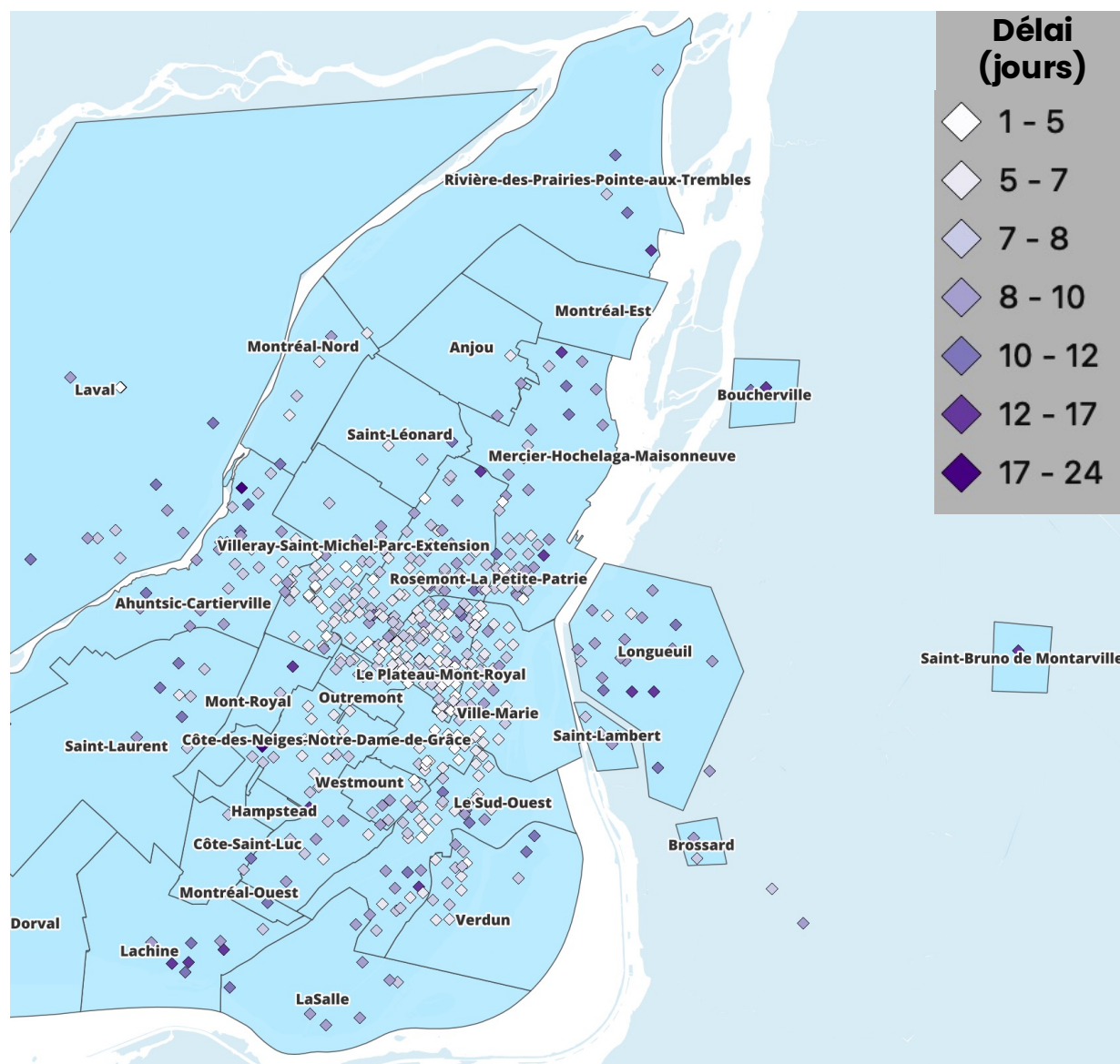


Figure 4.70 Délai moyen des fausses annulations selon l'usage de la station

Régions métropolitaines de recensement et agglomérations de recensement [document cartographique]. Recensement de 2016 [fichier des limites cartographiques]. Statistique Canada. Ottawa, Ontario, 2016. Utilisation de QGIS [logiciel SIG]. Version 3.34.3. Open Source Geospatial Foundation, Beaverton, OR.

L'examen des comportements de réservation en 2022 des utilisateurs de Communauto met en évidence que 87,43% des chaînes sont modifiées ou annulées. En retirant les fausses annulations, les réservations annulées passent de 29,39% à 20,06%. L'été, l'hiver, la fin de semaine et les heures de pointe se démarquent des autres périodes par la distribution des statuts ou les délais moyens. Selon le genre (femme et homme), le groupe d'âge (adolescent et jeune adulte, adulte ainsi qu'aîné), le forfait, la fréquence d'utilisation du service d'ABS et le lieu de domicile, les abonnés se comportent différemment des uns des autres. La quasi-totalité des réservations de LS sont honorées, ce qui n'est pas le cas de l'ABS. Les réservations qui ont une durée supérieure à un jour ont un taux d'annulation plus élevé que celles de moins d'un jour. L'emplacement d'une station influence le taux des statuts et le délai de réservation. Le prochain chapitre examine les modèles de prédiction du statut final de chaque réservation.

CHAPITRE 5 MODÉLISATION DES COMPORTEMENTS DE RÉSERVATION

Ce chapitre présente l'apprentissage supervisé mis en œuvre sur les données épurées. La section 5.1 rappelle les indicateurs évaluant la performance des modèles abordés dans les sections suivantes. Plusieurs arbres de décision sont créés à partir de diverses variables montrant les types de variables les plus pertinents dans la section 5.2. L'arbre de décision de la section 5.3 et la forêt d'arbres décisionnels de la section 5.4 alimentés par toutes les variables sélectionnées au préalable réalisent la prédiction du statut des réservations. La comparaison des variables entre les modèles met en évidence la performance accrue de l'outil le plus complexe.

5.1 Application de la matrice de confusion aux modèles de prédiction des comportements de réservation

En appliquant les concepts expliqués à la section 3.4.1 à l'arbre de décision et la forêt aléatoire, la précision du modèle juge la qualité des prédictions de réservations honorées. Une haute exactitude désigne un nombre considérable de réservations honorées prédites sur toutes les prédictions. Une précision élevée signifie que peu de réservations annulées sont prédites comme honorées. La sensibilité mesure la capacité à trouver les réservations honorées. Lorsqu'elle est haute, elle signale qu'il y a peu de réservations honorées prédites comme annulées, donc des fausses alertes. Ces indicateurs élevés signalent une meilleure prédiction des comportements de réservation.

5.2 Comparaison d'arbres de décision selon le type de variables

Des arbres décisionnels sont construits à partir des types de variables présentés à la section 3.4.2. Le Tableau 5.1 ci-dessous montre leurs indicateurs de performance. L'exactitude et le score F1 de l'usage de l'ABS se distinguent clairement des autres. Ces variables exercent une influence plus marquée que celles sur les réservations, les stations et les membres.

Tableau 5.1 Indicateurs de performance des arbres de décision de chaque type de variable

Type de variable	Nom de la variable	Exactitude (%)	Précision (%)	Sensibilité (%)	Score F1 (%)
Réservation	delai	64,62	74,42	74,65	74,54
	duree				
	mois				
	jour_semaine				
	heure_interval				
Usage d'ABS par client en 2022	frequence_X_interval	65,45	75,10	75,08	75,09
	tot_res_interval				
Abonné	groupe_age	58,01	69,72	69,61	69,66
	customer_arrondissement				
	lngSexe				
	PackageID				
Station et véhicule	capacite_tot	61,87	73,79	73,70	73,75
	pourcentage_u				
	station_arrondissement				
	type_carburant				

5.3 Arbre de décision final

Le code produit un arbre décisionnel intégrant toutes les variables de la section 5.2 prédisant le statut de réservation de l'échantillon test en une minute. Un nombre élevé de réservations ou de modalités des variables entrainerait un accroissement du temps d'exécution. La Figure 5.1 présente la matrice de confusion évaluant la performance de l'arbre de décision. Il classe correctement 68,90% des statuts de réservation, ce qui indique une certaine fiabilité. Parmi les réservations assignées comme des annulations, 77,61% sont réellement annulées. Le modèle détecte 77,55% des vraies annulations. Compte tenu du fait que la majorité des réservations du jeu de données sont honorées, démontré dans la section 4.1, le score F1 révèle un bon équilibre entre la précision et la sensibilité à 77,58%. Celui-ci se démarque par une exactitude et un score F1 supérieurs en comparaison avec les arbres de décision de la section précédente. Un aperçu de la structure de l'arbre décisionnel se trouve dans l'Annexe C.

		Référence		
		+	-	
Prédiction	+	73 073	19 275	<i>Précision</i> = 79,13%
	-	19 354	15 675	
		<i>Sensibilité</i> = 79,06%		<i>Score F1</i> = 77,84%
				<i>Exactitude</i> = 69,67%

Figure 5.1 Matrice de confusion de l'arbre de décision

Adaptée avec permission de « Confusion matrix and evaluation metrics » par J. Jeppesen et al., 2019, 10.1016/j.rse.2019.03.039. Licence CC.

5.3.1 Variables d'usage d'ABS par client dans l'arbre de décision

La combinaison des variables d'usage d'ABS du membre est la plus efficace parmi les quatre propositions. Selon la Figure 5.2, la prédiction des utilisateurs qui ont annulé moins de 7,41% durant l'année est plus juste, avec 95,90% d'exactitude et 97,90% de score F1. À une fréquence d'annulation plus élevée, le score F1 décroît en atteignant 21,89% aux fréquences d'annulation extrêmes.

L'exactitude suit une tendance différente : à l'augmentation de la fréquence d'annulation, elle diminue jusqu'à l'intervalle de 47,50% à 61,64% d'annulation, se rendant à 55,11%. Puis, elle remonte en aboutissant à son deuxième pic à 86,22% d'exactitude. L'exactitude et le score F1 forts démontrent que l'arbre de décision est plus performant lors d'une fréquence d'annulation faible des clients. Pour les réservations par des usagers qui annulent souvent, la chute du score F1 dévoile que la prédiction de faux négatifs ou positifs demeure particulièrement élevée.

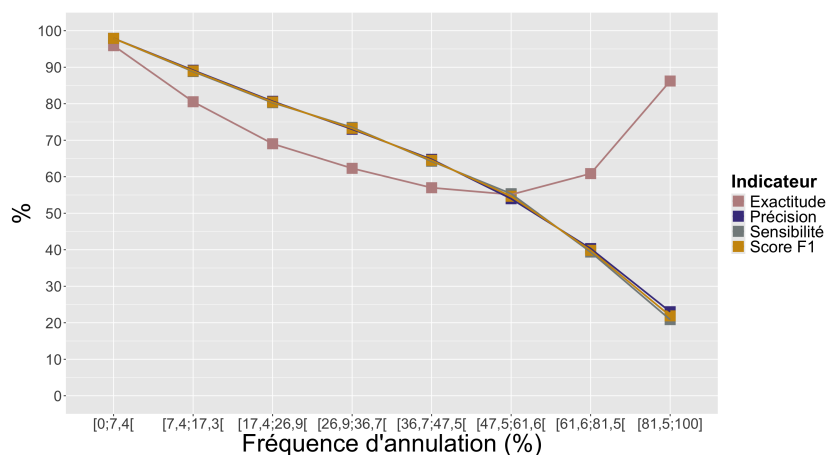


Figure 5.2 Indicateurs de performance selon le nombre de réservations réellement annulées dans l'arbre de décision

Le Tableau 5.2 démontre que plus un abonné effectue des réservations, plus la difficulté à bien prédire son comportement accroit. Toutes les réservations uniques de l'année ont été prédites correctement, alors que celles faites par des membres qui réservent plus de 365 fois par année exhibent l'exactitude et le score F1 les plus faibles.

Tableau 5.2 Indicateurs de performance selon le nombre total de réservations dans l'arbre de décision

Fréquence de réservation	Exactitude (%)	Précision (%)	Sensibilité (%)	Score F1 (%)
1/année	100	100	100	100
<1/mois	73,66	82,65	81,82	82,23
1+/mois	68,82	78,82	78,49	78,65
1+/semaine	68,44	77,64	78,17	77,90
1+/jour	67,46	74,27	73,84	74,05

5.3.2 Variables sur la réservation dans l'arbre de décision

Les délais courts indiqués dans la section 4.4.2 mènent vraisemblablement à des réservations honorées comme les délais inférieurs à 1,5 jour démontrant les plus hautes valeurs d'exactitude à 99,93% et score F1 à 99,97%. Les réservations effectuées 27,4 à 31 jours en avance ont l'exactitude et le score F1 les plus faibles de 59,57% et 64,69% respectivement. La tendance de la Figure 5.3

et la chute drastique du score F1 de l'avant-dernier intervalle au suivant montrent qu'un long délai est plus compliqué à prédire.

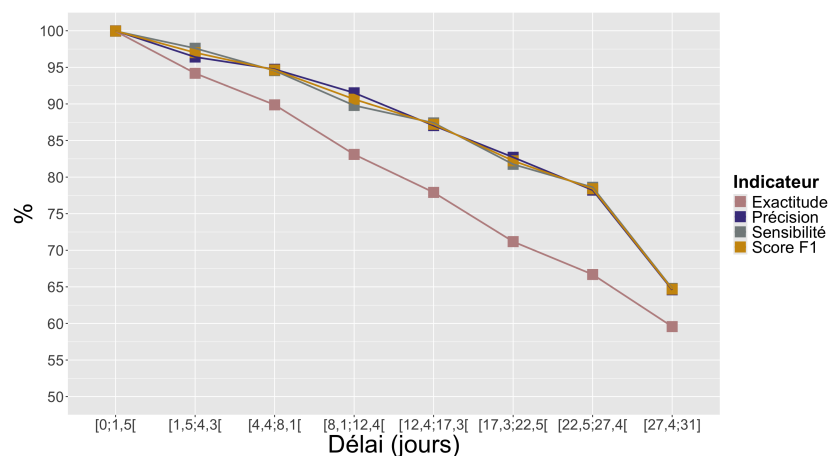


Figure 5.3 Indicateurs de performance selon le délai dans l'arbre de décision

L'exactitude et le score F1 les plus élevés, à 71,61% et à 81,67% de la Figure 5.4, sont associés aux durées inférieures à 7,9 heures. L'exactitude la plus faible, à 62,69%, se situe à une durée de réservation entre 1,2 à 2,8 jours. Le score F1 le plus bas est à 48,08% pour les durées de 25,1 à 56,4 jours. Considérant que les réservations longues sont aussi fréquemment annulées, ceci indique que les courtes réservations sont plus faciles à prédire.

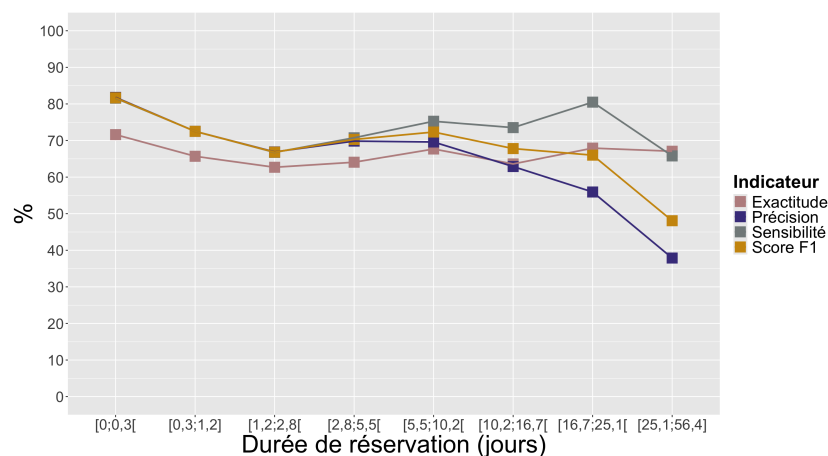


Figure 5.4 Indicateurs de performance selon la durée de réservation dans l'arbre de décision

Dans la Figure 5.5, les indicateurs de performance d'avril (exactitude de 70,98% et score F1 de 80,57%) et de mai (exactitude de 70,93% et score F1 de 80,66%) sont plus élevés que ceux des autres mois désignant une meilleure prédiction pendant ces deux mois. L'exactitude et le score F1

de novembre puis de mars les suivent de près. Ces valeurs dévoilent qu'au printemps, les prédictions sont plus fiables.

Les indicateurs de juillet sont inférieurs aux autres (exactitude de 66,23% et score F1 de 75,16%). Août, décembre puis janvier enregistrent des valeurs basses également. Rencontrant plus d'annulations, démontré dans la section 4.1, les périodes estivale et des Fêtes se révèlent plus ardues à prédire.

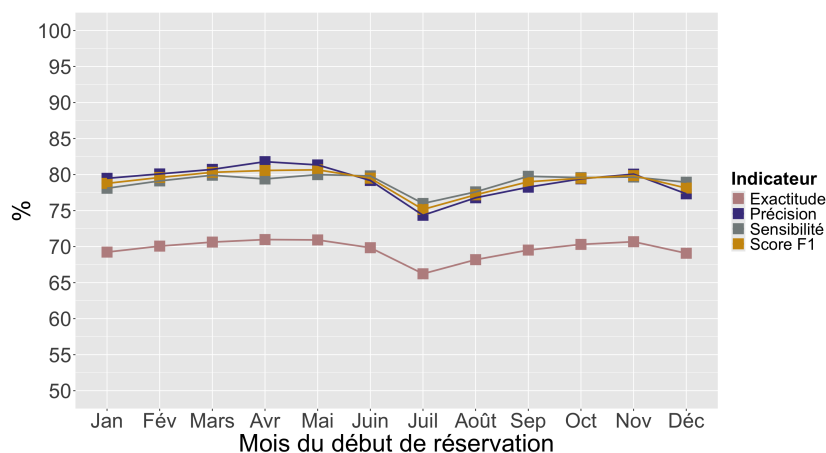


Figure 5.5 Indicateurs de performance selon le mois dans l'arbre de décision

Tout comme la section 4.1, une différence apparaît entre les jours ouvrables et la fin de semaine, qui manifeste davantage d'annulations dans le Tableau 5.3. Le mardi se démarque par les indicateurs de performance les plus élevés dans la semaine à 73,44% d'exactitude et à 83,11% de score F1. L'exactitude et le score F1 du mercredi se situent en deuxième position. Les valeurs des indicateurs de la fin de semaine sont les plus basses.

Tableau 5.3 Indicateurs de performance selon le jour de semaine dans l'arbre de décision

Jour de semaine	Exactitude (%)	Précision (%)	Sensibilité (%)	Score F1 (%)
Dimanche	65,40	72,87	73,97	73,42
Lundi	72,14	82,10	81,52	81,81
Mardi	73,44	84,11	82,13	83,11
Mercredi	72,94	83,14	82,32	82,73
Jeudi	72,53	81,91	82,56	82,23
Vendredi	68,36	77,58	77,60	77,59
Samedi	65,35	73,10	73,77	73,43

En semaine, l'exactitude et le score F1 de [16,18[dans la Figure 5.6 sont les plus bas à 70,20% et 80,19% concordant avec la fin de journée de la majorité des travailleurs. Les heures de pointe de [8,10[et [4,6[suivent de près. [6,8[rencontre moins d'annulations que ces moments, ce qui pourrait expliquer des indicateurs plus hauts. L'exactitude et le score F1 les plus élevés se trouvent à [0,2[avec 77,85% et 84,89% talonnés par [20,22[et [22,24[.

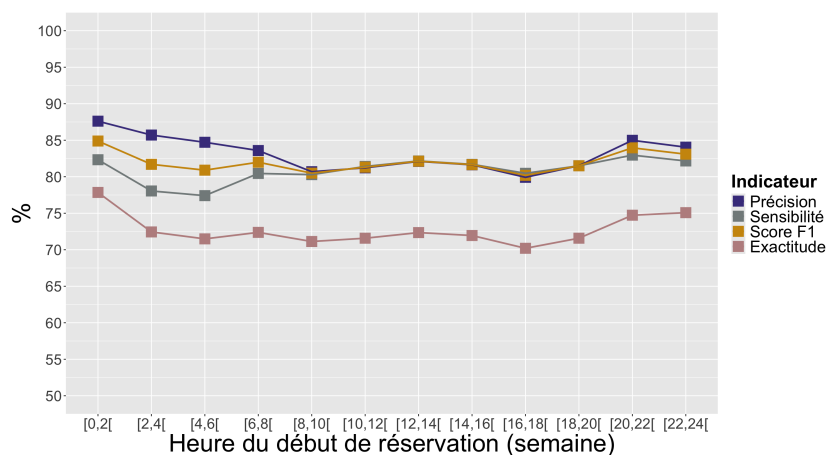


Figure 5.6 Indicateurs de performance selon l'heure du début de réservation en semaine dans l'arbre de décision

Les valeurs d'exactitude les plus basses en fin de semaine de la Figure 5.7 sont aux heures de [10,12[à 63,33%, puis de [6,8[et de [16,18[. Les heures du matin affichent un score F1 moindre entre [6,8[à 69,52%, entre [8,10[et entre [10,12[. L'exactitude à 73,60% et le score F1 à 82,16% de [20,22[dominent les autres heures. [0,2[et [22,24[présentent pareillement de hautes valeurs.

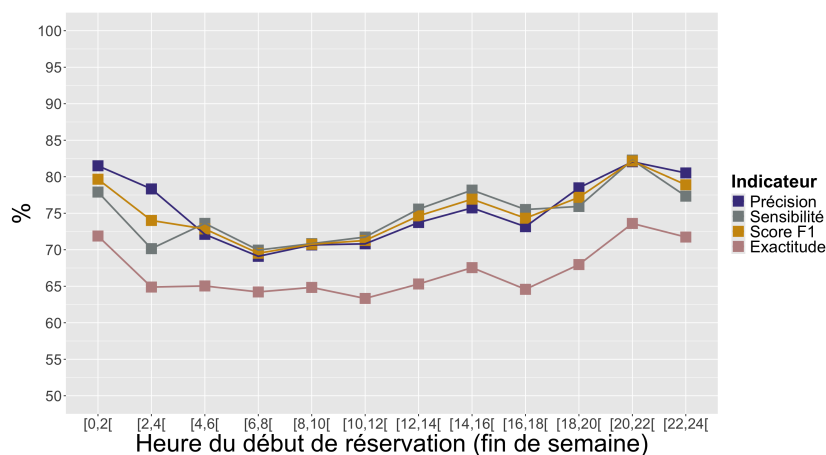


Figure 5.7 Indicateurs de performance selon l'heure du début de réservation en fin de semaine dans l'arbre de décision

5.3.3 Variable sur la station dans l'arbre de décision

Saint-Bruno de Montarville possède les valeurs les plus faibles d'exactitude à 59,42% et de score F1 à 69,57%. Brossard et Montréal-Nord lui talonnent avec une exactitude de 65,79% et de 73,83% ainsi qu'un score de 66,07% et de 74,24%. Ces trois territoires se trouvent à la banlieue ou en périphérie de l'île démontrant des hauts taux d'annulations. Anjou enregistre les valeurs les plus hautes avec 79,39% d'exactitude et 87,41% de score F1, suivi de près par Côte-Saint-Luc à 76,83% et à 86,33% avec Saint-Laurent à 76,78% et à 85,40%.

5.3.4 Variables sur l'abonné dans l'arbre de décision

Le Tableau 5.4 indique que le groupe d'âge des 16 à 29 est plus facile à prédire selon l'exactitude de 70,77% et le score F1 de 80,08% plus élevés que les 60 ans et plus, qui ont les indicateurs les plus bas à 68,85% et 78,39%. La prévisibilité du modèle change en fonction des groupes d'âge extrêmes. Les valeurs des indicateurs des 30 à 39 ans et des aînés sont rapprochées. Celles des 50 à 59 ans et du plus jeune groupe se ressemblent.

Tableau 5.4 Indicateurs de performance selon le groupe d'âge dans l'arbre de décision

Groupe d'âge	Exactitude (%)	Précision (%)	Sensibilité (%)	Score F1 (%)
16 à 29	70,77	80,17	80,00	80,08
30 à 39	68,97	78,61	78,23	78,42
40 à 49	69,84	79,25	79,27	79,26
50 à 59	70,00	79,01	79,76	79,38
60 et plus	68,85	78,49	78,30	78,39

L'ensemble des indicateurs des hommes, indiqués dans le Tableau 5.5, sont supérieurs à ceux des femmes. Il s'avère plus aisé de prédire le comportement des hommes d'au moins 4%, avec une exactitude de 71,48% comparée à 67,68% et un score F1 de 81,06% contre 76,74%. La section 4.3.1 indique que les femmes annulent plus que les hommes, témoignant de nouveau que les modalités de variables qui enregistrent plus d'annulations rencontrent des valeurs d'exactitude et de score F1 moindres.

Tableau 5.5 Indicateurs de performance selon le genre dans l'arbre de décision

Genre	Exactitude (%)	Précision (%)	Sensibilité (%)	Score F1 (%)
Femme	67,68	76,71	76,77	76,74
Homme	71,48	81,15	80,97	81,06

5.4 Forêt d'arbres décisionnels

Combinant plusieurs arbres de décision en 30 minutes, une forêt aléatoire est un modèle plus complexe offrant plus de robustesse et de stabilité. En intégrant les mêmes variables que l'arbre décisionnel, ses indicateurs de performance, présentés dans la Figure 5.8, montrent de meilleurs résultats. L'exactitude dépasse celle de l'arbre de décision de presque 10% et le score F1, d'environ 5%. Une observation similaire se reproduit lors de l'analyse de chaque variable montrée dans cette section ci-dessous.

		Référence		
		+	-	
Prédiction	+	82 113	18 336	<i>Précision</i> = 81,75%
	-	10 314	16 614	
		<i>Sensibilité</i> = 88,84%		<i>Score F1</i> = 85,15%
				<i>Exactitude</i> = 77,51%

Figure 5.8 Matrice de confusion de la forêt aléatoire

Adaptée avec permission de « Confusion matrix and evaluation metrics » par J. Jeppesen et al., 2019, 10.1016/j.rse.2019.03.039. Licence CC.

5.4.1 Variables d'usage d'ABS par client dans la forêt d'arbres décisionnels

Les courbes d'exactitude et de score F1 de la Figure 5.9 basées sur la fréquence d'annulation des membres se comportent comme l'arbre décisionnel. L'exactitude et le score F1 les plus élevés, soit 97,74% et 98,86%, sont associés aux usagers qui annulent moins que 7,4%. L'exactitude la plus basse, à 62,56%, se trouve dans l'intervalle de fréquence d'annulation de 47,5% à 61,6%. Les utilisateurs annulant plus de 81,5% ont la deuxième exactitude la plus haute à 90,88%, mais le score F1 le plus faible à 19,88%, établissant de nouveau que le modèle est plus adapté à des fréquences d'annulation faibles.

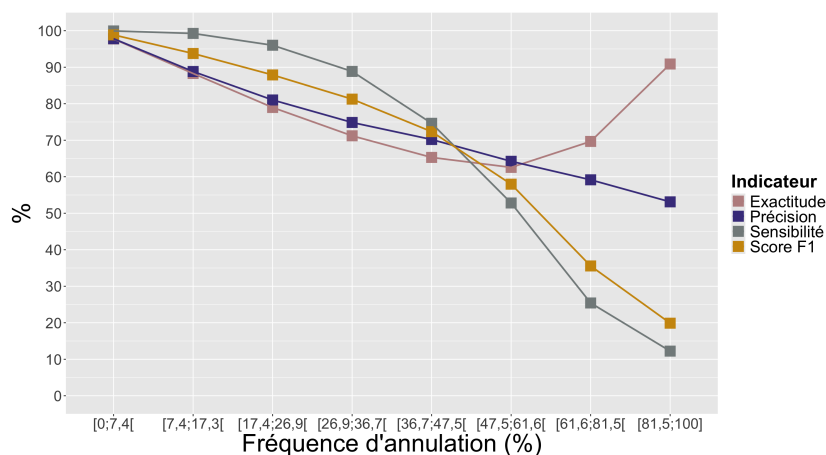


Figure 5.9 Indicateurs de performance selon le nombre de réservations réellement annulées dans la forêt aléatoire

Comme l'arbre de décision, la forêt d'arbres de décision réussit à prédire toutes les réservations uniques. Les indicateurs des réservations quotidiennes du Tableau 5.6 se sont améliorés d'au moins 11,5% comparé aux résultats du Tableau 5.2 de l'arbre décisionnel. Ceux des usagers réservant chaque mois, puis chaque semaine sont les plus basses.

Tableau 5.6 Indicateurs de performance selon le nombre total de réservations dans la forêt aléatoire

Fréquence de réservation	Exactitude (%)	Précision (%)	Sensibilité (%)	Score F1 (%)
1/année	100	100	100	100
<1/mois	79,48	85,45	87,32	86,37
1+/mois	76,74	81,24	88,68	84,80
1+/semaine	77,08	80,55	89,38	84,74
1+/jour	81,17	82,66	88,66	85,55

5.4.2 Variables sur la réservation dans la forêt d'arbres décisionnels

Les valeurs des indicateurs de la Figure 5.10 diminuent avec l'augmentation des délais. Similairement à l'arbre de décision, les réservations avec des délais inférieurs à 1,5 jour démontrent l'exactitude et le score F1 les plus élevés à 99,99%. Les indicateurs les plus bas de 67,91% et de 72,36% sont associés aux délais les plus longs.

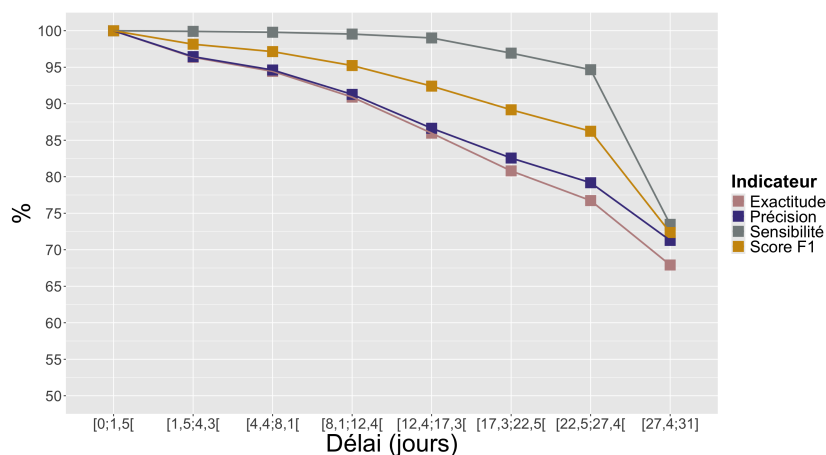


Figure 5.10 Indicateurs de performance selon le délai dans la forêt aléatoire

Les points extrêmes des indicateurs dans la Figure 5.11 sont presque tous associés aux mêmes intervalles de durée que dans l'arbre de décision. La durée de [0;0,3[jour montre la plus haute valeur de score F1 à 87,50%. L'exactitude la plus basse à 70,08% se trouve à [1,2;2,8[jours. La plus haute exactitude à 82,93% et le plus faible score F1 de se trouve à 55,74% entre [25,1;56,4[jours. Se situant au plus bas de la courbe, la sensibilité intégrée dans le score F1 dévoile un nombre important de faux négatifs, c'est-à-dire des réservations prédites comme annulées alors qu'elles sont honorées.

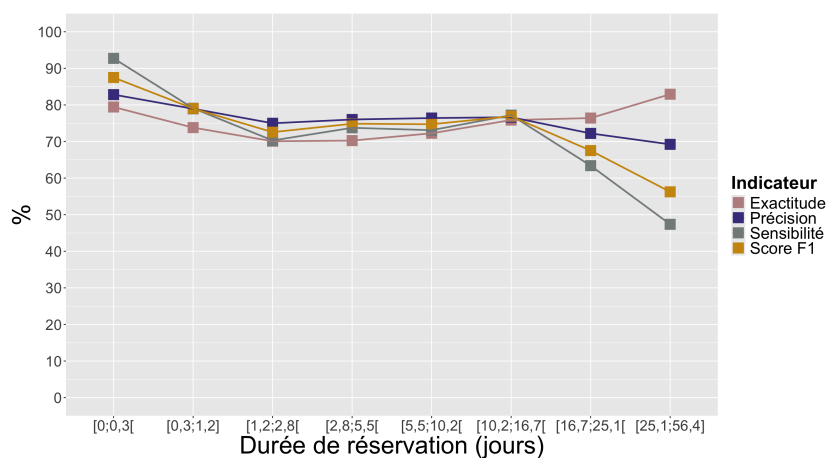


Figure 5.11 Indicateurs de performance selon la durée de réservation dans la forêt aléatoire

Dans la Figure 5.12, le mois de juillet démontre une exactitude de 74,25% et un score F1 de 81,54%. Août et décembre exhibent des indicateurs pareillement bas. Mars, mai et surtout avril à 78,87% d'exactitude et à 86,65% de score F1, sont les mois qui ont un taux élevé de réservations

bien prédites. Similairement aux conclusions de l'arbre décisionnel, les réservations du printemps sont mieux prédites que les mois achalandés.

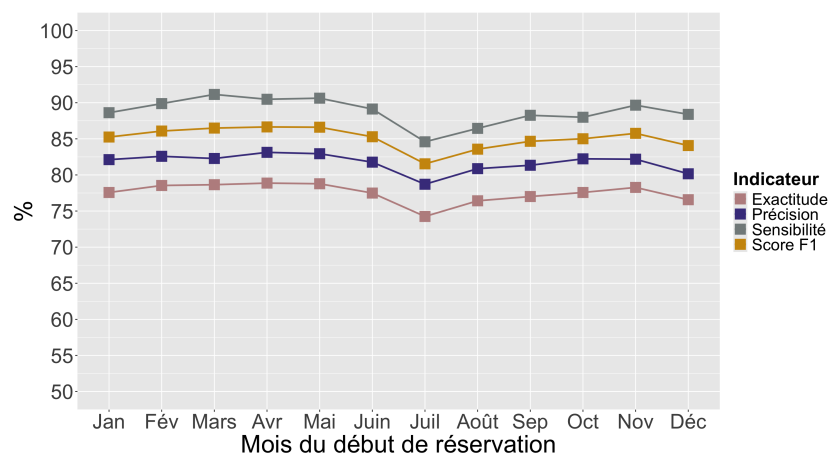


Figure 5.12 Indicateurs de performance selon le mois dans la forêt aléatoire

Les mêmes tendances des jours de semaine de l'arbre de décision se répètent dans le Tableau 5.7 de la forêt d'arbres de décision avec l'exactitude et le score F1 les plus élevés le mardi à 81,50% et à 88,91%, et les plus faibles le samedi à 73,34% et à 80,08%. Plus les jours s'éloignent de mardi, plus les valeurs diminuent.

Tableau 5.7 Indicateurs de performance selon le jour de semaine dans la forêt aléatoire

Jour de semaine	Exactitude (%)	Précision (%)	Sensibilité (%)	Score F1 (%)
Dimanche	73,67	77,87	82,73	80,23
Lundi	79,95	83,70	91,78	87,55
Mardi	81,50	84,98	93,23	88,91
Mercredi	80,74	84,37	92,72	88,35
Jeudi	80,00	83,43	92,38	87,68
Vendredi	75,84	80,32	87,13	83,59
Samedi	73,34	77,77	82,53	80,08

La Figure 5.13 présente les indicateurs selon les heures de la journée en semaine de la forêt d'arbres de décision. L'exactitude et le score F1 sont les moins élevés aux heures de [16,18[à 77,48% et à 85,85%. Les indicateurs des heures de [8,10[et de [10,12[sont aussi bas. Les meilleures performances en termes d'exactitude à 85,90% et de score F1 à 90,75% se trouvent très tôt le jour

à $[2,4[$, puis très tard le soir à $[22,24[$. Bien que les intervalles d'heures ne sont pas tous identiques à ceux de l'arbre de décision, les périodes du jour sont les mêmes aux valeurs extrêmes.

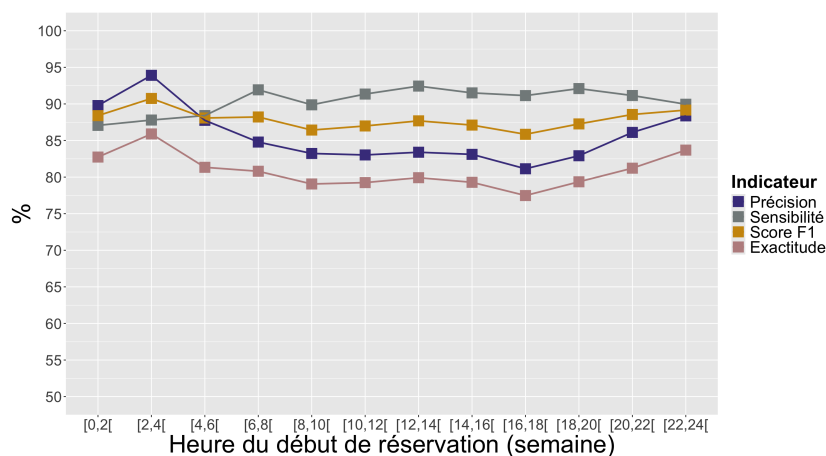


Figure 5.13 Indicateurs de performance selon l'heure du début de réservation en semaine dans la forêt aléatoire

En fin de semaine, la Figure 5.14 montre les plus basses valeurs d'exactitude à 70,21% aux heures de $[2,4[$ et de score F1 à 75,17% entre $[6,8[$. Les indicateurs des heures de $[18,20[$, de $[22,24[$ et particulièrement de $[20,22[$ avec 78,48% d'exactitude et 85,64% de score F1 indique des prédictions plus justes que les autres heures. Comme l'arbre décisionnel, le matin rencontre des indicateurs moindres que celles du soir.

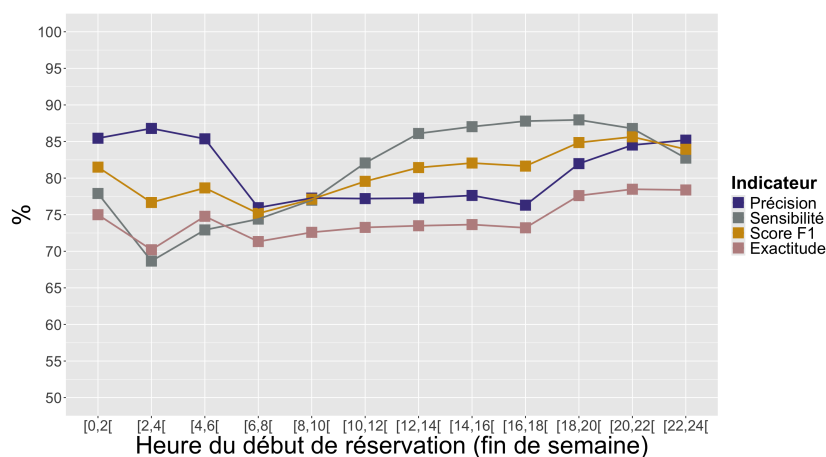


Figure 5.14 Indicateurs de performance selon l'heure du début de réservation en fin de semaine dans la forêt aléatoire

5.4.3 Variable sur la station dans la forêt d'arbres décisionnels

Brossard enregistre les valeurs les plus faibles d'exactitude et de score F1 à 68,42% et à 73,13% alors qu'il était en deuxième position dans la section 5.3.3. Boucherville (à 71,93% et à 79,49%), Saint-Bruno de Montarville (à 73,91% d'exactitude et 80,00% de score F1) et Montréal-Ouest (73,49% d'exactitude et 83,08% de score F1) le talonnent. Anjou occupe de nouveau la première place avec une exactitude de 90,30% et un score F1 de 93,89%. Au sud de l'île de Montréal, LaSalle à 83,47% et à 89,63% ainsi que Saint-Lambert à 83,05% et à 89,13%, s'en approchent.

5.4.4 Variables sur l'abonné dans la forêt d'arbres décisionnels

Montrés dans le Tableau 5.8, l'exactitude de 78,13% et le score F1 de 85,58% des 50 à 59 ans ainsi que des 40 à 49 ans surpassent ceux des 16 à 29 ans, le groupe le mieux prédit dans l'arbre de décision. Les 30 à 39 ans, suivis des 60 ans et plus, se trouvent comme le groupe avec les plus bas indicateurs de 76,65% d'exactitude et 84,48% de score F1.

Tableau 5.8 Indicateurs de performance selon le groupe d'âge dans la forêt aléatoire

Groupe d'âge	Exactitude (%)	Précision (%)	Sensibilité (%)	Score F1 (%)
16 à 29	77,87	82,82	88,16	85,41
30 à 39	76,65	81,08	88,17	84,48
40 à 49	77,94	81,66	89,83	85,55
50 à 59	78,13	81,88	89,63	85,58
60 et plus	77,56	81,74	88,72	85,09

Les écarts entre les valeurs d'exactitude et de score F1 du Tableau 5.9 sont similaires à l'arbre décisionnel. La même tendance se maintient également : les réservations des femmes restent plus difficiles à prédire que celles des hommes.

Tableau 5.9 Indicateurs de performance selon le genre dans la forêt aléatoire

Genre	Exactitude (%)	Précision (%)	Sensibilité (%)	Score F1 (%)
Femme	75,67	80,09	86,46	83,15
Homme	79,17	83,11	90,82	86,79

Ce chapitre présente les indicateurs de performance d'un arbre de décision selon le type de variable, en particulier l'exactitude et le score F1. L'usage de l'ABS ressort avec une influence plus

importante que les variables sur les réservations, les stations et les clients. Toutes ces différentes variables sont appliquées à l'arbre décisionnel puis à la forêt aléatoire. La matrice de décision du dernier algorithme montre une meilleure performance que celle du premier. Certaines modalités des variables se démarquent dans l'analyse des deux méthodes. En plus de rencontrer un haut taux d'annulations à un délai supérieur à 27,4 jours, à une durée de plus de 25,1 jours, à une date de début de réservation au mois de juillet ou en fin de semaine et à une réservation faite par une femme, elles montrent des indicateurs de performance plus bas signifiant que la prévision est plus difficile. À l'inverse, un délai inférieur à 1,5 jour, une durée de moins de 7,9 heures, une date de début de réservation au printemps ou un jour de semaine et une réservation faite par homme affichent une exactitude et un score F1 élevés.

CHAPITRE 6 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

6.1 Contribution

Cette recherche propose une méthodologie et des modèles de prédiction comme outils d'aide à la décision pour Communauto. Ces derniers enrichissent la compréhension des comportements de réservation dans le domaine de l'autopartage en tenant compte des variables temporelles, spatiales et démographiques provenant des données de l'entreprise ainsi que des gouvernements. Deux modèles ont été explorés pour mettre en évidence certaines observations : l'arbre décisionnel comparé à un modèle plus complexe, la forêt d'arbres de décision. Mobilisant des outils statistiques et géomatiques dans le but de dégager des tendances significatives, une combinaison d'analyses descriptives et prédictives est proposée. Enfin, les résultats dévoilent des pistes de réflexion pour optimiser la gestion du service, notamment en catégorisant des profils d'utilisateurs, en anticipant les annulations, ou en adaptant l'offre selon les périodes et les stations.

6.2 Limitations

Cette recherche présente certaines limites qu'il convient de reconnaître. En cas de changement majeur de politiques d'annulation, cette analyse ne reflète plus la nouvelle réalité. Puisque les comportements de mobilité varient selon le contexte culturel et urbain, les résultats s'appliquent uniquement au territoire étudié dans des conditions stables. Les tendances dégagées peuvent ne pas correspondre à des situations exceptionnelles, telles que la grève Société de transport de Montréal à l'été 2025, qui a temporairement restreint l'accès au métro et aux autobus poussant les usagers à se tourner vers des solutions alternatives comme l'autopartage. Les adresses postales ne semblaient pas être validées à la création du profil causant l'impossibilité à associer certains abonnés à des quartiers, ce qui n'est pas le cas sur le site web actuel. De plus, des erreurs du système ont été observées dans les données, notamment la présence de délais et de durées négatives, ou le genre, l'âge et le forfait manquants de quelques clients, qui suggèrent des incohérences dans l'enregistrement des réservations. Ces anomalies nécessitent un filtrage impliquant la perte d'une partie des informations.

Par ailleurs, l'analyse aurait pu être approfondie si certains renseignements, inexistant dans les bases de données de Communauto, avaient été disponibles pour expliquer les actions des membres. Intégrer des variables sociodémographiques des usagers pourrait valider de manière plus

rigoureuse des hypothèses, par exemple, le revenu annuel, surtout provenant de l'ouest de l'île. L'ajout des raisons de mobilité permettrait une connaissance des motivations psychologiques derrière l'inscription d'une réservation et les annulations. Ces dernières peuvent résulter d'un déplacement envisagé qui n'est finalement plus nécessaire ou du recours à d'autres modes de transport, tels que le transport en commun, le vélopartage, l'autopartage pair-à-pair, le covoiturage ou la voiture personnelle. Finalement, des méthodes de prédiction alternatives à l'arbre de décision et à la forêt d'arbres décisionnels, que ce soit de l'apprentissage automatique, de l'apprentissage profond ou d'autres techniques, pourraient être appliquées pour mieux comprendre leurs décisions quant à leurs réservations.

6.3 Perspectives

L'analyse menée dans cette recherche repose exclusivement sur les données de l'année 2022, soit deux ans après la pandémie de COVID-19. Celle-ci a modifié les habitudes de mobilité à long terme. Il serait pertinent d'étudier l'évolution des comportements de réservation à travers les dernières années afin de mieux cerner les tendances. Toutefois, le début de l'état d'urgence déclaré du 13 mars 2020 au 1^{er} juin 2022 (Cabinet du ministre de la Santé, 2022; Normandin, 2022), imposant les mesures sanitaires y compris, des confinements et des couvre-feux, doit être mis de côté. Par ailleurs, l'année 2022 instaure des politiques d'annulation plus strictes durant les vacances de Noël, ce qui pourrait influencer les décisions de réservation (Ouellette-Vézina, 2022). L'analyse des comportements avant et après la mise en place de ces règles, ainsi que des réservations pendant les jours fériés permettrait une meilleure compréhension de leurs effets sur l'engagement des utilisateurs.

La croissance constante de Communauto a mené à l'expansion vers de nouvelles zones, l'ajout de véhicules et de stations, de même que l'introduction d'un concept hybride mélangeant le LS et l'ABS appelé stations-zones (Communauto, 2023, s. d.-c). Ces nouveautés amènent des opportunités d'examiner comment l'accessibilité et la flexibilité accrues influencent les préférences de services et les habitudes de réservation. Il serait aussi intéressant de reproduire cette étude avec les données des 23 autres régions desservies par Communauto pour comparer Montréal avec différentes villes canadiennes, partant des provinces de l'Alberta jusqu'à la Nouvelle-Écosse. L'inclusion de l'Île-de-France, le seul territoire en dehors de l'Amérique du Nord, exposerait une perspective de la réalité européenne.

Depuis 2018, Communauto détient une position de monopole dans le secteur de l'autopartage dans la RMM. L'arrivée de Léo en mai 2025 pourrait venir influencer les dynamiques en place (Agence de mobilité durable de Montréal, 2025). Ce service exclusivement en LS est implanté dans des arrondissements où Communauto est déjà présent. L'introduction de ce nouvel acteur constitue une occasion d'analyser les conséquences d'une concurrence directe dans un marché jusqu'ici dominé par un seul fournisseur (Enz et al., 2009). L'autopartage complète les transports collectifs dans des zones moins desservies en proposant un service plus flexible. Considérant que les réseaux de transport se développent continuellement, étudier l'impact de la diversification de l'offre par les autres modes de transport est intéressant d'autant plus que la complétion de la construction du projet d'envergure du Réseau express métropolitain (REM) est planifiée d'ici 2027 (REM, s. d.).

Enfin, les automobiles utilisées par Communauto sont électrique, hybride ou à essence. Cette diversité reflète une transition progressive vers des moyens de transport plus durables. Dans cette optique d'innovation, l'intégration future de voitures autonomes chez Communauto pourrait un jour devenir réalité. Cette technologie encore en phase expérimentale commence à être testée au Québec (Gouvernement du Québec, 2025). Son déploiement semble peu probable à court terme compte tenu du climat marqué par des hivers rigoureux. Malgré cela, l'automatisation des véhicules pourrait redéfinir les modèles d'affaires de l'autopartage et les besoins des usagers.

6.4 Recommandations

Un large horizon de réservation peut causer des obstacles puisque plus la réservation est faite en avance, plus la probabilité qu'elle soit annulée augmente (section 4.4.2). Une étude sur l'hôtellerie suggère une solution envisageable, mais complexe pour les services d'autopartage (Antonio et al., 2019). Elle recommande d'appliquer des politiques moins restrictives aux clients dont l'anticipation à des annulations est moindre, et plus contraignantes à ceux dont la possibilité d'annulation est plus élevée. Bien que cela réduirait le nombre d'annulations et permet une meilleure estimation de l'offre et de la demande, les utilisateurs qui annulent souvent ou qui réservent davantage risquent de se détourner du service en raison de la réduction de la flexibilité. Le choix d'un seuil d'annulations et un suivi rigoureux des transactions de chaque client ajoute un niveau de complexité.

Afin de réduire les risques d'oubli ou d'annulation de dernière minute, l'envoi d'un rappel peut notifier l'utilisateur de l'approche de la date de début prévu (Teo et al., 2021), que ce soit par courriel,

par messagerie texte ou par intégration dans un calendrier électronique comme *Google Calendar*. Le choix de la méthode de rappel et de la manière de générer automatiquement un texte à envoyer ou un lien ICS devront être déterminés selon les ressources à leur disposition.

Une possibilité différente serait de présenter une certaine flexibilité associée à chaque abonnement à la manière de la vente des billets de transport aérien. Le forfait le moins dispendieux propose un délai de réservation ou un nombre de modifications par réservation limité. Un tarif changeant selon le créneau horaire peut également être exploré pour mieux répartir la demande. L'instauration de politiques d'annulation, telles que celles déjà adoptées lors des Fêtes, est une autre solution en appliquant à des périodes rencontrant plus de réservations ou d'annulations comme l'été ou la fin de semaine. Dans la même optique, une liste d'attente pourrait être mise en place spécifiquement pour ces périodes. Ces suggestions amènent une révision du système de réservation déjà établi et des changements abrupts qui pourraient déstabiliser la clientèle existante. Elles nécessitent un plan de déploiement incluant la notification des abonnés avant leur mise en œuvre.

Si les réservations d'une station très demandée ne sont pas annulées, des véhicules FLEX pourraient être transférés proche d'elle. Puisque ce suivi assidu de toutes les voitures complique les tâches quotidiennes des employés, la conception d'un logiciel étudiant les réservations pour suggérer les déplacements optimaux pourrait être envisagé. Elle exigera une équipe qualifiée dédiée à sa création et sa maintenance.

Étant un modèle plus performant comparé à l'arbre de décision, la forêt d'arbres de décision pourrait être employée quotidiennement pour préparer la flotte des prochains jours. Il va de soi que la recherche d'une méthode optimale pourrait substituer la forêt aléatoire. Dans ce mémoire, cette dernière considère uniquement les réservations honorées et les vraies annulations, mais une incorporation des fausses annulations serait possible. Par exemple, la date d'inscription de la fausse annulation pourrait remplacer la date d'inscription de la réservation honorée dans le calcul du délai de la réservation honorée. L'ajout de la météorologie dans la prédiction des réservations de la semaine à venir pourrait aussi être pertinent selon la revue de littérature (Brahimi et al., 2022; Cocca et al., 2020; C. Wang et al., 2021). L'application journalière du modèle de prévision entraîne une allocation de ressources humaines à cette tâche. Il incombera à l'employé responsable d'améliorer ce modèle selon l'évolution des besoins de Communauto.

Un manque de flexibilité temporelle pourrait décourager les membres actuels et potentiels. L'équilibre entre la souplesse du service et la planification de la flotte est donc essentiel à définir. Il appartient à Communauto de déterminer les aspects à prioriser selon les enjeux et leurs objectifs visant à répondre aux besoins immédiats et à assurer la pérennité de l'autopartage dans la RMM.

RÉFÉRENCES

- Agence de mobilité durable de Montréal. (8 mai 2025). *Leo, une nouvelle option d'autopartage à Montréal*. <https://www.agencemobilitedurable.ca/fr/actualites/communiqués-presse/leo-une-nouvelle-option-d'autopartage-a-montreal>
- Almotiri, S., Alosaimi, N., & Abdullah, B. (2021). Using API with Logistic Regression Model to Predict Hotel Reservation Cancellation by Detecting the Cancellation Factors. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 12(6). 10.14569/IJACSA.2021.0120688
- Antonio, N., de Almeida, A., & Nunes, L. (2019). Big Data in Hotel Revenue Management: Exploring Cancellation Drivers to Gain Insights Into Booking Cancellation Behavior. *Cornell Hospitality Quarterly*, 60(4), 298-319. 10.1177/1938965519851466
- Autorité régionale de transport métropolitain [ARTM]. (18 mai 2022). Navettes fluviales : L'ARTM annonce le début de la saison 2022. *Autorité régionale de transport métropolitain | ARTM*. <https://www.artm.quebec/navettes-fluviales-debut-de-la-saison-2022/>
- Autorité régionale de transport métropolitain [ARTM]. (s. d.). ARTM – Mission. *Autorité régionale de transport métropolitain | ARTM*. <https://www.artm.quebec/a-propos-de-l-artm/mission/>
- Becker, H., Ciari, F., & Axhausen, K. W. (2015). Comparing Car-Sharing Schemes in Switzerland: User Groups and Usage Patterns.
- Bi, J., Zhi, R., Xie, D.-F., Zhao, X.-M., & Zhang, J. (2020). Capturing the Characteristics of Car-Sharing Users: Data-Driven Analysis and Prediction Based on Classification. *Journal of Advanced Transportation*, 2020(1), 4680959. 10.1155/2020/4680959
- BIXI. (s. d.). *Locate bikes and docks | BIXI*. <https://secure.bixi.com/map>

- Brahimi, N., Zhang, H., Dai, L., & Zhang, J. (2022). Modelling on Car-Sharing Serial Prediction Based on Machine Learning and Deep Learning. *Complexity*, 2022(1), 8843000. 10.1155/2022/8843000
- Burkhardt, J. E., & Millard-Ball, A. (2006). Who is Attracted to Carsharing? *Transportation Research Record*, 1986(1), 98-105. 10.1177/0361198106198600113
- Cabinet du ministre de la Santé. (1 juin 2022). *Pandémie de la COVID-19 - Fin de l'urgence sanitaire*. Gouvernement du Québec. <https://www.quebec.ca/nouvelles/actualites/details/pandemie-de-la-covid-19-fin-de-lurgence-sanitaire-40896>
- Camille Jo, N. (29 mars 2024). *Démystifier la matrice de confusion en IA*. Innovatiana. <https://www.innovatiana.com/fr/post/understand-confusion-matrix-in-ai>
- Carsharing Association [CSA]. (s. d.-a). member. *Carsharing Association*. <https://carsharing.org/members-2/>
- Carsharing Association [CSA]. (s. d.-b). What is carsharing? *Carsharing Association*. <https://carsharing.org/what-is-car-sharing/>
- Carsharing Association [CSA]. (s. d.-c). Why Carsharing? *Carsharing Association*. <https://carsharing.org/why-carsharing/>
- CBC News. (18 décembre 2019). *Car2Go to shut down in Montreal — and across North America* | CBC News. <https://www.cbc.ca/news/canada/montreal/car2go-montreal-north-america-1.5401130>
- Celsor, C., & Millard-Ball, A. (2007). Where Does Carsharing Work?: Using Geographic Information Systems to Assess Market Potential. *Transportation Research Record*, 1992(1), 61-69. 10.3141/1992-08

- Chen, C.-M., Tsai, Y.-C., & Chiu, H.-H. (2017). The decision-making process of and the decisive factors in accommodation choice. *Current Issues in Tourism*, 20(2), 111-119. 10.1080/13683500.2015.1087476
- Chen, M. (25 novembre 2024). *Qu'est-ce que le machine learning?* Oracle. <https://www.oracle.com/ca-fr/artificial-intelligence/machine-learning/what-is-machine-learning/>
- Cocca, M., Teixeira, D., Vassio, L., Mellia, M., Almeida, J. M., & Couto da Silva, A. P. (2020). On Car-Sharing Usage Prediction with Open Socio-Demographic Data. *Electronics*, 9(1), 72. 10.3390/electronics9010072
- Communauto. (12 mai 2023). Communauto et la Ville de Montréal accélèrent le déploiement de l'offre d'autopartage. *Communauto Québec*. <https://communauto.com/communauto-et-ville-montreal-accelerent-deploiement-offre-autopartage/>
- Communauto. (s. d.-a). À propos de nous. *Communauto Québec*. <https://communauto.com/a-propos/>
- Communauto. (s. d.-b). Comment faire pour « Libérer » un véhicule que j'ai terminé d'utiliser plus tôt que prévu? *Communauto FAQ*. <https://faq.communauto.com/ht-faq/new-faq-question-28/>
- Communauto. (s. d.-c). Comment fonctionne une « station-zone »? *Communauto FAQ*. <https://faq.communauto.com/ht-faq/new-faq-question-38/>
- Communauto. (s. d.-d). DUO. *Communauto Montréal*. <https://montreal.communauto.com/duo-auto-bus/>
- Communauto. (s. d.-e). Est-ce qu'il y a des pénalités quand on annule une réservation? *Communauto FAQ*. <https://faq.communauto.com/ht-faq/new-faq-question-36/>
- Communauto. (s. d.-f). Fonctionnement. *Communauto Montréal*. <https://montreal.communauto.com/fonctionnement/>

- Communauto. (s. d.-g). Tarifs. *Communauto Montréal*. <https://montreal.communauto.com/tarifs/>
- Concas, S., Barbeau, S. J., Winters, P. L., Georggi, N. L., & Bond, J. (2023). Using Mobile Apps to Measure Spatial Travel-Behavior Changes of Carsharing Users. *Transportation Research Board 92nd Annual Meeting* *Transportation Research Board*. https://www.academia.edu/110075300/Using_Mobile_Apps_to_Measure_Spatial_Travel_Behavior_Changes_of_Carsharing_Users
- Corriveau, J. (16 avril 2025). *Leo autopartage veut s'implanter à Montréal à partir de mai 2025 | Le Devoir*. <https://www.ledevoir.com/societe/transports-urbanisme/868306/nouveau-joueur-autopartage-veut-implanter-montreal>
- Denis, C. (30 octobre 2024). Enquête métropolitaine 2023 Perspectives mobilité : l'ARTM dévoile les nouvelles tendances de déplacement. *Autorité régionale de transport métropolitain | ARTM*. <https://www.artm.quebec/enquete-metropolitaine-2023-perspectives-mobilite-lartm-devoile-les-nouvelles-tendances-de-deplacement/>
- Dijon, A., & Guerreiro, F. (2021). *Classement des valeurs numériques et discrétisation [2 - Analyses thématiques]*. https://data.sigea.educagri.fr/download/sigea/supports/QGIS/distance/perfectionnement/M02_Analyses_Thematiques/co/20_N2_Mode_intervalle.html
- Enz, C. A., Canina, L., & Lomanno, M. (2009). Competitive Pricing Decisions in Uncertain Times. *Cornell Hospitality Quarterly*, 50(3), 325-341. 10.1177/1938965509338550
- Exo. (s. d.). <https://exo.quebec/fr>
- Falk, M., & Vieru, M. (2018). Modelling the cancellation behaviour of hotel guests. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 30(10), 3100-3116. 10.1108/IJCHM-08-2017-0509
- Gaurrand-Paradot, M., & Monet, N. (14 mai 2023). Voici les quartiers les plus friands de Communauto. *Journal Métro*. <https://journalmetro.com/societe/mobilite/3074184/voici-les-quartiers-les-plus-friands-de-communauto/>

- Gholamy, A., Kreinovich, V., & Kosheleva, O. (2018). Why 70/30 or 80/20 Relation Between Training and Testing Sets: A Pedagogical Explanation. *Departmental Technical Reports (CS)*. https://scholarworks.utep.edu/cs_techrep/1209
- Gouvernement du Québec. (16 juin 2025). *Projets d'expérimentation de véhicules autonomes*. Gouvernement du Québec. <https://www.quebec.ca/transports/circulation-securite-routiere/regles-conseils-mode-transport/vehicule-autonome/projets-experimentation>
- Hothorn, T., Hornik, K., Strobl, C., & Zeileis, A. (2025). party: A Laboratory for Recursive Partytioning.
- Hu, S., Lin, H., Xie, K., Chen, X., & Shi, H. (novembre 2018). *Modeling users' vehicles selection behavior in the urban carsharing program*. 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC) (p. 1546-1551). 10.1109/ITSC.2018.8569386
- IBM. (15 octobre 2021). *Qu'est-ce que le surajustement ?* IBM. <https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/overfitting>
- IBM. (s. d.). *Qu'est-ce qu'un arbre de décision ?* IBM. <https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/decision-trees>
- Jeangagnon. (11 décembre 2008). *Carte de la Communauté Métropolitaine de Montréal : Couronne nord, Laval, Montréal, Longueuil, Couronne sud*. Own work à partir de UCM.png. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Grand_Montreal.png
- Jeppesen, J., Rune Jacobsen, Fadil Inceoglu, & Thomas Toftegaard. (2019). A cloud detection algorithm for satellite imagery based on deep learning. *ResearchGate*, 229, 247-259. 10.1016/j.rse.2019.03.039
- Kent, J. L., & Dowling, R. (2018). Commercial Car Sharing, Complaints and Coping: Does Sharing Need Willingness? *Urban Policy and Research*, 36(4), 464-475. 10.1080/08111146.2018.1486297

- Litman, T. (2000). Evaluating Carsharing Benefits. *Transportation Research Record*, 1702(1), 31-35. 10.3141/1702-04
- L'Office québécois de la langue française [OQLF]. (2020a). *covoiturage*.
<https://vitrinelinguistique.oqlf.gouv.qc.ca/fiche-gdt/fiche/8362427/covoiturage>
- L'Office québécois de la langue française [OQLF]. (2020b). *service de voiturage*.
<https://vitrinelinguistique.oqlf.gouv.qc.ca/fiche-gdt/fiche/26557598/service-de-voiturage>
- L'Office québécois de la langue française [OQLF]. (s. d.-a). *apprentissage automatique*.
<https://vitrinelinguistique.oqlf.gouv.qc.ca/fiche-gdt/fiche/8395061/apprentissage-automatique>
- L'Office québécois de la langue française [OQLF]. (s. d.-b). *apprentissage supervisé*.
<https://vitrinelinguistique.oqlf.gouv.qc.ca/fiche-gdt/fiche/26543781/apprentissage-supervise>
- Martin, E., Shaheen, S. A., & Lidicker, J. (2010). Impact of Carsharing on Household Vehicle Holdings: Results from North American Shared-Use Vehicle Survey. *Transportation Research Record*, 2143(1), 150-158. 10.3141/2143-19
- Martin, E. W., & Shaheen, S. A. (2011). Greenhouse Gas Emission Impacts of Carsharing in North America. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 12(4), 1074-1086. 10.1109/TITS.2011.2158539
- Millard-Ball, A., Murray, G., Ter Schure, J., Fox, C., & Burkhardt, J. (2005). *Car-sharing: Where and how it Succeeds*. Transportation Research Board of the National Academies.
- Murel, J., & Kavlakoglu, E. (19 janvier 2024). *Qu'est-ce qu'une matrice de confusion ?* IBM.
<https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/confusion-matrix>
- Normandin, P.-A. (13 mars 2022). Deux ans de pandémie: 10 moments forts. *La Presse*.
<https://www.lapresse.ca/actualites/covid-19/2022-03-13/deux-ans-de-pandemie/10-moments-forts.php>

OpenStreetMap. (s. d.). *Montréal, Québec*. <https://www.openstreetmap.org/>

Ouellette-Vézina, H. (19 novembre 2022). Communauto: La pénurie de véhicules perdurera au moins un an. *La Presse*. <https://www.lapresse.ca/actualites/grand-montreal/2022-11-19/communauto/la-penurie-de-vehicules-perdurera-au-moins-un-an.php>

REM. (s. d.). *Calendrier des travaux*. REM. <https://rem.info/fr/en-construction/calendrier-travaux>

Réseau de transport de l'agglomération de Longueuil [RTL]. (s. d.). *Carte interactive RTL*. <https://experience.arcgis.com/experience/50094b173c7745e6b1089a3bed015f5d>

SAP. (s. d.). *Qu'est-ce que l'IA ? | Intelligence artificielle en entreprise*. SAP. <https://www.sap.com/canada-fr/products/artificial-intelligence/what-is-artificial-intelligence.html>

Schmöller, S., Weikl, S., Müller, J., & Bogenberger, K. (2015). Empirical analysis of free-floating carsharing usage: The Munich and Berlin case. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 56, 34-51. 10.1016/j.trc.2015.03.008

Shaheen, S., Sperling, D., & Wagner, C. (2001). Carsharing in Europe and North American: Past, Present, and Future. *The University of California Transportation Center*. <https://escholarship.org/uc/item/14d994bn>

Société de transport de Laval [STL]. (s. d.). *Plan du réseau*. <https://stlaval.ca/>

Société de transport de Montréal [STM]. (s. d.). *Plans des réseaux*. Société de transport de Montréal. <https://www.stm.info/fr/infos/reseaux/plans-des-reseaux>

Statistique Canada. (16 novembre 2016). *Recensement de 2016 - Fichiers des limites*. <https://www12.statcan.gc.ca/census-recensement/2011/geo/bound-limit/bound-limit-2016-fra.cfm>

Teo, A. R., Metcalf, E. E., Strange, W., Call, A. A., Tuepker, A., Dobscha, S. K., & Kaboli, P. J. (2021). Enhancing Usability of Appointment Reminders: Qualitative Interviews of Patients

- Receiving Care in the Veterans Health Administration. *Journal of General Internal Medicine*, 36(1), 121-128. 10.1007/s11606-020-06183-5
- Thirumuruganathan, S., Jung, S., Ramirez Robillos, D., Salminen, J., & Jansen, B. J. (2021). Forecasting the nearly unforecastable: why aren't airline bookings adhering to the prediction algorithm? *Electronic Commerce Research*, 21(1), 73-100. 10.1007/s10660-021-09457-0
- Tse, T. S. M., & Poon, Y.-T. (2017). Modeling no-shows, cancellations, overbooking, and walk-ins in restaurant revenue management. *Journal of Foodservice Business Research*, 20(2), 127-145. 10.1080/15378020.2016.1198626
- van der Linden, H., Correia, G., van Oort, N., Koster, S., Legêne, M., & Kroesen, M. (2025). Driving factors behind station-based car sharing adoption: Discovering distinct user profiles through a latent class cluster analysis. *Transport Policy*, 162, 232-241. 10.1016/j.tranpol.2024.12.001
- Ville de Montréal. (s. d.-a). *Annuaire statistiques* [Web page]. Montréal en statistiques. Ville de Montréal.
https://ville.montreal.qc.ca/portal/page?_pageid=6897,68149701&_dad=portal&_schema=PORTAL
- Ville de Montréal. (s. d.-b). *Atlas de l'agglomération - Recensement de 2016* [Web page]. Montréal en statistiques. Ville de Montréal.
http://ville.montreal.qc.ca/portal/page?_pageid=6897,100925572&_dad=portal&_schema=PORTAL
- Wang, C., Bi, J., Sai, Q., & Yuan, Z. (2021). Analysis and Prediction of Carsharing Demand Based on Data Mining Methods. *Algorithms*, 14(6), 179. 10.3390/a14060179
- Wang, Y., Yan, X., Zhou, Y., Xue, Q., & Sun, L. (2017). Individuals' Acceptance to Free-Floating Electric Carsharing Mode: A Web-Based Survey in China. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14(5), 476. 10.3390/ijerph14050476

**ANNEXE A LISTE DES ARRONDISSEMENTS ET DES VILLES À
ASSOCIER AU CODE POSTAL DU DOMICILE D'UN ABONNÉ**

Outremont

LaSalle

Mont-Royal

Ville-Marie

Le Plateau-Mont-Royal

Hampstead

Le Sud-Ouest

Rivière-des-Prairies-Pointe-aux-Trembles

Lachine

Dorval

Montréal-Nord

L'Île-Bizard-Sainte-Genève

Kirkland

Dollard-des-Ormeaux

Senneville

Ahuntsic-Cartierville

Côte-Saint-Luc

Saint-Léonard

Montréal-Ouest

Pointe-Claire

L'Île-Dorval

Mercier-Hochelaga-Maisonneuve

Côte-des-Neiges-Notre-Dame-de-Grâce

Rosemont-La Petite-Patrie

Saint-Laurent

Beaconsfield

Villeray-Saint-Michel-Parc-Extension

Westmount

Montréal-Est

Anjou

Pierrefonds-Roxboro

Sainte-Anne-de-Bellevue

Verdun

Baie-d'Urfé

Boucherville

Saint-Bruno de Montarville

Longueuil

Brossard

Saint-Lambert

Laval

ANNEXE B LISTE DES ARRONDISSEMENTS ET DES VILLES À ASSOCIER AUX COORDONNÉES GÉOGRAPHIQUES D'UNE STATION

Outremont

LaSalle

Mont-Royal

Ville-Marie

Le Plateau-Mont-Royal

Le Sud-Ouest

Rivière-des-Prairies-Pointe-aux-Trembles

Lachine

Montréal-Nord

Ahuntsic-Cartierville

Côte-Saint-Luc

Saint-Léonard

Montréal-Ouest

Mercier-Hochelaga-Maisonneuve

Côte-des-Neiges-Notre-Dame-de-Grâce

Rosemont-La Petite-Patrie

Saint-Laurent

Villeray-Saint-Michel-Parc-Extension

Westmount

Anjou

Verdun

Boucherville

Saint-Bruno de Montarville

Longueuil

Brossard

Saint-Lambert

Laval

ANNEXE C APERÇU DE L'ARBRE DE DÉCISION FINAL

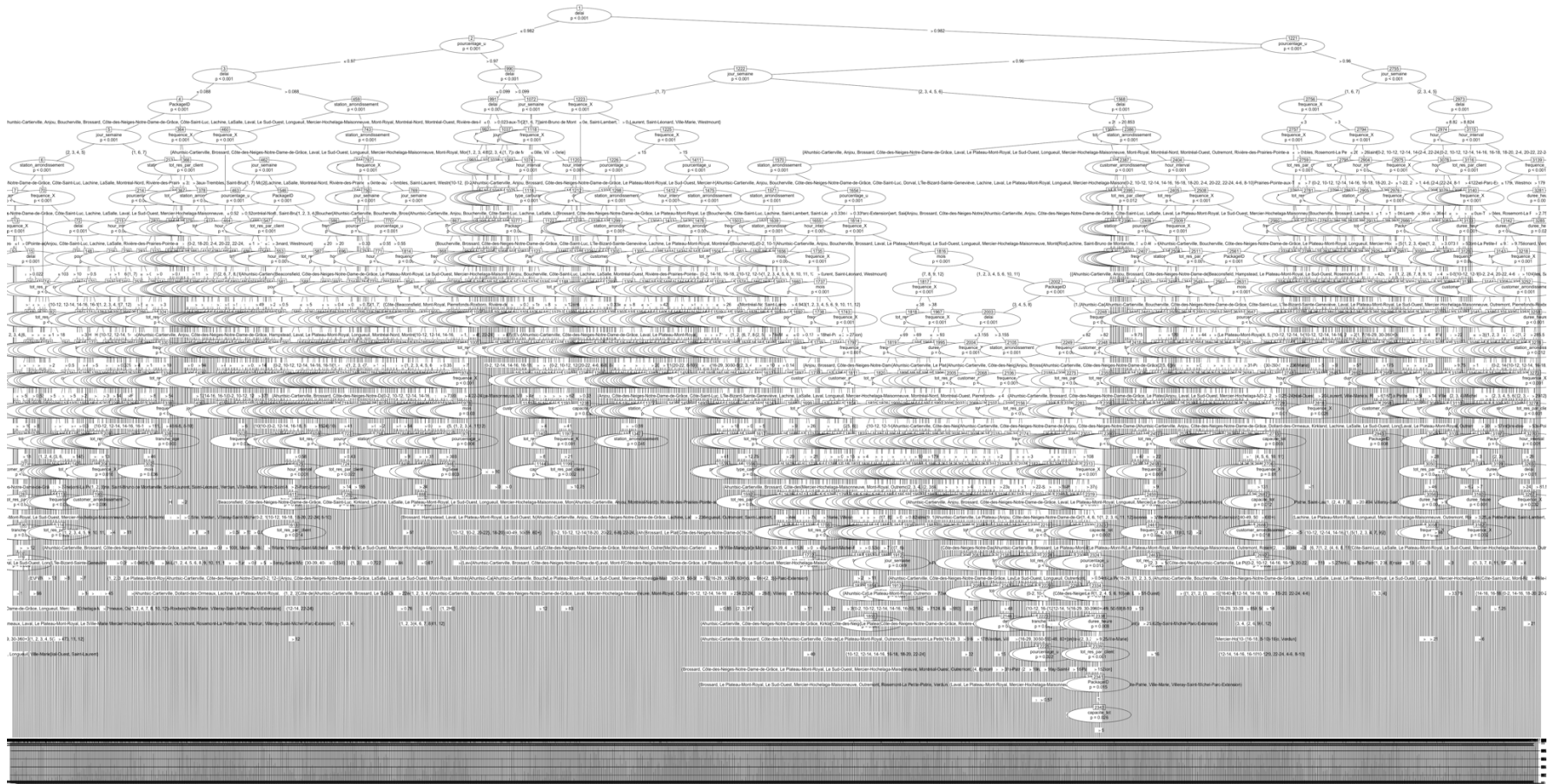


Figure C.1 Aperçu de l'arbre de décision final