

Mobilité et genre dans l'autopartage montréalais

**Cécile Kéraudren
Geneviève Boisjoly
Martin Trépanier**

Octobre 2023

Bureau de Montréal

Université de Montréal
C.P. 6128, succ. Centre-Ville
Montréal (Québec) H3C 3J7
Tél : 1-514-343-7575
Télécopie : 1-514-343-7121

Bureau de Québec

Université Laval,
2325, rue de la Terrasse
Pavillon Palais-Prince, local 2415
Québec (Québec) G1V 0A6
Tél : 1-418-656-2073
Télécopie : 1-418-656-2624

Mobilité et genre dans l'autopartage montréalais

Cécile Kéraudren^{1,2}, Geneviève Boisjoly^{1,3}, Martin Trépanier^{1,4,*}

¹ Centre interuniversitaire de recherche sur les réseaux d'entreprise, la logistique et le transport

² Université technologique de Compiègne, génie urbain

³ Département des génies civil, géologique et des mines, Polytechnique Montréal

⁴ Département de mathématique et de génie industriel, Polytechnique Montréal

Résumé

L'ensemble de la population n'est pas égal face à la mobilité. Certaines franges de la population sont désavantagées. Les femmes (+), qui assurent majoritairement le travail lié aux soins dans la société, se retrouvent souvent à l'intersection de plusieurs vulnérabilités en matière de transports et mobilité, notamment à Montréal. Pourtant, elles représentent la moitié des usagers du service d'autopartage Communauto présents dans la ville. A la faveur d'une étude statistique et géographique, il est possible de mettre en évidence des influences significatives du genre sur les comportements des usagers de l'autopartage à Montréal. La durée de réservation, la distance parcourue ou encore l'heure d'emprunt de véhicules peuvent se voir impactées. Ces influences s'expriment différemment selon le jour de la semaine et également à l'intérieur des différentes catégories d'âge. Les femmes (+) de 18 à 24 ans se démarquent des autres dans leurs habitudes de mobilité partagée. La récolte de données qualitatives permettrait de mieux caractériser les chaînes de déplacements des usagers.

Mots-clés: Montréal, autopartage, genre, équité, mobilité urbaine

Remerciements. Les auteures et l'auteur désirent remercier Communauto pour sa collaboration à cette étude, ainsi que le Conseil de recherche en sciences naturelles et génie du Canada (CRSNG) pour son financement.

Results and views expressed in this publication are the sole responsibility of the authors and do not necessarily reflect those of CIRRELT.

Les résultats et opinions contenus dans cette publication ne reflètent pas nécessairement la position du CIRRELT et n'engagent pas sa responsabilité.

* Auteur correspondant: mtrepanier@polymtl.ca

Avant-propos : note à l'intention des lecteur·ice·s

L'exposé de ce travail a tout à voir avec la notion de genre et moins à voir avec le sexe à la naissance des populations étudiées.

Le sexe à la naissance est une catégorie biologique qui peut être intersexuée, féminine ou masculine. Le genre est une identité sociale qui peut correspondre notamment à femme, non-binaire ou encore homme. Le genre englobe d'une part l'identité de genre relative à la conviction intime et personnelle de chaque individu ainsi que l'expression de genre qui se traduit par la façon dont une personne se présente au monde par ses choix esthétiques ou son langage corporel et qui peuvent correspondre ou non à une conception traditionnelle binaire, hétéronormative, souvent transphobe et enbyphobe. Le genre charrie un ensemble de comportements et attributs sociaux. Les études de genre sont étoffées depuis les années 1950, en France notamment de Christine Delphy à Michel Foucault ou encore Monique Wittig. Dès 1990, l'américaine Judith Butler explique avec clarté la façon dont, à l'instar de l'identité ethnique ou encore du handicap, le genre fait partie intégrante d'une norme sociale qui produit de l'exclusion.

En 2016, le greffier du Conseil Privé commande au ministère de la Justice canadienne et au Secrétariat du Trésor du Canada une étude générale visant à améliorer le service public et le service aux particuliers en général. L'objectif du gouvernement est de rendre plus inclusifs ses programmes, politiques et initiatives, passant en premier lieu par une évolution de la collecte de données et de la statistique sur le territoire. En 2018, le rapport du gouvernement stipule "La variable « genre de la personne » devrait être utilisée par défaut dans la plupart des programmes de la statistique sociale à Statistique Canada, conformément aux « Orientations stratégiques pour moderniser les pratiques du gouvernement du Canada en matière d'information sur le sexe et le genre » du Secrétariat du Conseil du Trésor du Canada (2018)."

Statistiquement à partir d'une certaine échelle, les personnes non-binaire recensées ne sont pas assez nombreuses pour représenter un échantillon significatif. Dans le cas de cette étude, les données fournies sont binaires. Alors puisque la linguistique, la statistique autant que la planification urbaine ne sont pas neutres, dans ce rapport et dans un souci de précision et d'inclusion, nous adoptons la même codification que le gouvernement du Canada utilise dans ses données. Lorsque mention est faite du genre, nous utilisons la mention "(+)" à côté des mots homme et femme pour y notifier les personnes non-binaires incluses dans ces nombres.

- Hommes (+) désigne la part des hommes et personnes non-binaires des données
- Femmes (+) désigne la part des femmes et personnes non-binaires des données

Introduction

Quel usage faites-vous de la ville? Comment vous déplacez-vous d'un point A à un point B? Combien de temps représente chaque déplacement? Pouvez-vous communiquer avec le personnel des services de mobilité? Quelles difficultés rencontrez-vous? Quelle énergie vous faut-il déployer? Comment choisissez-vous votre moyen de transport? Pouvez-vous accéder au transport en commun? Individuel? Avez-vous le choix? Combien vous coûte le déplacement au quotidien? Avez-vous déjà fait l'inventaire des caractéristiques physiques, psychiques, économiques, sociales, géographiques qui entrent en jeu chaque fois que vous vous déplacez sur un territoire? Que ce soit au sein du tissu urbain, suburbain ou rural, l'ensemble de la population n'est pas égale face à la mobilité.

La littérature relative à l'équité et la mobilité identifie des facteurs de désavantage ou de vulnérabilité. Les facteurs identifiés sont souvent divisés en deux catégories : socio-économiques et de capacité et besoin. Le profil de mobilité dépend de facteurs socio-économiques incluant le revenu et statut de pauvreté (El-Geneidy et al., 2015 ; Ricciardi et al., 2015) [7] [20], le statut d'emploi (Pyrialakou et al., 2016 ; Wixey, 2005) [18] [25] ainsi que la race et l'origine ethnique (Karner et Niemeier, 2013) [10]. Peuvent également entrer en jeu le statut de parent célibataire (Kramer et Goldstein, 2015 ; Pyrialakou et al., 2016)[10] [18], la maîtrise de la langue locale (Litman, 2016) [14], le statut migratoire (Bennett et Shirgaokar, 2016 ; Heisz et Schellenberg, 2004 ; Manaugh et El-Geneidy, 2012)[9] [15] et le genre (Dobbs, 2005 ; Rogalsky, 2010) [6]. Il dépend également de facteurs de capacité et besoin avec l'âge [25], le handicap [25], la possession de voiture, l'isolement spatio-temporel [14], le niveau d'obligation [14] [25] ou encore la possession d'un permis de conduire [25]. Nombre de ces facteurs sont interreliés et se superposent. Ainsi, le genre est un élément clé de la compréhension des comportements de mobilité des populations, à l'intersection de plusieurs facteurs potentiels d'exclusion. Le genre participe à expliquer le comment (mode) et le pourquoi (motif) de ces comportements.

Les motifs de déplacement sont liés notamment à la division traditionnelle encore majoritaire du travail domestique et de la prise en charge du Soins qui sont assumés essentiellement par les femmes. On peut identifier ce que l'on appelle en anglais the mobility of Care ou mobilité du soins, concept introduit par Inés Sánchez de Madariaga [4], chercheuse, professeure, architecte, urbaniste et directrice adjointe de l'Université Polytechnique de Madrid. La mobilité du soins fait référence à tous les déplacements effectués par des personnes adultes afin d'accomplir un travail non rémunéré, non-salarié, et qui consiste à s'occuper des personnes vulnérables et dépendantes (des enfants, des personnes âgées, personnes en situation de handicap etc. . .) et à entretenir le domicile (Sanchez de Madariaga, 2013 [4]).

D'après l'enquête Origine-Destination de 2008 à 2018 menée par l'ARTM pour le gouvernement du Québec en région de Montréal, les femmes(+) représentent l'effectif majoritaire des retraités, des employés à temps partiel, des personnes restant à la maison, des personnes de plus de 65 ans n'ayant pas accès à une voiture ou sans permis de conduire. Selon la même enquête, les femmes ont un taux de non-mobilité plus élevé chez les plus de 18 ans qui s'accroît avec l'âge. Le rapport nous apprend que les femmes utilisent plus les transports en commun, qu'elles sont plus souvent passagères en automobile que les hommes et moins conductrices. Dans le but de rendre le territoire plus équitable, le genre, entre autres, doit être activement pris en compte dans les politiques publiques de transport et de mobilité.

À Montréal, il a été constaté que 58,2 % de tous les trajets quotidiens liés aux soins sont effectués par des femmes. En d'autres termes, les femmes adultes effectuent 150 060 trajets de soins quotidiens de plus que les hommes. Cette disparité a également été observée de manière proportionnelle, avec les trajets liés aux soins représentant 32 % des trajets quotidiens des femmes, contre 25 % pour les hommes (Ravensbergen, 2023)[19]. Les chaînes de voyage des femmes sont impactées par cette prégnance du Care. La recherche en la matière s'accorde sur le fait que les femmes se déplacent sur de plus courtes distances, surtout sur les trajets résidence-travail [16], et que leurs voyages s'organisent autour de chaînes de déplacement plus complexes et diversifiées, avec des déplacements plus nombreux et efficaces (Schneider, 2017, Ng 2018) [22][16]. Les femmes ont une tendance à présenter une fréquence plus élevée de trajets non liés au travail, une propension à voyager en dehors des heures de pointe, ainsi qu'une préférence marquée pour des modes de transport plus flexibles [16].

Partant de ces constats, il semble plus que pertinent d'étudier les iniquités à toutes les échelles, tant que faire se peut, pour y palier et assurer un service adapté et une accessibilité uniforme à l'ensemble de la population. Au même titre que le secteur public, le secteur privé, lorsqu'il se veut au service de la communauté comme les entreprises d'autopartage, ont tout à gagner à s'en préoccuper. Les opérateurs de services d'autopartage devraient analyser les besoins spécifiques des femmes et les raisons pour lesquelles elles utilisent les services d'autopartage (Kawgan-Kagan, 2018)[12].

Il existe des preuves indiquant que même lorsque des services de location de vélos en libre-service sont disponibles à proximité, les personnes issues de minorités ethniques, les personnes à revenu modeste, les femmes et les adultes plus âgés sont moins susceptibles d'en être membres ou d'en faire un usage fréquent. Des disparités similaires en termes d'accès et d'utilisation existent également pour le covoiturage, bien que ces disparités ne soient pas aussi marquées (Dill, 2021)[5]. Concernant l'autopartage, il semble que l'intérêt suscité est relativement le même chez les hommes et les femmes (Chicco, 2020)[3]. Les femmes n'utilisent pas moins l'autopartage (Kawgan-Kagan, 2015)[11]. S'il n'y a pas grande différence en nombre, il existe des différences qualitatives. Le motif derrière l'usage de l'autopartage peut différer selon le genre. Par exemple à Berlin, les femmes (+) utilisent le système davantage pour compléter leur mobilité que pour tester de nouveaux modèles de voitures, ce qui a motivé la participation des hommes [11]. Selon la même étude, les femmes salariées avec enfants utilisent moins le service que les hommes salariés avec enfants et celles qui le font le font à la même fréquence. En Allemagne encore, les femmes (+) utilisent le service pour des raisons de durabilité, de sécurité, leur ressenti par rapport à la plateforme ou la plus valeur qu'elles tirent de son usage (Alonso-Almeida, 2019)[2].

A Montréal, la plus importante entreprise en autopartage est Communauto qui sera présentée plus en détails ci-après. C'est à partir des données fournies par Communauto que nous allons comprendre les potentielles dynamiques genrées existantes en matière d'autopartage dans la ville de Montréal.

Existe-t-il des tendances clairement différenciées? Quel type d'informations peuvent révéler ces données? Existe-t-il une exception québécoise? Peut-on constater les mêmes patterns de la mobilité genrée identifiés dans la littérature au sein du service d'autopartage montréalais? Ainsi, la problématique suivante est soulevée :

Le genre impacte-t-il les comportements des usagers du service d'autopartage Communauto à Montréal ?

Ce document présente le cadre géographique, méthodologique ainsi que les résultats et conclusions de l'étude.

Chapitre 1

Genre et Autopartage à Montréal

1.1 Cadre contextuel

Cette étude est basée sur un jeu de données fourni par Communauto. Communauto est la société québécoise d'autopartage la plus implantée au Canada (elle dispose aussi d'une flotte de véhicules en région parisienne). Fondée en 1994, elle propose un service de location de voitures en libre-service, permettant aux abonnés d'accéder à une flotte de véhicules partagés répartis dans diverses zones géographiques. Le système repose sur une technologie avancée de réservation et de déverrouillage des véhicules par le biais d'applications mobiles ou de cartes d'accès. Communauto vise à promouvoir la mobilité durable en offrant une solution pratique et rentable pour le transport urbain, tout en contribuant à réduire l'empreinte carbone associée au transport individuel. Il est à noter cependant que l'envergure de la flotte montréalaise est telle (plus de 3000 véhicules) que le service peut en vérité potentiellement concurrencer le transport en commun autant que l'usage de la voiture individuelle. Les véhicules sont répartis en deux grandes catégories : les véhicules basés station (*Station Based*) dont l'emprunt et le retour se font à un endroit donné et les véhicules en *free floating* qui peuvent être empruntés et retournés n'importe où dans la zone dédiée.

Certains véhicules sont équipés de sièges auto pour les enfants de moins de 18 kg et moins de 30 kg. Les véhicules sont électriques, hybrides ou essence. Il est possible de souscrire à différents forfaits selon l'usage, la distance parcourue ou la durée des réservations, en tarif familial ou personnel. Ces données conditionnent le champ des possibles en termes de temporalité, de géographie, de variables et de traitement des données. Ainsi nous nous intéresserons ici en particulier à l'île de Montréal.

La ville de Montréal compte 19 arrondissements, environ 1,9 millions d'habitants soit 24% de la population totale québécoise (près de 4,3 millions dans l'aire urbaine) avec une densité de population plutôt faible de 4 900 hab/km². La ville se caractérise par la présence accrue de jeunes de 15 à 24 ans et de jeunes adultes avec 30.5% entre 25 et 44 ans (Ville de Montréal, Rapport socio-démographique, 2016). C'est une ville pensée pour la voiture et le taux de motorisation de la population y est très élevé pour une métropole avec un ratio de 533 véhicules pour 1000 habitants (Communauté métropolitaine de Montréal, 2020).

Les infrastructures montréalaises sont adaptées à des climats d'hiver très rudes et enneigés et des climats d'été très chauds. Les habitudes de mobilité varient ainsi d'une saison à l'autre. Pour cette étude, nous avons choisi d'étudier le mois de mai 2021 qui représente une période assez éloi-

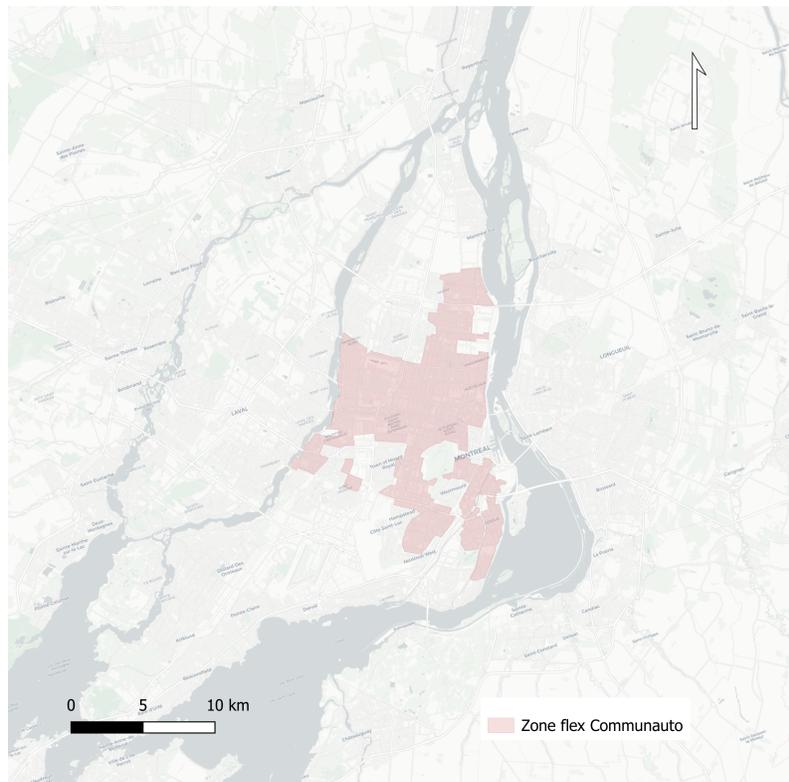


FIGURE 1.1 – Zone Flex Communauto

gnée de la période COVID et une période de fonctionnement classique, sans neige où l'usage des modes actifs est plus répandus que l'hiver (service de vélo-partage BIXI en fonctionnement normal notamment après la trêve hivernale). Même en ayant limité la période et la zone géographique étudiée, la quantité de données à traiter est très conséquente. Ainsi, pour traiter une telle base de données, nous avons utilisé le langage R et d'autres outils, décrits ci-après.

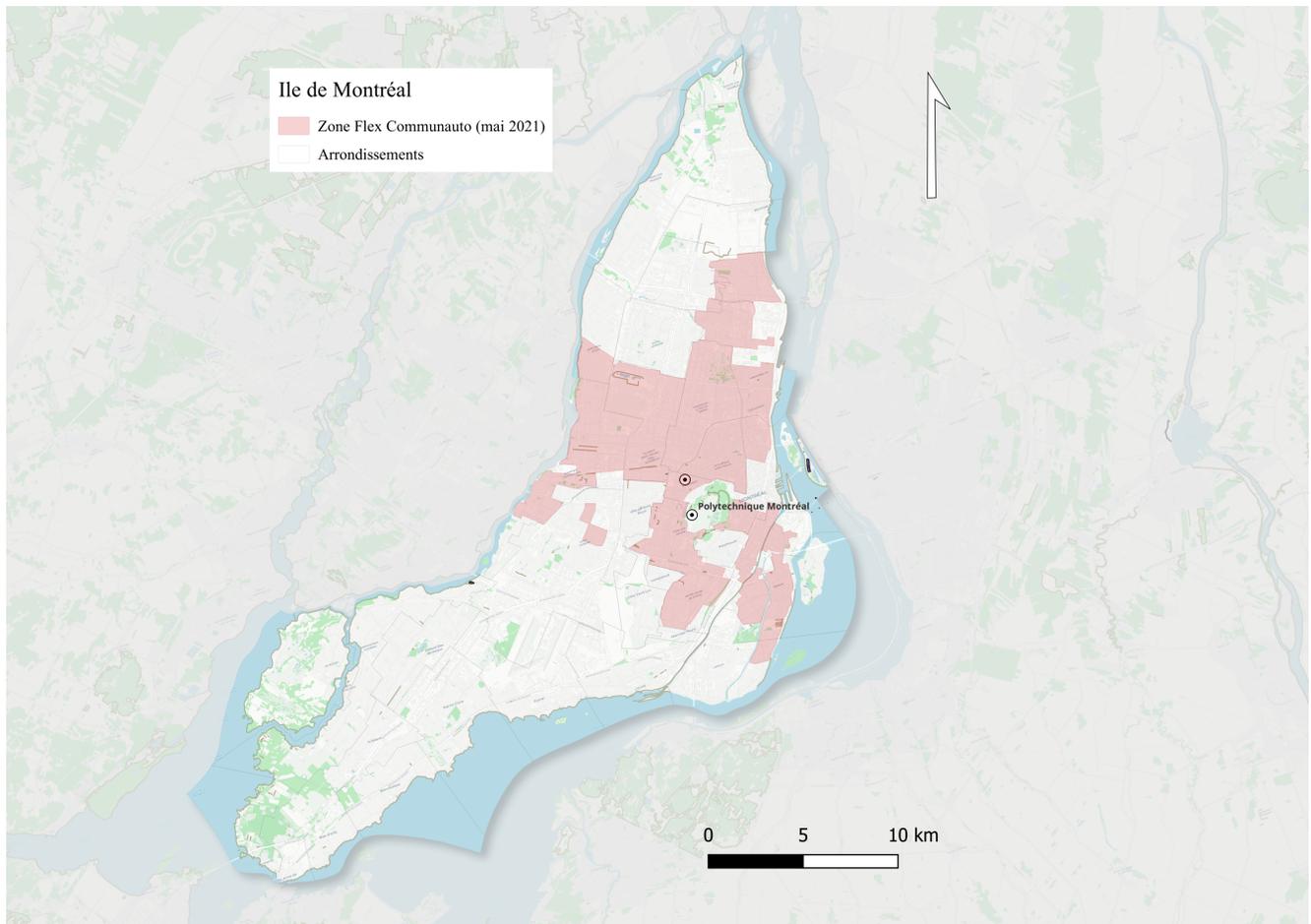


FIGURE 1.2 – Carte de contexte de l'Île de Montréal

1.1.1 Outils

R

Le langage R et l'environnement de développement RStudio offrent une plateforme puissante et polyvalente pour l'analyse de données statistiques et la création de visualisations interactives. R dispose d'une vaste bibliothèque de packages qui couvrent une gamme diversifiée d'analyses, de modélisations et de graphiques, permettant aux utilisateurs de manipuler, de nettoyer et d'explorer efficacement les données. Cette flexibilité en fait un choix pertinent, même pour les bases de données très lourdes, car il peut gérer des volumes considérables tout en maintenant des performances élevées. De plus, l'intégration de R avec des bases de données externes, telles que MySQL ou PostgreSQL, renforce sa capacité à gérer des ensembles de données massifs. Étant donné les capacités limitées de mon ordinateur, nous avons limité mon analyse à un mois de données, rendant l'analyse R assez fluide.

R peut être utilisé pour compléter les fonctionnalités des logiciels de SIG en fournissant des analyses statistiques avancées et en élaborant des modèles prédictifs basés sur des données spatiales. Grâce à des packages spécialisés, R peut traiter des données géospatiales, réaliser des analyses de proximité, effectuer des interpolations spatiales et créer des cartes interactives. Cette synergie entre R et les logiciels de SIG permet aux utilisateurs d'obtenir des perspectives plus approfondies.

dies à partir de données géographiques, enrichissant ainsi l'analyse et la prise de décision dans des domaines tels que l'aménagement du territoire, la gestion environnementale et l'épidémiologie spatiale. En somme, l'utilisation conjointe de R et de logiciels de SIG étend considérablement la portée des analyses de données, en les ancrant dans un contexte spatial et statistique plus large.

Packages utilisés

```
library(cluster)
library(factoextra)
library(tidyverse)
library(highcharter)
library(timetk)
library(kableExtra)
library(gridExtra)
library(knitr)
library(rmarkdown)
library(markdown)
library(RColorBrewer)
library(hrbrthemes)
library(viridis)
library(ggribbles)
library(GGally)
library(corrplot)
library(corrgram)
library(psych)
library(dplyr)
```

FIGURE 1.3 – Liste de packages non exhaustive

Pour mener notre analyse, nous avons utilisé un certain nombre de packages. Un package est une extension qui fournit des fonctions préprogrammées. Il permet d'enrichir la palette d'outils proposés par R.

Le package *dyplr* est par exemple une boîte à outils essentielle pour la manipulation et la transformation de données dans R. Il offre des fonctions simples et cohérentes pour filtrer, trier, regrouper, agréger et joindre des données. Pour la mise en forme de données *ggplot* m'a été très utile.

QGIS

À cela, nous avons utilisé conjointement QGIS pour essayer de mettre au point une méthode que nous développons ci-dessous.

1.1.2 Données

Notre étude comporte plusieurs volets. Pour le volet spatial en GIS, nous utilisons les données OSM et également les unités d'évaluation foncière qui décrivent l'activité de chaque bâtiment sur l'île de Montréal, les contours des aires et îlots de diffusion (Source données ouverte ville de Montréal). Cependant les données les plus importantes ici sont celles de la base de données fournie par Communauto.

Le jeu de données fourni par Communauto présente un profil complet, qui décrit chaque réservation de véhicule partagé. Ainsi nous pouvons identifier plusieurs catégories d'informations dans notre base de données.

Abonné·es

Nous disposons d'informations anonymisées sur chaque usager du service d'autopartage dans la table "Abonné". Les informations ci-dessous décrivent un profil socio-démographique plutôt partiel qui sera exploité par la suite notamment les données genre, date de naissance et identifiant qui sera parfois utilisé comme clé primaire durant l'analyse. Nous utiliserons également le type de client pour trier les données, car certains comportent des spécificités, comme un code employé par exemple.

Abonné	A2		
		u_customer_id	identifiant unique à l'usager
		u_gender_nom	description du genre
		u_lang_nom	description du langage
		u_naissance_date	date de naissance
		u_abonnement_date	date d'abonnement à Communauto
		u_type	type de client

FIGURE 1.4 – Dictionnaire Usagers

À cette table nous associons par identifiant usager la table "Adresse" comme suit :

Adresse		
	a_id	identifiant unique de la table adresse
	a_city_id	identifiant de la ville du domicile de l'abonné
	a_postal_code	code postal de l'adresse du domicile de l'abonné
	a_start_date	date de début de validité de l'adresse du domicile de l'abonné
	a_lat	latitude du domicile déclaré de l'abonné
	a_long	longitude du domicile déclaré de l'abonné
	a_district	arrondissement du domicile déclaré de l'abonné

FIGURE 1.5 – Dictionnaire Adresse

Nous pouvons ainsi géolocaliser approximativement chaque usager au centroïde de l'aire de diffusion de son code postal de domicile de résidence.

Véhicule

Chaque véhicule possède des caractéristiques uniques ou non comme suivent :

Véhicule	Attribut	Description
	v_id	identifiant unique de la table véhicule
	v_no	identifiant unique du véhicule pour l'usager
	v_no_serie	numéro de série du véhicule
	v_annee	année de construction du véhicule
	v_type_modele	type de voiture (essence, hybride ou électrique)
	v_brand	numéro d'identification de la marque du véhicule
	v_nom_modele	nom du modèle du véhicule
	v_model	numéro d'identification du modèle du véhicule

FIGURE 1.6 – Dictionnaire Véhicule

Les véhicules basés station se voient également attribuer les caractéristiques associées à chaque station (localisation en particulier).

Nous avons également agrégé aux véhicules concernés une colonne précisant par 1 (oui) et 0 (non) la présence de sièges enfant venant d'une autre table.

Réservation

La section réservation est la plus importante. Dans la base de données, chaque ligne correspond à une réservation avec un identifiant unique, la date exacte à la seconde de la réservation, de l'emprunt effectif, la localisation exacte, le type de forfait (local, forfait travail, longue distance, forfait Lièvre non-membre, etc...), la date et localisation exacte où est rendu le véhicule, la durée de réservation, la distance parcourue, ou encore le prix de la réservation.

Réservation	Attribut	Description
	res_id	identifiant unique de la table
	res_trip_start_datetime	timestamp début de l'emprunt
	res_trip_end_datetime	timestamp fin de l'emprunt
	res_trip_start_date	jour du début de l'emprunt
	res_trip_end_date	jour du fin de l'emprunt
	res_tarif_no	tarif appliqué
	res_trip_dist_km	distance parcourue en km
	res_trip_length_hr	durée de l'emprunt en heure
	res_type_service	description du type de service
	res_start_year	année de la date de début de l'emprunt
	res_start_month	mois de la date de début de l'emprunt
	res_start_day	jour de la date de début de l'emprunt
	res_start_week	semaine de la date de début de l'emprunt
	res_start_wday	jour de la semaine de la date de début de l'emprunt
	res_start_wday_label	nom du jour de la semaine de la date de début de l'emprunt
	res_start_ymd	date en format YYYY-MM-DD de la date de début de l'emprunt
	res_start_ym	date en format MM-YY de la date de début de l'emprunt
	res_start_month_label	nom du mois de la date de début de l'emprunt
	res_start_hour	heure du timestamp de début de l'emprunt
	res_start_minute	minute du timestamp de début de l'emprunt
	res_end_hour	heure du timestamp de fin de l'emprunt
	res_end_minute	minute du timestamp de fin de l'emprunt
	res_start_time_of_day	période de la journée du timestamp de début de l'emprunt
	res_end_time_of_day	période de la journée du timestamp de fin de l'emprunt
	res_date_debut_fds	indicateur si jour de fin de semaine ou non pour la date de début de l'emprunt
	res_date_debut_semaine	indicateur si jour de semaine ou non pour la date de début de l'emprunt
	res_type	type de réservation
	res_dist_price	tarif appliqué relié à la distance parcourue
	res_time_price	tarif appliqué relié à la durée de réservation
	res_total_price	tarif appliqué total
	res_number_of_trips	nombre de déplacements pour une réservation

FIGURE 1.7 – Dictionnaire Réservations

Nous utilisons également les *TripEvents*, c'est-à-dire les événements qui surviennent durant la réservation soit le nombre d'arrêts moteurs, les annulations, les localisations d'arrêt moteur etc...

1.2 Cadre méthodologique

La base de données (multi) du mois de mai 2021 contient 165 000 entrées à l'importation. À partir des données, il faut élaborer un traitement cohérent des données pour essayer d'identifier, décrire et comprendre des potentiels *patterns* et comportements des usagers et essayer de découvrir si le genre a ou non un impact sur certaines variables.

Dans notre code, *fem* correspond à l'échantillon femmes(+) et *mal* à l'échantillon hommes(+)

1.2.1 Unités d'analyse

Étant donné que l'étude s'intéresse aux usagers du service, l'unité d'analyse sera principalement l'utilisateur et la réservation de véhicule.

Pour étudier les comportements des usagers nous proposons différentes variables dépendantes. Notre choix se base sur les travaux de S. Boonsiripant, P. Jittrapirom et W. Poonnasee, "*Cluster analysis of carsharing users' behavior in Bangkok, a highly motorized and developing city*" de 2020 [21]. Ainsi les variables sélectionnées sont la durée de l'emprunt, la distance parcourue, le nombre de réservations par mois, calculée au préalable, l'heure et jour d'emprunt, l'âge et le genre, et enfin la complexité du parcours (qui se traduit ici par le nombre d'arrêts moteurs et donc de trajets par réservation) ainsi que l'heure à laquelle le véhicule a été rendu.

Nettoyage et catégorisation des données

Les données doivent être nettoyées et filtrées pour être exploitable. Nous avons décidé de filtrer de la façon suivante et d'ajouter l'âge de chaque usager à partir de leur date de naissance (rangés par catégories d'âge par la suite) :

```
# Retirer les réservations effectuées par des employés de Communauto
filter (u_type != 8 | is.na(u_type)) %>%

# Retirer les 'employee-related transactions'
filter (res_type == 47) %>%

# Retirer les données qui ont une vitesse moyenne excessive
filter (res_trip_dist_km/res_trip_length_hr < 100) %>%

# Conserver réservations avec distance OU prix non nul
filter (res_trip_dist_km > 0 | res_total_price > 0) %>%
# Conserver réservations avec durée OU prix nul non nul
filter (res_trip_length_hr > 0 | res_total_price > 0) %>%

# Retirer les valeurs négatives
filter (res_trip_dist_km >= 0) %>%
filter (res_trip_length_hr >= 0) %>%
filter (res_number_of_trips >= 0)

df = df %>% filter(u_naissance_date>='1930-01-01')
as.Date(df$u_naissance_date)

df = df %>% mutate(age=as.integer(round((Sys.Date()-as.Date(df$u_naissance_date))/365.25)))
```

FIGURE 1.8 – Filtres

Pour lisser les données et retirer les valeurs aberrantes, nous conservons au 99,99ème centile les variables dépendantes de l'étude. Les valeurs extrêmes sont retirées afin d'améliorer la pertinence de l'échantillon.

```
# Trouver les valeurs 99.99e centile des 3 indicateurs
# 99e quantile distance
distance99 <- quantile(df$res_trip_dist_km, c(.9999))
# 99e quantile durée
duree99 <- quantile(df$res_trip_length_hr, c(.9999))
# 99e quantile nombre d'arrêts
nb_arrets99 <- quantile(df$res_number_of_trips, c(.9999))
# 99e quantile du la freq
freq99 <- quantile(df$freq, c(.9999))

df <- df %>% # Pipe data frame 'multi_20_21'
# Retirer les valeurs supérieures au 99.99e centile des 3 indicateurs
filter(res_trip_dist_km <= distance99) %>%
filter(res_trip_length_hr <= duree99) %>%
filter(res_number_of_trips <= nb_arrets99) %>%
filter(freq <= freq99)
```

FIGURE 1.9 – 99,99ème Centile

Après nettoyage, la base de données contient 140 610 entrées et donc autant de réservations tout au long du mois de mai 2021.

Pour manipuler autant de données, il faut les regrouper d'une façon ou d'une autre afin que les résultats soient plus digestes et cohérents. Après avoir tenté un partitionnement ou *clusterisation*, nous avons opté pour une catégorisation plus générale et plus simple.

Clusters

À partir de ces données nettoyées et triées, et sans considération du moment de la semaine (fin de semaine ou semaine), nous avons tout d'abord voulu créer une *clusterization* ou partitionnement de données, c'est à dire d'essayer d'identifier des profils d'utilisateurs qui se ressemblent par leur utilisation du service, leur comportements et leurs données socio-démographiques séparément, parmi l'échantillon des femmes (+) et des hommes (+). Pour cela nous avons créé deux tables distinctes par genre, puis normalisé mes variables en utilisant la méthode *Min Max Scaling* comme suit, pour pouvoir manipuler plus aisément des données comprises entre 0 et 1.

```
# Définir une fonction pour le Min-Max scaling
min_max_scale <- fonction(x) {
  return((x - min(x)) / (max(x) - min(x)))
}

# Appliquer le Min-Max scaling à toutes les colonnes numériques du dataframe
multi_fem_scaled <- multi_fem %>%
  mutate(across(where(is.numeric), min_max_scale))

multi_mal_scaled <- multi_mal %>%
  mutate(across(where(is.numeric), min_max_scale))
```

FIGURE 1.10 – Min Max Scaling

La corrélation *a priori* des variables semble similaire dans les deux échantillons ce qui laisse à penser que le partitionnement peut ne pas être très explicite.

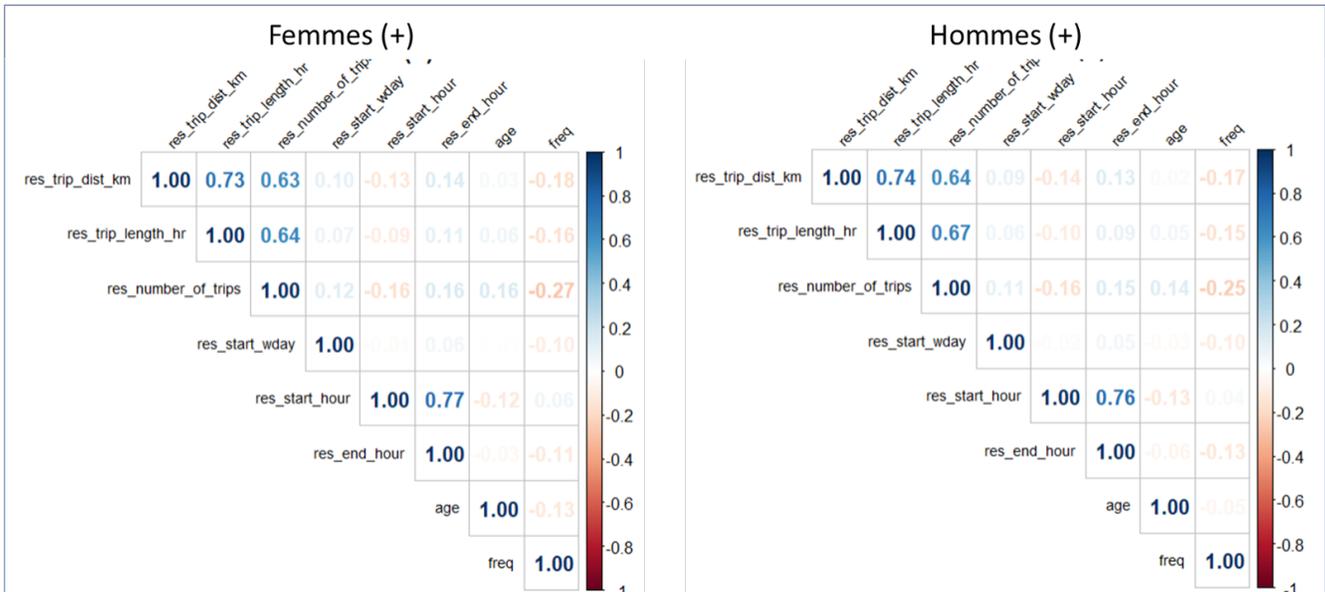


FIGURE 1.11 – Corrélation des variables

On peut y voir que la durée, la distance et le nombre d’arrêts sont pour les deux les plus corrélés ce qui est plutôt logique, au même titre que les heures de début et de fin des réservations.

Nous avons appliqué deux représentations pour déterminer le nombre idéal de *clusters*. Les deux utilisent la méthode des *K Means*. Pour ce faire, nous avons dû échantillonner de façon aléatoire les tables en gardant les bonnes proportions d’âge pour qu’elles ne soient pas trop lourdes à traiter. Ensuite il faut spécifier le nombre de clusters désiré, noté "k", ici fixé à 15. L’algorithme sélectionne ensuite aléatoirement "k" points centroïdes. Les données sont alors attribuées aux clusters en fonction de leur proximité avec les centroïdes. Les centroïdes sont recalculés en fonction des données attribuées à chaque cluster, et ce processus se répète jusqu’à ce que les centroïdes ne bougent plus de manière significative. À ce stade, les données sont considérées comme regroupées de manière optimale. Le résultat final est une division des données en "k" groupes distincts, avec chaque groupe étant caractérisé par un centroïde représentatif.

Les deux représentations sont celles du **Coude** où le point d'inflexion marquant un coude sur le graphe ci-dessous marque le nombre idéal de clusters à utiliser, et la **Silhouette** où il faut observer les plateaux et ruptures.

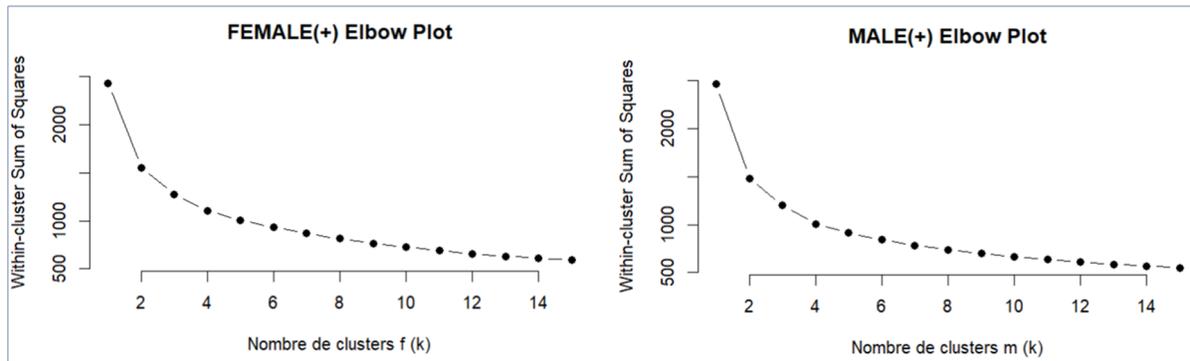


FIGURE 1.12 – Graphique du Coude

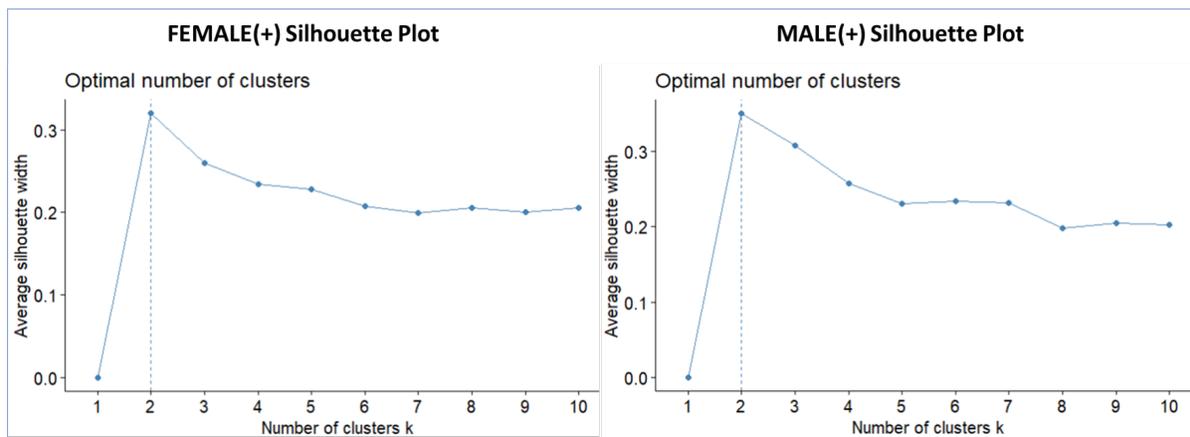


FIGURE 1.13 – Graphique Silhouette

Dans les deux cas, les courbes diffèrent, ce qui indique une différence manifeste entre les deux échantillons mais les algorithmes ne présentent pas de convergence claire mise à part à $k=2$ ce qui n'est pas un résultat intéressant pour catégoriser les profils usagers.

Alternative

Le résultat précédent n'étant pas satisfaisant, nous avons décidé de décrire les comportements usagers en séparant manuellement mes échantillons. Un script R s'applique aux véhicules basés station (SBCS) et un autre aux réservations *Flex en Free Floating*. Dans chaque script nous comparons les différentes variables selon le genre, l'âge et la période de la semaine à savoir du Lundi au Vendredi agrégé en un jour de semaine moyen, le Samedi et le Dimanche. Nous effectuons une analyse graphique et statistique de la comparaison entre mes variables dépendantes et indépendantes.

1.2.2 Analyse Spatiale

Une étude spatialisée des données a été effectuée pour tenter de déterminer où les usagers se rendent lors de leurs déplacements et donc le motif de leur déplacement.

Pour ce faire, nous avons utilisé les coordonnées spatiales des lieux de dépôt des véhicules en *free floating* sur QGIS. Nous avons ensuite créé un *buffer* de 250 m autour de chaque point qui correspondent à la distance approximative que les individus parcourent entre leur point de parking et leur destination. Nous avons ensuite intersecté la couche tampon avec la couche shapefile des unités d'évaluation foncière de chaque bâtiment qui précise l'activité qui s'y déroule.

Nous avons ainsi créé une couche d'intersection avec les caractéristiques de chaque réservation et la destination potentielle de chaque réservation. Avec R, nous avons déterminé la fréquence potentielle de destination des hommes (+) et des femmes (+) pour chaque type de bâtiment. Nous avons soustrait les fréquences des hommes (+) et des femmes(+) pour chaque type d'activité. Les plus intéressants sont les bâtiments qui possède un parking dédié avec peu d'autres activités autour, ce qui laisse moins d'incertitudes sur l'intention des usagers qui se sont garé à proximité d'entrer dans ce bâtiment. Ainsi nous obtenons certains résultats bruts intéressants. Les femmes(+) se garent en Communauto près du Planétarium deux fois plus que les hommes(+) (n=303), les hommes(+) se garent 23% plus souvent à proximité des stades que les femmes(+) (n=247) ou encore les femmes(+) se garent 9% plus souvent que les hommes(+) à proximité des centres commerciaux régionaux (n=3287).

Il est à bien prendre en compte que cette méthode comporte beaucoup trop d'incertitudes pour être prise en compte. Nous ne savons pas où la personne s'est finalement rendue et il s'agit d'une idée de piste future à explorer et à affiner. Une meilleure méthodologie pourrait aider à comprendre qualitativement les comportements de mobilité des usagers du service d'autopartage et ainsi comparer les résultats avec le reste de la littérature sur le genre et la mobilité. Est-ce que la mobilité du Care s'applique également à l'autopartage? Nous n'avons pas pu le vérifier.

Une autre piste serait d'appliquer une telle méthode aux points d'arrêt moteurs de toutes les réservations pour appréhender la complexité et caractériser les chaînes de déplacement des usagers.

1.3 Résultats et discussions

Nous nous intéressons aux services basés station et flex séparément.

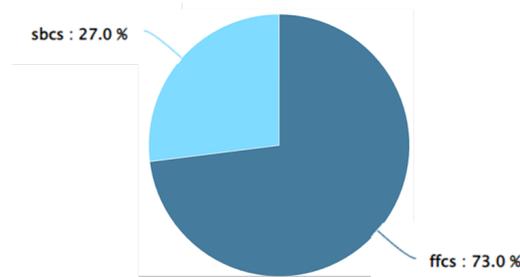


FIGURE 1.14 – Distribution du nombre de réservations entre les deux services

Pour les deux types de services (SBCS et FFCS) nous avons effectué des tests anova d’analyse de la variance pour tester mes variables dépendantes et indépendantes deux à deux. Dans un souci de brièveté, je vais présenter les résultats de significativité statistique entre les variables indépendantes (le genre, l’âge) et dépendantes soient la durée (moyenne et totale), la distance parcourue (moyenne et totale) et l’heure d’emprunt des véhicules pour les jours de semaine, le samedi et le dimanche en ne développant que les résultats significatifs.

Distribution par genre et catégories d’âge

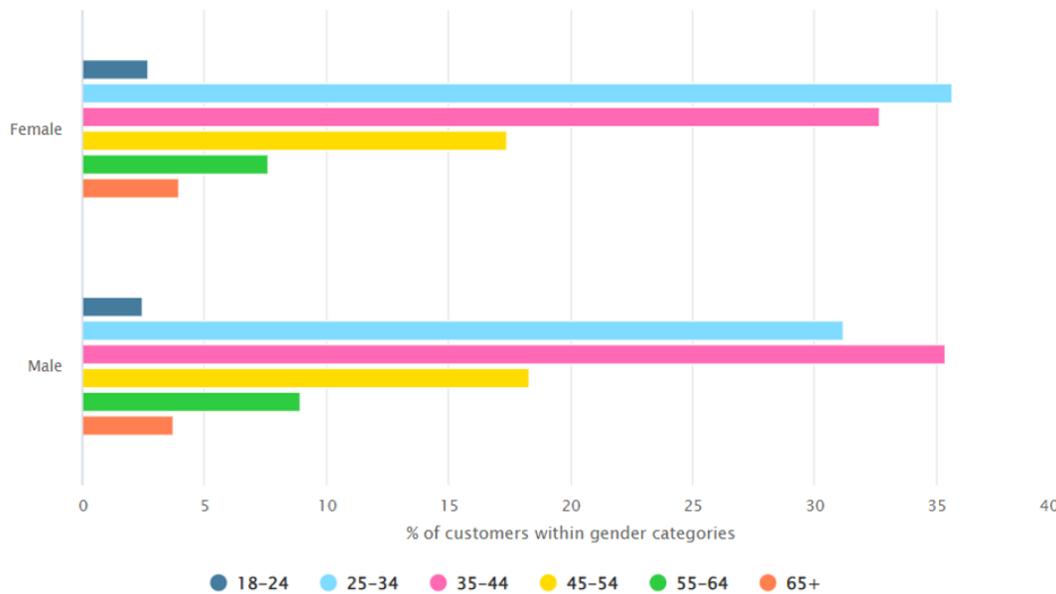


FIGURE 1.15 – Distribution en genre et en nombre

Nous pouvons voir que la proportion d’hommes(+) de 35 à 44 ans est plus élevée que celle des 25 à 34 ans et que c’est l’inverse pour les femmes(+). Les autres catégories sont à peu près en même proportions. Il est à noter que si la répartition en genre est quasiment identique (comme identifié plus bas), la distribution en âge elle présente de grandes disparités. Ainsi, même si l’échantillon de plus de 140 000 réservations est grand, les catégories d’âge les moins représentées (les plus jeunes et les plus âgées) nous donneront par la suite des résultats statistiques plus tranchés et moins proches de la réalité à plus grande échelle.

1.3.1 Analyse *Station Based* SBCS

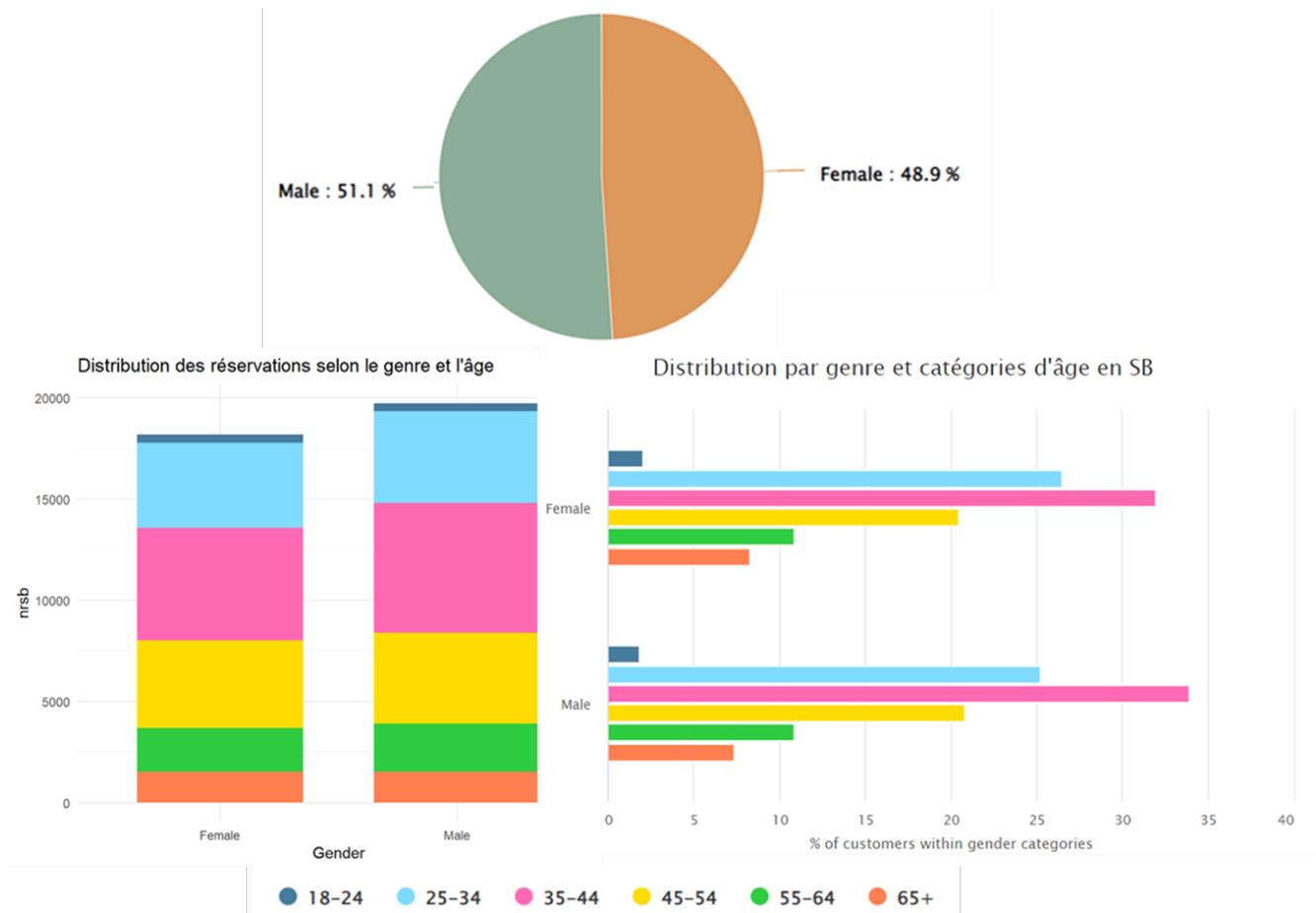


FIGURE 1.16 – Présentation de l'échantillon basé station

Pour le basé station, l'ordre de répartition est équilibré en genre et en âge. Nous pouvons noter que la différence entre les 35-44ans et les 25-34ans est plus marquée chez les hommes(+) que chez les femmes(+) et que la proportion de femmes(+) de plus de 65 ans est un peu plus élevée.

Afin d'explorer les comportements de chaque catégories et de déterminer si ces répartitions ont des répercussions nous appliquons donc des tests de variance Anova. Pour chaque test de variance, j'applique cette méthode type :

```
#DISTANCE
##Distance en SEMAINE

df<- df %>% filter(res_type_service=="sbcs")

dstw<- df %>% subset(select=c(u_gender_nom, u_customer_id, age_cat, res_trip_dist_km)) %>%
filter(res_date_debut_semaine=TRUE)

DSTFW <- dstw %>% filter(u_gender_nom== "Female")

DSTFW <- DSTFW %>% group_by(u_customer_id, age_cat) %>%
  summarize(avg_trip_dist_km = mean(res_trip_dist_km), dist_tot=sum(res_trip_dist_km))

DSTMW <- dstw %>% filter(u_gender_nom== "Male")

DSTMW <- DSTMW %>% group_by(u_customer_id, age_cat) %>%
  summarize(avg_trip_dist_km = mean(res_trip_dist_km), dist_tot=sum(res_trip_dist_km))

DSTFW$sex <- "Female"
DSTMW$sex <- "Male"

DDSTW <- rbind(DSTFW, DSTMW)

model_avg_trip_dist <- aov(avg_trip_dist_km ~ sex * age_cat, data = DDSTW)
model_dist_tot <- aov(dist_tot ~ sex * age_cat, data = DDSTW)

summary(model_avg_trip_dist)
summary(model_dist_tot)
```

FIGURE 1.17 – Test Anova sur la distance parcourue en semaine

Code couleur
p value <= 0.001 (très forte significativité : ***)
0.001 < p value <= 0.01 (forte significativité : **)
0.01 < p value <= 0.05 (faible significativité : *)
0.05 < p value <= 0.1 (très faible significativité : .)
p value > 0.1 (significativité nulle :)

FIGURE 1.18 – Code des résultats aux tests Anova

Distance

	Distance Semaine (moyenne totale)		Distance Samedi (moyenne totale)		Distance Dimanche (moyenne totale)	
Genre	0.0603 .	0.00954 **	0.226	0.199	0.226	0.199
Catégorie d'âge	<2e-16 ***	9.23e-11 ***	9.6e-12 ***	4.82e-07 ***	9.6e-12 ***	4.82e-07 ***
Genre & Catégorie d'âge	0.5085	0.04735 *	0.760	0.923	0.760	0.923

FIGURE 1.19 – Test Anova sur la distance parcourue en basé station

Nous pouvons remarquer que l'âge a systématiquement un impact significatif sur la distance moyenne et totale parcourue à tout moment de la semaine. Les 65+ conduisent moins que les 18-24 ans. Le genre n'a pas d'impact significatif sur la distance moyenne parcouru à tout moment de la semaine.

Le genre a un impact modérément significatif sur la distance totale parcourue en début de semaine (lundi au vendredi). Les hommes (+) conduisent plus que les femmes (+) à hauteur de 6.3% de plus.

On remarque de manière moins significative une différence en semaine dans l'interaction entre genre et âge sur la distance pour les catégories 18-24 ans et 35-44 ans. Chez les femmes(+) les 25-34 ans conduisent des distances plus grandes que les 18-24 ans elles effectuant des plus longues distances moyennes et totales que les 35-45 ans. Chez les hommes (+) les distances sont plus grandes chez les 25-34 ans puis les 35-44 ans puis les 18-24 ans. Les femmes(+) de 18 à 24 ans conduisent plus que celles de 35 à 44 ans alors que c'est l'inverse chez les hommes(+).

Durée

	Durée Semaine (moyenne totale)		Durée Samedi (moyenne totale)		Durée Dimanche (moyenne totale)	
Genre	0.867063	0.764	0.86513	0.750	0.677	0.6829
Catégorie d'âge	0.000498 ***	0.015 *	0.00794 **	0.024 *	1.67e-07 ***	1.7e-07 ***
Genre & Catégorie d'âge	0.756423	0.270	0.48731	0.942	0.675	0.0705 .

FIGURE 1.20 – Test Anova sur la durée parcourue en basé station

L'âge a un impact significatif sur la durée des réservations, en particulier le dimanche. Pour la durée moyenne l'ordre décroissant est le suivant : 55-64ans, 65+ ans, 45-54ans, 35-44ans, 25-34ans, 18-24ans. Pour la distance totale l'ordre décroissant est le suivant 55-64ans, 45-54ans, 35-44ans, 65+ ans, 25-34ans, 18-24ans. Les jeunes de 18 à 34 ans conduisent moins longtemps que les plus âgés le dimanche et font moins de réservations dans la même journée.

Heure d'emprunt du véhicule

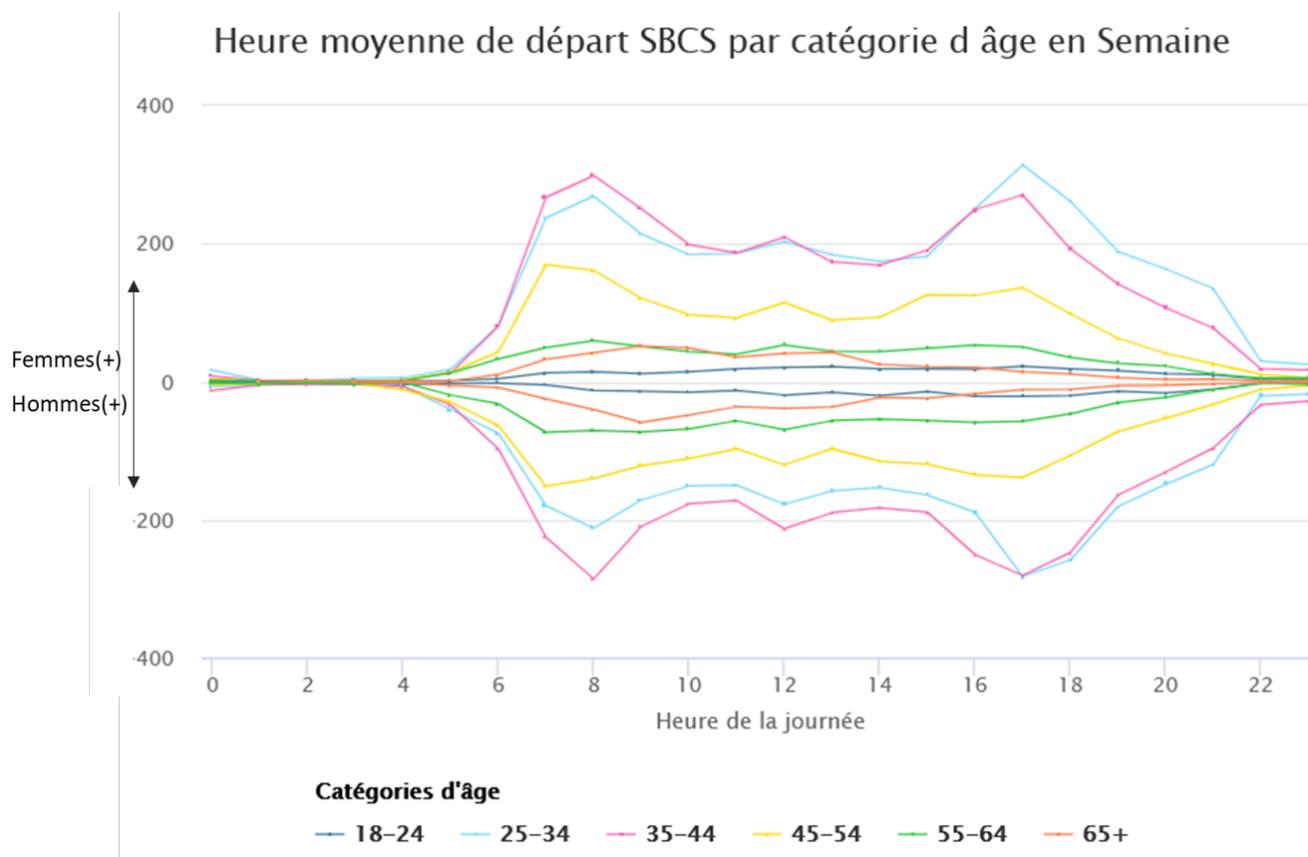


FIGURE 1.21 – Heures d'emprunt en semaine basé station

Les heures d'emprunt des véhicules forment des courbes distinctes en semaine, le samedi et le dimanche. Ci-dessus un jour de semaine moyen au mois de mai.

	Heure d'emprunt Semaine	Heure d'emprunt Samedi	Heure d'emprunt Dimanche
Genre	<2e-16 ***	0.143	0.215
Catégorie d'âge	<2e-16 ***	2.46e-16 ***	6.29e-11 ***
Genre & Catégorie d'âge	0.0183 *	0.526	0.595

FIGURE 1.22 – Test Anova sur l'heure d'emprunt du véhicule en basé station

Le genre a une très forte significativité en semaine. Les hommes empruntent les véhicules plus tôt dans la journée (en moyenne 20min plus tôt).

L'âge a une très forte significativité tous les jours (corrélacion négative entre l'âge et l'heure d'emprunt, plus l'âge est élevé plus le véhicule est emprunté tôt dans la journée)

L'interaction entre l'âge et le genre a une significativité en semaine également. L'ordre de distribution est le même. Plus l'âge diminue plus la différence entre les hommes (+) et femmes(+) est grande (toujours avec les hommes(+)) plus tôt). La différence est de 18 minutes pour les 18-

24ans, 25 minutes pour les 25-34ans, 15 pour les 35-44 ans et les 45-54 ans et seulement 3 minutes pour les 65 ans et +.

Sièges enfants

Comme mentionné précédemment, certains véhicules, uniquement basés station sont munis de sièges enfants. Ils étaient au nombre de 45 en mai 2021. Tout au long du mois, 790 réservations de ces véhicules ont été effectuées selon la répartition suivante avec 47.3% de femmes (+) et 52.7% d'hommes (+) :

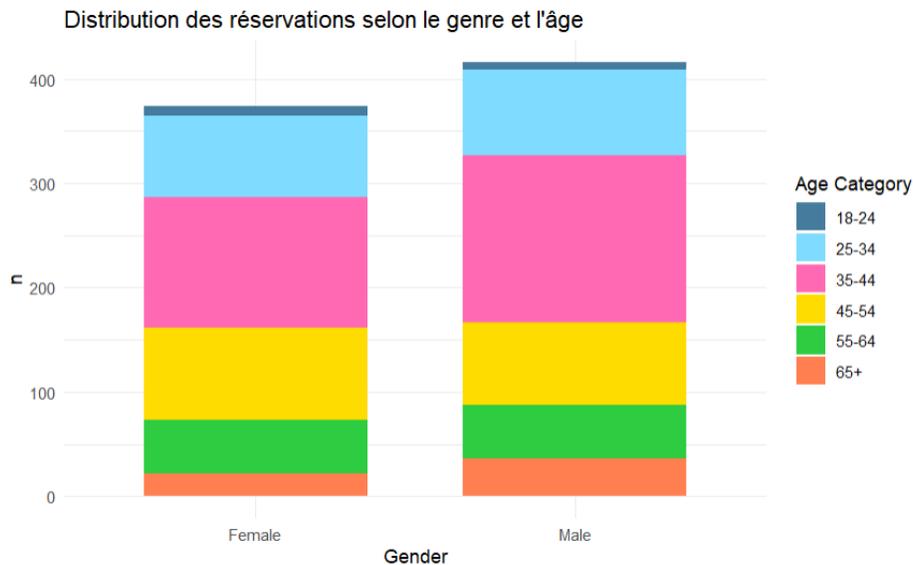


FIGURE 1.23 – Distribution en âge et en genre

On peut voir que les hommes(+) en particulier entre 35 et 44 ans utilisent plus Communauto pour effectuer des déplacements avec de jeunes enfants que les femmes(+). Cela se rapproche des conclusions de Kawgan-Kagan en 2015.

1.3.2 Analyse *Free Floating* FFCS

Les comportements et profils des usagers utilisant le *free floating* est différent et plus flexible.

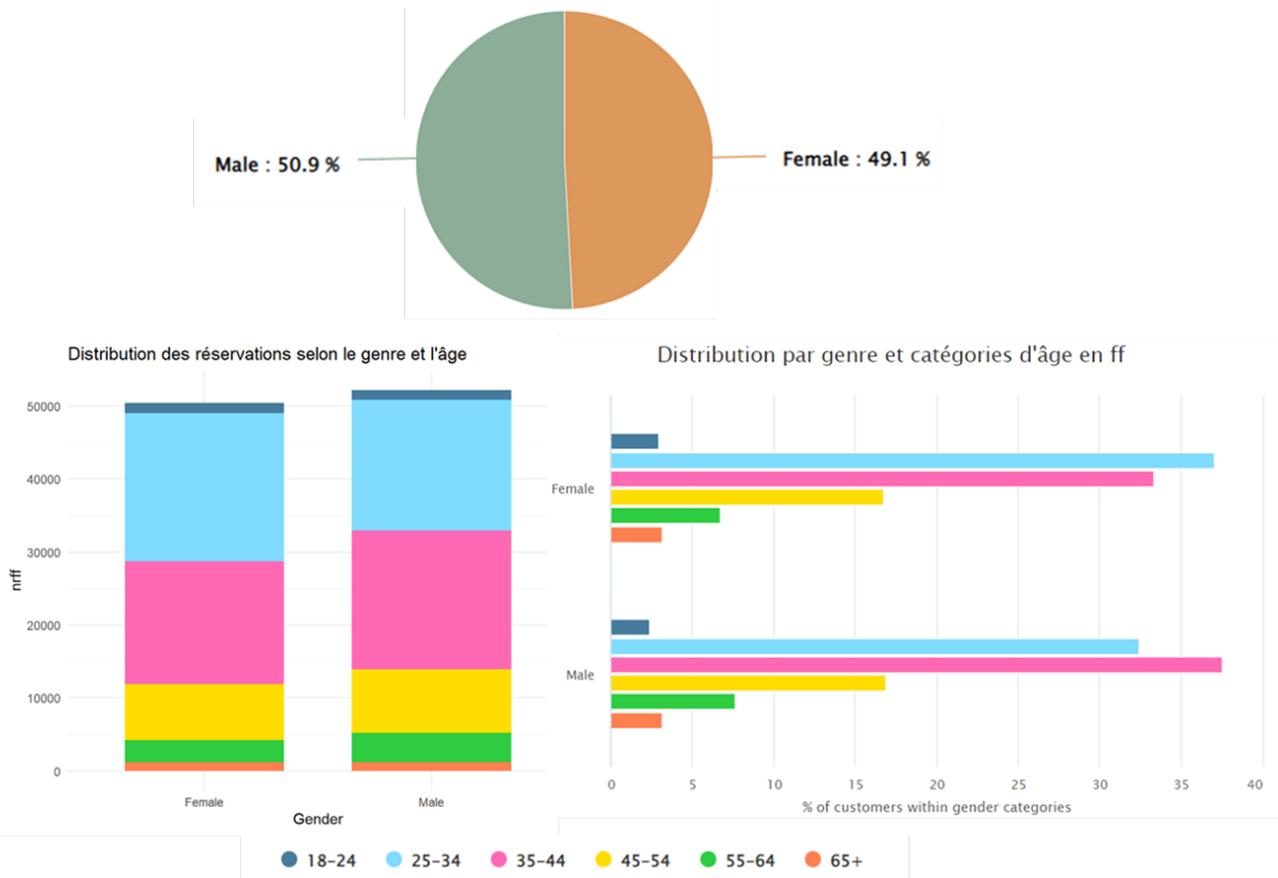


FIGURE 1.24 – Présentation de l'échantillon basé station

Ici on peut voir une différence par rapport au basé station où la proportion de femmes(+) est plus élevée que la proportion de 35-24ans. Les jeunes femmes(+) utilisent en plus grand nombre le service flex.

Distance

	Distance Semaine (moyenne totale)		Distance Samedi (moyenne totale)		Distance Dimanche (moyenne totale)	
Genre	3.54e-05 ***	1.02e-05 ***	0.477	0.0357 *	0.0117 *	8.48e-05 ***
Catégorie d'âge	0.260	0.00263 **	0.023 *	0.0497 *	0.1425	0.1091
Genre & Catégorie d'âge	0.134	0.03411 *	0.736	0.1794	0.0155 *	0.0072 **

FIGURE 1.25 – Test Anova sur la distance en FFCS

Le genre a une forte significativité sur la distance moyenne et totale parcourue en semaine. En

moyenne les hommes(+) conduisent 3km de plus que les femmes(+) et 10 km de plus au totale (plus grande fréquence).

l'âge a un impact significatif sur la distance totale en semaine. Les tranches d'âge actives (25 à 64 ans) conduisent plus que les 18-24 ans et les plus de 65 ans chez les hommes(+). Chez les femmes(+), les 65+ conduisent moins que les 35-64 ans et les 18-34 ans conduisent plus que le reste.

Impact moyennement significatif de l'interaction genre âge sur la distance totale en semaine. Dans la catégorie d'âge 18 à 24 ans, les femmes conduisent en moyenne 25% de plus que les hommes et au total environ 20%. Cette tendance s'inverse pour toutes les catégories d'âge supérieures à 25 ans où les hommes conduisent en distance moyenne et totale plus que les femmes en particulier pour les 55-64 ans avec 22% de plus en distance moyenne et 26% en distance totale.

Le samedi, l'âge a un impact faiblement significatif sur les distances moyennes et totales parcourues. Chez les femmes l'ordre décroissant de la distance parcourue par catégorie d'âge est le suivant :

$$18-24\text{ans} > 35-44\text{ans} > 65+\text{ans} > 45-54\text{ans} > 25-34\text{ans} > 55-64\text{ans}.$$

Chez les hommes le même ordre décroissant va comme suit :

$$65+\text{ans} > 35-44\text{ans} > 45-54\text{ans} > 55-64\text{ans} > 25-34\text{ans}$$

Les jeunes femmes conduisent sur de plus longues distances que les jeunes hommes.

Le samedi, le genre a un impact faiblement significatif sur la distance totale parcourue avec 3% de plus pour les hommes(+).

Le dimanche, le genre a un impact fortement significatif sur la distance totale parcourue. Les hommes(+) conduisent en distance moyenne 10% de plus que les femmes (+) et 12% au total (plus grande fréquence d'utilisation sur la journée).

Le dimanche l'interaction âge et genre a un impact significatif sur la distance totale parcourue. La même tendance qu'en semaine est observée à ceci près que les femmes (+) de 18-24ans conduisent 2 fois plus que les hommes(+) en distance moyenne et en distance totale. Pour les 25-34ans, les hommes(+) parcourent 20% de plus, pour les 35-44ans les résultats sont presque égaux, pour les 45-54ans les hommes conduisent parcourent 20% de plus, pour les 55-64 ans ils parcourent 35% de plus et pour les 65+ ils parcourent 10% de plus.

Durée

	Durée Semaine (moyenne totale)		Durée Samedi (moyenne totale)		Durée Dimanche (moyenne totale)	
	Genre	0.040 *	0.015 *	0.932	0.414	0.9295
Catégorie d'âge	6.48e-12	3.28e-07	2.00e-12 ***	2.17e-09 ***	0.0414	0.308
Genre & Catégorie d'âge	0.568	0.330	0.593	0.350	0.4758	0.765

FIGURE 1.26 – Test Anova sur la durée en FFCS

L'âge a un impact fortement significatif en semaine et le samedi avec les mêmes tendances que précédemment. Ces tendances tendent à s'effacer le dimanche.

Le genre a un impact faiblement significatif sur la durée moyenne et totale parcourue en semaine. L'interaction genre âge n'a pas d'impact significatif sur la durée.

Heure d'emprunt du véhicule

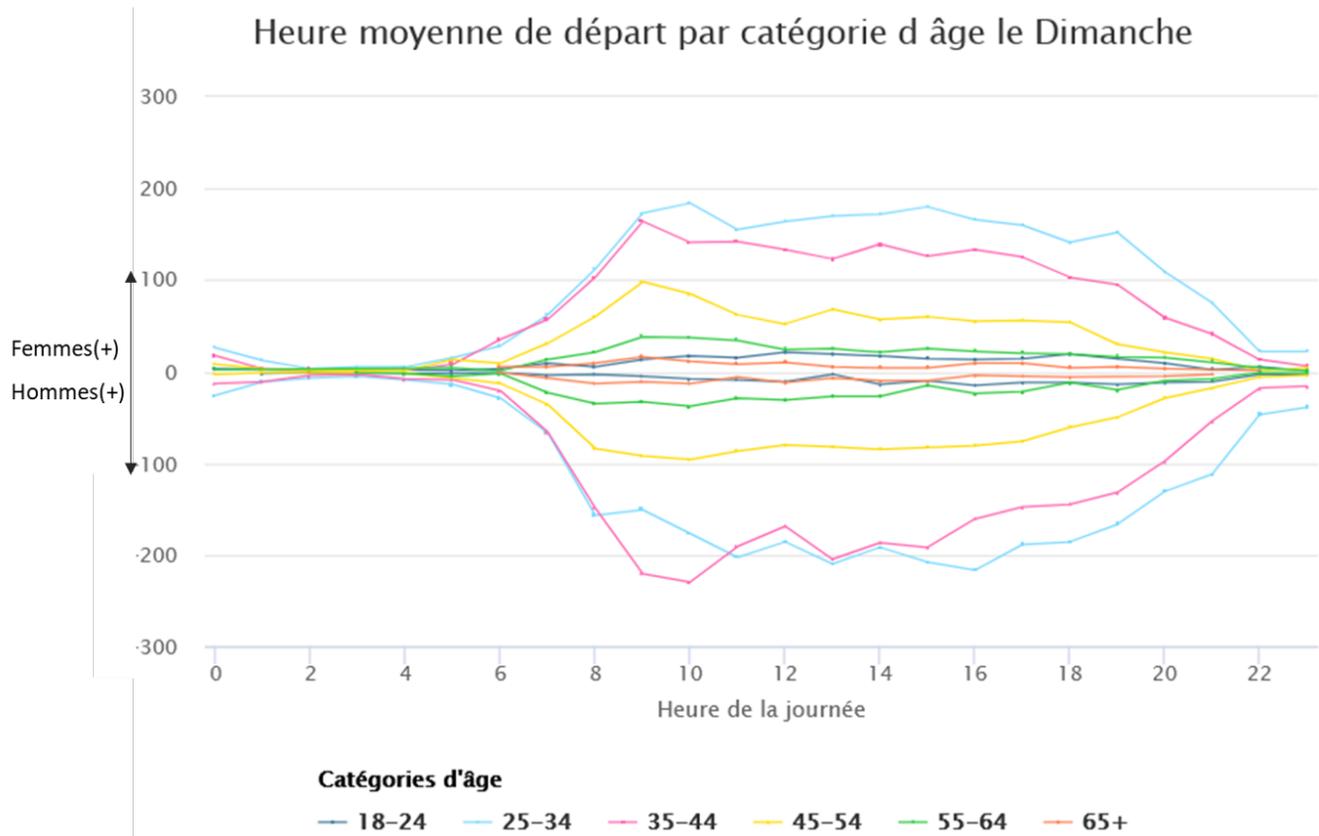


FIGURE 1.27 – Heures d'emprunt le dimanche en *Free Floating*

La forme des emprunts est très différente le dimanche et diffère également beaucoup du basé station. On note ici l'inversion en proportion des catégories d'âge chez les femmes(+) de 25 à 34ans.

	Heure d'emprunt Semaine	Heure d'emprunt Samedi	Heure d'emprunt Dimanche
Genre	1.40e-12 ***	0.454	0.950
Catégorie d'âge	2.00e-12 ***	<2e-16 ***	1.50e-14 ***
Genre & Catégorie d'âge	0.639	0.773	0.042 *

FIGURE 1.28 – Test Anova sur l'heure d'emprunt du véhicule en FFCS

Le genre a un impact très significatif sur l'heure d'emprunt de véhicule en semaine. Cependant il est difficile d'apprécier précisément cette disparité étant donnée la discrétisation horaire des données. Le graphique ci-dessous est plus explicite. Les hommes(+) réservent plus tôt que les femmes (+) (20 min plus tôt en moyenne).

L'âge a un impact très significatif sur l'heure d'emprunt de véhicule en semaine. Plus les usagers sont âgés et plus l'emprunt se fait tôt dans la journée.

L'interaction âge genre a un impact faiblement significatif sur l'heure d'emprunt du véhicule le dimanche. Les catégories d'âge 18-24 ans et 55-64 ans sont les plus intéressantes. Les femmes(+) entre 18 et 24 ans empruntent le véhicule plus tôt que les hommes(+) du même âge (1h plus tôt). Pour les 55-64 ans, les hommes(+) empruntent des véhicules 30 minutes plus tôt.

1.4 Conclusion

Si au global les comportements de mobilité partagée au sein des données Communauto paraissent ne pas être affectés outre mesure par le genre de ses usagers, les conclusions émergentes révèlent des dissemblances notoires entre les deux catégories de services, tout en attestant des dynamiques substantielles selon le genre, l'âge et le jour de la semaine.

Les 25 à 44 ans sont les plus nombreux à utiliser le service tandis que les 65 ans et plus l'utilisent moins mais plus tôt dans la journée.

Les hommes(+) de plus de 25 ans conduisent en général sur de plus grandes distances que les femmes(+) de leurs catégories d'âge.

Le comportement des jeunes femmes(+) de 18 à 24 ans se démarque également par rapport aux plus âgées et à leurs homologues masculins du même âge. Ce comportement est contraire à presque toutes les autres observations avec des emprunts plus tôt dans la journée et plus longs en distance.

Le genre a plus d'impact en général au sein du service flex que basé station. Le genre a plus d'impact en semaine qu'en fin de semaine. Le genre a plus d'impact sur les comportements de mobilité partagée le dimanche que le samedi.

Limites et perspectives

Plusieurs limites s'opposent à la méthodologie. La catégorisation est plutôt partielle. Certains forfaits sont des forfaits familiaux et on ne sait pas exactement qui conduit, certaines réservations s'étendent sur plusieurs jours, les données sont agrégées notamment via les moyennes et l'élaboration de jours "moyens". Même en supprimant les données aberrantes, certaines réservations de longue durée ou sur une grande distance rendent moins robuste l'analyse.

Un certain nombre de perspectives intéressantes émergent également. Il serait intéressant de mener cette méthodologie sur d'autres variables comme le nombre de déplacements différents par réservation, les heures de rendu des véhicules, ou encore d'ajouter des éléments pour caractériser les catégories comme le lieu de résidence.

Il faudrait aussi appliquer le code sur des périodes plus longues ce qui permettrait une analyse encore plus proche de la réalité et de comparer différentes périodes comme l'hiver et l'été, l'avant et après COVID ou tout simplement d'une année sur l'autre pour identifier comment ces tendances évoluent avec le service de Communauto.

Bibliographie

- [1] Ankit Kumar Yadav Aditya Saxena. Investigating the impact of gender and work profile on attribute importance for mode choice : A multi-criteria decision-making approach. *Case Studies on Transport Policy, Volume 12*, 2023.
- [2] M. Alonso-Almeida. Carsharing : another gender issue? drivers of carsharing usage among women and relationship to perceived value. *Travel behaviour and society*, 2019.
- [3] Pirra M. Carboni A. Chicco, A. Preliminary investigation of women car sharing perceptions through a machine learning approach. *HCI International 2020 - Posters. HCII 2020. Communications in Computer and Information Science, vol 1224. Springer*, 2020.
- [4] Sánchez de Madariaga I. Exploratory analysis of mobility of care in montreal, canada. *In Fair Shared Cities : The Impact of Gender Planning in Europe (M. Roberts ed.)*, Routledge, London, 2013.
- [5] J. Dill. Are shared vehicles shared by all? a review of equity and vehicle sharing. *Journal of Planning Literature*, 2021.
- [6] L. Dobbs. Wedded to the car : Women, employment and the importance of private transport. *Transport Policy 12(3) :266-278*, 2005.
- [7] Levinson D. Diab E. Boisjoly G. Verbich D. Loong C. El-Geneidy, A. The cost of equity : Assessing transit accessibility and social disparity using total travel cost. *Transp. Res. A Policy Pract. 91, 302-316.*, 2016.
- [8] M. Tignor E.S. Poloczanska K. Mintenbeck A. Alegría M. Craig S. Langsdorf S. Löschke V. Möller A. Okem B. Rama (eds.) H.-O. Pörtner, D.C. Roberts. Climate change 2022 : Impacts, adaptation, and vulnerability. contribution of working group ii to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change. *IPCC Cambridge University Press. Cambridge University Press, Cambridge, UK and New York, NY, USA, 3056 pp*, 2022.
- [9] Schellenberg G. Heisz, A. Public transit use among immigrants. *Can. J. Urban Res. 13 (1), 170-191*, 2004.
- [10] Golub A. Karner, A. Comparison of two common approaches to public transit service equity evaluation. *Transp. Res. Rec. 2531, 170-179*, 2015.
- [11] I. Kawgan-Kagan. Are women greener than men? a preference analysis of women and men from major german cities over sustainable urban mobility. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives Volume 8, November 2020, 100236*, 2015.
- [12] Popp M. Kawgan-Kagan, I. Sustainability and gender : a mixed-method analysis of urban women's mode choice with particular consideration of e-carsharing. *Transportation Research Procedia Volume 31, Pages 146-159*, 2018.
- [13] Dwayne Manaugh Kevin. Linovski, Orly Baker. Equity in practice? evaluations of equity in planning for bus rapid transit. *Transportation Research Part A : Policy and Practice. 113. 75-87.*, 2018.

- [14] T. Litman. Evaluating transportation equity : Guidance for incorporating distributional impacts in transportation. *Victoria Transport Policy Institute, Victoria, BC, Canada*, 2016.
- [15] Badami And M.G. El-Geneidy A.M. Manaugh, K. Integrating social equity into urban transportation planning : a critical evaluation of equity objectives and measures in transportation plans in north america. *Transp. Policy* 37, 167–176, 2015.
- [16] W. et A. Acker Ng. Understanding urban travel behaviour by gender for efficient and equitable transport policies,. *Documents de travail du Forum international des transports, n° 2018/01, Edition OCDE, Paris*, 2018.
- [17] J. David Porte Phillip R. Carleton. A comparative analysis of the challenges in measuring transit equity : definitions, interpretations, and limitations. 2018.
- [18] Gkritza K. Fricker J. Pyrialakou, V. Accessibility, mobility, and realized travel behavior : Assessing transport disadvantage from a policy perspective. *J. Transp. Geogr.* 51, 252–269, 2016.
- [19] Fournier J. El-Geneidy A. Ravensbergen, L. Exploratory analysis of mobility of care in montreal, canada. *Transportation Research Record*, 2677(1), 1499–1509., 2023.
- [20] Xia J. Currie G. Ricciardi, A. Exploring public transport equity between separate disadvantaged cohorts : a case study in perth, australia. *J. Transp. Geogr.* 43, 111–122., 2015.
- [21] P. Jittrapirom S. Boonsiripant and W. Poonnasee. Cluster analysis of carsharing users' behavior in bangkok, a highly motorized and developing city. *Forum on Integrated and Sustainable Transportation Systems (FISTS), Delft, Netherlands*, 2020.
- [22] Holz-Rau C. Scheiner, J. Women's complex daily lives : a gendered look at trip chaining and activity pattern entropy in germany. *Transportation* 44, 117–138, 2017.
- [23] Chan-N.D. Micheaux Shaheen, S.A. One-way carsharing's evolution and operator perspectives from the americas. *Transportation* 42, 519–536, 2015.
- [24] Cohen Adam P. Shaheen Susan A. Carsharing and personal vehicle services : Worldwide market developments and emerging trends. *J. Transp. Geogr.* 51, 252–269., 2013.
- [25] Jones P. Lucas K.-Aldridge M. Wixey, S. Measuring accessibility as experienced by different socially disadvantaged groups, working paper 2 : Social groups user needs survey findings. *Social Research in Transport (SORT) Clearinghouse*, 2005.