



Titre: Perspectives sur les impacts de la modification significative des services de transport en commun sur la mobilité
Title:

Auteur: Amandine Goracy
Author:

Date: 2025

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Goracy, A. (2025). Perspectives sur les impacts de la modification significative des services de transport en commun sur la mobilité [Master's thesis, Polytechnique Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/72084/>
Citation:

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

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/72084/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Catherine Morency
Advisors:

Programme: Génie civil
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Perspectives sur les impacts de la modification significative des services de
transport en commun sur la mobilité**

AMANDINE GORACY

Département des génies civil, géologique et des mines

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

Génie civil

Décembre 2025

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

Perspectives sur les impacts de la modification significative des services de transport en commun sur la mobilité

présenté par **Amandine GORACY**

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

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

Geneviève BOISJOLY, présidente du jury

Catherine MORENCY, membre et directrice de recherche

Martin TREPANIER, membre du jury

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier ma directrice de recherche, Catherine Morency, de m'avoir permis de travailler sur ce projet si intéressant. Ses enseignements, ses conseils et ses idées font fructifier des projets pertinents qui bénéficient à la compréhension de la mobilité urbaine. Merci pour ce dynamisme et cette motivation.

Merci aux associé.es de recherche de la Chaire Mobilité, pour votre disponibilité et vos conseils qui ont eu un impact considérable sur l'avancée du projet.

La réalisation de ce projet n'aurait pas été possible sans le soutien financier des partenaires de la Chaire Mobilité. De ce fait, je souhaite remercier la Ville de Montréal, la Société de transport de Montréal (STM), l'Autorité Régionale de Transport Métropolitain (ARTM), exo (Réseau de transport métropolitain), le ministère des Transports et de la Mobilité durable (MTMD) et la Ville de Québec.

Je remercie également mes ami.es de Montréal et de France pour leur soutien, les moments si enrichissants à discuter et étudier ensemble. Merci aux collègues du Stella Pizzeria pour l'attention particulière portée à l'évolution du projet.

Merci à mes collègues (slay) à la maîtrise, notamment et dans aucun ordre particulier Alicia Brodeur, Mathilde Zanolini, Émilie Savard, Antoine Laporte, Alexandre Brunet, Loïc Miara, Mehdi Hamdaoui, Nicolas Charron, Paul Charbonneau, Simon Brassard et Jérémie Bolduc. Vos noms ont clairement leur place dans ce mémoire. Le local B.330 aux murs beiges n'aurait pas eu cette si belle énergie sans vous.

Un grand remerciement à mes colocataires, Laetitia, Marthe, Emmie et Amanda, qui ont ensoleillé mon quotidien durant ces deux années de maîtrise.

Enfin, le plus attentionné des remerciements à ma sœur, Laurine, et mes parents, Fabienne et Eric. Merci de me soutenir dans tous les projets entrepris depuis 26 ans, même depuis l'Outre-Atlantique.

RÉSUMÉ

Dans un contexte de transition vers des mobilités plus résilientes, le développement du transport en commun occupe une place stratégique. Comprendre comment les variations du service influencent la demande est essentiel pour appuyer la planification des réseaux. Ainsi un point important est de pouvoir mesurer les impacts de l'ajout de corridors structurants de transport en commun qui ne sont pas des modifications « à la marge ». Toutefois, mesurer ces impacts demeure une tâche complexe, tant en raison de la difficulté à évaluer les niveaux d'offre et de demande. La question de l'élasticité de la demande par rapport à une modification significative des services, notamment, pose un défi méthodologique majeur. Ce concept exige des approches intégrées combinant analyse spatiale, statistique et comportementale. L'objectif de ce mémoire est donc de proposer une méthodologie d'évaluation des impacts d'un changement dans l'offre du transport en commun sur les comportements de mobilité. La grande région de Montréal est utilisée comme étude de cas, en 2013 et 2018.

L'approche développée repose sur l'analyse conjointe de l'offre et de la demande à travers deux grands ensembles de données. D'un côté, les enquêtes Origine-Destination de 2013 et 2018 décrivent les comportements types de déplacements à travers des questionnaires renseignant les motifs, les modes de transport utilisés, les heures de départ, les caractéristiques socio-démographiques des individus. Ces enquêtes permettent ainsi de reconstituer la demande observée et d'estimer la part modale du transport collectif à différentes échelles spatiales. De l'autre, les données GTFS (General Transit Feed Specification) fournissent une description détaillée et standardisée de l'offre du transport collectif, incluant les horaires planifiés, les itinéraires, les arrêts et les correspondances. Ces données permettent de modéliser les temps de parcours planifiés en transport en commun pour différentes années et plages horaires, et d'en déduire les variations spatio-temporelles de l'offre. Une étude préalable aux analyses de l'offre et de la demande sur le choix de la plage horaire est présentée. Des tests de Kruskal-Wallis sont effectués sur 57 combinaisons horaires différentes afin de sélectionner la base de données statistiquement adéquate pour l'étude. Les déplacements sont agrégés par secteurs municipaux afin d'obtenir des matrices de temps de parcours et de parts modales en transport en commun comparables dans le temps. La modification significative de l'offre en transport en commun est mesurée à partir des variations de temps total de trajet, tandis que l'impact sur la demande est représenté par l'évolution de la part modale du transport collectif. Afin de distinguer les cas de bonification, stabilité et détérioration

dans l'analyse de l'offre et de la demande, une approche à double critère est mise en place : d'une part, un critère statistique afin de savoir si la différence de la variable étudiée entre 2013 et 2018 est significative et d'autre part, un critère mathématique, afin de savoir si cette différence relève de l'amélioration ou de la détérioration.

Les analyses ont permis de classer les déplacements agrégés par secteurs municipaux et d'identifier des seuils moyens de changements significatifs dans l'offre, en distinguant les secteurs où le service de transport en commun s'est amélioré, est demeuré stable ou s'est détérioré. D'une part, les paires sectorielles où le service s'est amélioré entre 2013 et 2018 représentent 4,1% de l'ensemble des paires de l'étude, avec une variation de la moyenne des temps totaux de trajet des paires sectorielles d'en moyenne 10 minutes. Aussi, la moyenne des temps totaux de trajet des paires origine destination classées comme bonifiées entre 2013 et 2018 passe de 39 minutes et demie à 36 minutes. D'autre part, les paires sectorielles où le service s'est détérioré entre 2013 et 2018 représentent 5,9% de l'ensemble des paires de l'étude, avec une variation de la moyenne des temps totaux de trajet d'en moyenne 9 minutes et demie. Aussi, la moyenne des temps totaux de trajet des paires origine destination classées comme détériorées entre 2013 et 2018 passe de 37 minutes et demie à 41 minutes.

Du côté de la demande, 23,7% des paires sectorielles de l'étude sont classées comme avec une part modale en transport en commun augmentée significativement et 27,7% comme diminuée significativement. Des études plus précises sur les paires aux évolutions de part modale de plus de 25 points entre 2013 et 2018 expliquent ces changements en raison de modifications socio-démographiques propres aux secteurs ciblés. Après, une étude des évolutions de la part modale selon les profils socio-démographiques (âge, statut d'activité, motorisation) et les motifs de déplacement a été implémentée afin de sélectionner des variables pertinentes selon un critère statistique et un critère de cohérence pour l'analyse croisée.

La mise en relation des deux dimensions, via un modèle explicatif linéaire pondéré puis une forêt aléatoire, a permis de mettre en avant des corrélations entre plusieurs variables explicatives. Les résultats indiquent que la variation du temps total de trajet est corrélée à la variation de la part modale du transport collectif, mais que son effet est modulé par des variables socio-démographiques. Les modèles non linéaires révèlent l'existence d'effets seuils et de saturation.

En définitive, cette recherche propose un cadre méthodologique visant à éclairer des perspectives sur le lien de causalité entre l'évolution de l'offre de transport collectif et les comportements de mobilité dans la grande région Montréal, à partir des données GTFS et des enquêtes Origine-Destination de 2013 et 2018. Malgré certaines limites liées à la disponibilité et à la granularité des données, l'approche adoptée a permis de dégager plusieurs caractéristiques. Les modèles estimés (linéaire pondéré et non linéaire de type forêt aléatoire) mettent en évidence l'existence d'effets seuils et asymétriques : les améliorations de service n'engendrent des gains significatifs de part modale qu'au-delà d'un certain seuil, tandis que les détériorations produisent des effets négatifs plus marqués. Ces résultats confirment que les variations d'offre n'agissent pas de façon indépendante, mais interagissent avec des facteurs socio-démographiques et spatiaux tels que la motorisation ou le statut d'activité. Ce travail, bien que fondé sur une approche agrégée et limitée à la période pré-Covid, ouvre la voie à des analyses futures intégrant des modèles spatiaux, des données post-pandémie et des approches comportementales désagrégées, afin de mieux déceler les dynamiques de sensibilité de l'offre et de la demande.

ABSTRACT

In a context of transition to more resilient mobility, the development of public transit plays a strategic role. Understanding how service variations influence demand is essential to support network planning. It is important to be able to measure the impacts of adding structuring public transit corridors that are not “marginal” changes. However, measuring these impacts remains a complex task, due to the difficulty of characterizing and quantifying supply and demand levels. The issue of demand elasticity in relation to a significant change in services poses a methodological challenge. This concept requires integrated approaches combining spatial, statistical, and behavioral analysis. Thus, the objective of this master is to propose a methodology for assessing the impacts of a change in public transit supply on mobility behaviors. The Greater Montreal area is used as a case study, in 2013 and 2018.

The approach developed is based on a joint analysis of supply and demand using two large data sets. On the one hand, the 2013 and 2018 Origin-Destination surveys describe typical travel behaviors through questionnaires that provide information on reasons for travel, modes of transport used, departure times, and the socio-demographic characteristics of individuals. These surveys make it possible to reconstruct observed demand and estimate the modal share of public transport at different spatial scales. On the other hand, GTFS (General Transit Feed Specification) data provide a detailed and standardized description of public transport supply, including scheduled timetables, routes, stops, and connections. This data can be used to model theoretical travel times on public transport for different years and time slots, and to deduce spatio-temporal variations in supply. A preliminary study of supply and demand for the choice of time slot is presented. Kruskal-Wallis tests are performed on 57 different time combinations in order to select the statistically appropriate database for the study. Trips are aggregated by municipal sectors in order to obtain matrices of travel times and modal shares for public transport that are comparable over time. Significant changes in public transit supply are measured based on variations in total travel time, while the impact on demand is represented by changes in the modal share of public transit. In order to distinguish between cases of improvement, stability, and deterioration in the analysis of supply and demand, a dual-criterion approach is used: on the one hand, a statistical criterion to determine whether the difference in the variable studied between 2013 and 2018 is significant and, on the other hand, a mathematical criterion to determine whether this difference represents an improvement or a deterioration.

The analyses made it possible to classify aggregate trips by municipal sector and identify average thresholds for significant changes in supply, distinguishing between sectors where public transit service improved, remained stable, or deteriorated. On the one hand, sector pairs where service improved between 2013 and 2018 represent 4.1% of all pairs in the study, with an average variation in total travel times for sector pairs of 10 minutes for these pairs. Also, the average total travel time for origin-destination pairs classified as improved between 2013 and 2018 decreased from 39.5 minutes to 36 minutes. On the other hand, sector pairs where service deteriorated between 2013 and 2018 represent 5.9% of all pairs in the study, with an average variation in total travel time for sector pairs of 9.5 minutes for these pairs. Also, the average total travel time for origin-destination pairs classified as deteriorated between 2013 and 2018 increased from 37.5 minutes to 41 minutes.

On the demand side, 23.7% of the sector pairs in the study are classified as having a significantly increased modal share in public transport and 27.7% as having a significantly decreased modal share. More detailed studies of pairs with modal share changes of more than 25 points between 2013 and 2018 explain these changes as being due to socio-demographic changes specific to the targeted sectors. Next, a study of changes in modal share according to socio-demographic profiles (age, employment status, motorization) and reasons for travel was carried out in order to select relevant variables according to statistical and consistency criteria for cross-analysis.

Linking the two dimensions, using a weighted linear explanatory model followed by a random forest, revealed correlations between several explanatory variables. The results indicate that the variation in total travel time is correlated with the variation in the modal share of public transport, but that its effect is modulated by socio-demographic variables. Nonlinear models reveal the existence of threshold and saturation effects.

Ultimately, this research proposes a methodological framework for assessing the causal link between changes in public transportation supply and mobility behaviors in the Greater Montreal area, based on GTFS data and Origin-Destination surveys from 2013 and 2018. Despite certain limitations related to data availability and granularity, the approach adopted revealed several characteristics. The estimated models (weighted linear and nonlinear random forest) highlight the existence of threshold and asymmetric effects: service improvements only generate significant modal share gains above a certain threshold, while deteriorations produce more pronounced negative effects. These results confirm that changes in supply do not act in isolation, but interact

with socio-demographic and spatial factors such as motorization and employment status. Although based on an aggregate approach and limited to the pre-COVID period, this work paves the way for future analyses incorporating spatial models, post-pandemic data, and disaggregated behavioral approaches to better identify the dynamics of supply and demand sensitivity.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	III
RÉSUMÉ.....	IV
ABSTRACT	VII
LISTE DES TABLEAUX.....	XIV
LISTE DES FIGURES.....	XVI
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XX
LISTE DES ANNEXES.....	XXI
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
1.1 Problématique.....	1
1.2 Objectif de recherche	2
1.3 Enjeux de recherche	3
1.4 Structure du mémoire	4
CHAPITRE 2 ÉTAT DES CONNAISSANCES	5
2.1 Seuil de modification de l’offre de transport en commun.....	5
2.1.1 Définition opérationnelle d’une « modification significative »	5
2.1.2 Méthodologies empiriques pour définir des seuils.....	6
2.2 Impacts sur la demande et les comportements de mobilité.....	6
2.2.1 Indicateurs de mesures d’impact	7
2.2.2 Approches d’identification causale	7
2.2.3 Facteurs modérateurs.....	8
2.3 Élasticité de la demande.....	8
2.3.1 Définitions – types d’élasticités	8
2.3.2 Valeurs d’élasticités	9

2.3.3	Méthodes d'estimation	10
2.4	Modèles explicatifs	11
2.4.1	Modèle explicatif linéaire.....	11
2.4.2	Modèle explicatif non linéaire.....	12
2.5	Tests de significativité statistique	12
2.6	Synthèse et limites de la littérature	14
CHAPITRE 3	METHODOLOGIE	15
3.1	Méthodologie générale.....	15
3.2	Enquêtes Origine-Destination 2013 et 2018	17
3.3	Simulation des déplacements	17
3.4	Préparation des données pour l'analyse de l'offre	18
3.4.1	Choix méthodologiques : données et résolution spatiale	18
3.4.2	Préparation des données : agrégation des paires OD	19
3.4.4	Significativité des paires aux variations d'offre de transport.....	24
3.4.5	Analyse de la modification significative de l'offre : résumé graphique	24
3.5	Préparation des données pour l'analyse de la demande	26
3.5.1	Choix méthodologiques : données et résolution spatiale	26
3.5.2	Préparation des données : agrégation des paires OD et calculs	27
3.5.3	Test de signification statistique de la variation	29
3.5.4	Seuil de modification de la part modale en transport en commun.....	31
3.5.5	Variables socio-démographiques : comportements selon l'évolution de la part modale TC	31
3.5.6	Analyse de la demande : résumé graphique	33
3.6	Analyse croisée de l'offre et de la demande	33
3.6.1	Préparation des données et vérification de la variabilité.....	34

3.6.2	Corrélation des variables explicatives.....	34
3.6.3	Standardisation.....	34
3.6.4	Modèle explicatif linéaire pondéré.....	35
3.6.5	Modèle explicatif non linéaire – forêt aléatoire	36
3.6.6	Synthèse de l’analyse croisée.....	36
CHAPITRE 4 ANALYSE DE L’OFFRE ET DE LA DEMANDE		38
4.1	Période d’étude ciblée pour les analyses.....	38
4.2	Analyse de l’offre du transport collectif entre 2013 et 2018.....	40
4.2.1	Définition de l’offre et variables d’intérêt.....	40
4.2.2	Sensibilité de la demande théorique simulée	41
4.2.3	Agrégation des demi-heures simulées : significativité.....	42
4.2.4	Sélection des heures théoriques de départ pour l’étude	46
4.2.5	Modification de l’offre	47
4.2.6	Observations de l’étalement des paires par tendance.....	50
4.3	Analyse des comportements de mobilité.....	59
4.3.1	Période d’étude.....	59
4.3.2	Variables d’intérêt	61
4.3.3	Modification de la part modale en transport en commun.....	62
4.3.4	Évolution de la variation de la part modale TC	70
4.3.5	Évolutions des comportements des variables d’intérêt	77
4.3.6	Synthèse	85
CHAPITRE 5 ANALYSE CROISÉE.....		86
5.1	Construction des variables explicatives et variabilité	86
5.1.1	Variable dépendante.....	86

5.1.2	Variables explicatives indépendantes.....	86
5.2	Contrôle des variables sélectionnés – Matrice de corrélation	88
5.3	Standardisation des variables explicatives	89
5.4	Modèle explicatif linéaire.....	90
5.4.1	Régression linéaire multivariée WLS pondérée.....	90
5.4.2	Test de robustesse : seuil minimal.....	92
5.5	Modèle explicatif non linéaire – forêt aléatoire	93
5.5.1	Forêt aléatoire – Importances des variables	93
5.5.2	Effets partiels du modèle de forêt aléatoire.....	95
CHAPITRE 6	CONCLUSION	100
6.1	Rappel du contenu et des contributions.....	100
6.2	Limites de la recherche	101
6.3	Perspectives de recherche.....	102
RÉFÉRENCES.....		104
ANNEXE		107

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2-1 : Principales élasticités modales observées dans la littérature	10
Tableau 2-2 : Significativité des résultats : tests et approches statistiques possibles	13
Tableau 3-1 : Matrices sectorielles des statistiques de temps de trajet 2013 et 2018 : moyenne, médiane, écart-type	23
Tableau 3-2 : Matrices sectorielles des statistiques de parts modales pondérées 2013 et 2018 : moyenne, médiane, écart-type.....	29
Tableau 3-3 : Significativité de la variation de la part modale TC : tests statistiques possibles...	29
Tableau 3-4 : Variables socio-démographiques testées pour le modèle explicatif	32
Tableau 4-1 : Paires sectorielles considérées pour l'étude sensible de la demande théorique	41
Tableau 4-2 : Caractéristiques statistiques utilisées pour l'étude significative.....	42
Tableau 4-3 : Répartition des paires sectorielles par catégorie d'évolution	48
Tableau 4-4 : Statistiques des paires OD en amélioration – Départs simulés à 8h00	52
Tableau 4-5 : Statistiques des paires OD en détérioration – Départs simulés à 8h00.....	57
Tableau 4-6 : Résultats des tests de Kruskal Wallis appliqués aux parts modales pondérées TC sur la pointe du matin.....	61
Tableau 4-7 : Variables d'intérêts	62
Tableau 4-8 : Statistiques des distributions sectorielles des parts modales TC pondérées	64
Tableau 4-9 : Quantiles de la distribution de la variation de la part modale TC	65
Tableau 4-10 : Statistiques de la distribution de la variation de la part modale TC	65
Tableau 4-11 : Évolutions de variables socio-démographiques pour les paires sectorielles à forte évolution de la part modale TC entre 2013 et 2018	73
Tableau 4-12 : Résultats statistiques des tests de sensibilité.....	76
Tableau 5-1 : Variables explicatives de l'offre TC.....	87
Tableau 5-2 : Variables explicatives socio-démographiques	88

Tableau 5-3 : Variables explicatives considérées pour les modèles explicatifs.....	90
Tableau 5-4 : Statistiques des régressions linéaires WLS pondérées par tendance	91
Tableau 5-5 : Coefficients dans les modèles de forêts aléatoires.....	94
Tableau 5-6 : Interprétation des effets partiels du modèle global	96
Tableau 5-7 : Interprétation des effets partiels du modèle Amélioration.....	97
Tableau 5-8 : Interprétation des effets partiels du modèle Détérioration.....	99

LISTE DES FIGURES

Figure 3-1 : Description de la base de données pour l'étude	16
Figure 3-2 : Schéma de la méthodologie générale	16
Figure 3-3 : Choix méthodologiques pour l'analyse de l'offre	19
Figure 3-4 : Principe d'agrégation des paires OD en paires sectorielles : analyse de l'offre	21
Figure 3-5 : Principe de sélection d'une plage horaire significative pour l'étude.....	22
Figure 3-6 : Méthodologie globale de l'analyse de l'offre de transport en commun entre 2013 et 2018	25
Figure 3-7 : Choix méthodologiques pour l'analyse de la demande	27
Figure 3-8 : Principe d'agrégation des paires OD en paires sectorielles : analyse de la demande	28
Figure 3-9 Méthodologie globale pour l'analyse de la demande.....	33
Figure 3-10 : Méthodologie globale de l'analyse croisée	37
Figure 4-1 : Distribution des déplacements pondérés	39
Figure 4-2 : Distribution des déplacements pondérés - Comparaison 2013 et 2018.....	40
Figure 4-3 : Distribution sur les demi-heures de la pointe du matin des temps totaux de trajet - Paire sectorielle 101-107	43
Figure 4-4 : Distribution sur les demi-heures de la pointe du matin des temps totaux de trajet - Paire sectorielle 302-301	43
Figure 4-5 : Cartes de chaleur des p-values moyennes (2013-2018)	44
Figure 4-6 : Distributions des proportions d'OD non significativement différentes par combinaison horaire (2013-2018).....	45
Figure 4-7 : Proportions moyennes de similarités significatives avec intervalle de confiance à 95%	46
Figure 4-8 : Distribution des déplacements pondérés - Pointe du matin (6h-9h) - Comparaison 2013 vs 2018	47

Figure 4-9 : Distributions des variations moyennes sectorielles des temps totaux de trajet pour les catégories Amélioration et Détérioration	49
Figure 4-10 : Boîtes à moustaches des variations sectorielles moyennes des temps totaux de trajet entre 2013 et 2018 - Départs simulés à 8h00 - Par catégorie d'évolution	50
Figure 4-11 : Comparaison 2013 vs 2018 - Temps total de parcours (minutes) – Paires OD simulés à 8h00 en amélioration	52
Figure 4-12 : Rapport distance vol d'oiseau /temps total de trajet - Nuages de points – Paires OD en amélioration – Départs simulés à 8h00	54
Figure 4-13 : Rapport distance vol d'oiseau/temps total de trajet - Variation des densités 2013 vs 2018 - Paires OD en amélioration - Départs simulés à 8h00	55
Figure 4-14 : Comparaison 2013 vs 2018 - Temps total de parcours (minutes) – Paires OD simulés à 8h00 en détérioration.....	56
Figure 4-15 : Rapport distance vol d'oiseau /temps total de trajet - Nuages de points – Paires OD en détérioration – Départs simulés à 8h00	58
Figure 4-16 : Rapport distance vol d'oiseau/temps total de trajet - Variation des densités 2013 vs 2018 - Paires OD en détérioration - Départs simulés à 8h00	59
Figure 4-17 : Distribution part modale TC pondérée sur la pointe du matin - 2013.....	60
Figure 4-18 : Distribution part modale TC pondérée sur la pointe du matin - 2018.....	60
Figure 4-19 : Distributions sectorielles des parts modales TC pondérées 2013 et 2018	63
Figure 4-20 : Distribution de la variation de la part modale TC pondérée (2018 – 2013).....	65
Figure 4-21 : Distribution par catégories d'évolution des variations sectorielles significatives de la part modale TC.....	66
Figure 4-22 : Carte des paires sectorielles selon la tendance d'évolution de la part modale TC : non-significative	67
Figure 4-23 : Carte des paires sectorielles selon la tendance d'évolution de la part modale TC : augmentation	68

Figure 4-24 : Carte des paires sectorielles selon la tendance d'évolution de la part modale TC : diminution	69
Figure 4-25 : Paires sectorielles avec forte amélioration de la part modale TC (n=18)	71
Figure 4-26 : Paires sectorielles avec forte détérioration de la part modale TC (n=14)	72
Figure 4-27 : Sensibilité selon le seuil minimum d'observations fixés - 2013.....	75
Figure 4-28 : Sensibilité selon le seuil minimum d'observations fixés - 2018.....	75
Figure 4-29 : Distribution des motifs par tendance d'évolution de la part modale TC.....	78
Figure 4-30 : Distribution des modes de déplacement par tendance d'évolution de la part modale TC.....	79
Figure 4-31 : Distribution des statuts par tendance d'évolution de la part modale TC.....	80
Figure 4-32 : Distribution des âges par tendance d'évolution de la part modale TC.....	81
Figure 4-33 : Distribution des sexes par tendance d'évolution de la part modale TC	82
Figure 4-34 : Distribution des possessions de permis par tendance d'évolution de la part modale TC.....	83
Figure 4-35 : Distribution du nombre d'autos par logis par tendance d'évolution de la part modale TC.....	84
Figure 4-36 : Distribution du nombre de déplacements par tendance d'évolution de la part modale TC.....	85
Figure 5-1 : Matrice de corrélation des variables explicatives.....	89
Figure 5-2 : Comparaison des coefficients WLS pour les 3 sous-modèles considérés.....	92
Figure 5-3 : Tests de robustesse WLS selon le seuil minimal d'observations et le sous-modèle considéré.....	93
Figure 5-4 : Importance des variables dans les modèles de forêts aléatoires.....	94
Figure 5-5 : Effets partiels du modèle de forêt aléatoire – modèle global	96
Figure 5-6 : Effets partiels du modèle de forêt aléatoire – modèle Amélioration.....	97
Figure 5-7 : Effets partiels du modèle de forêt aléatoire – modèle Détérioration.....	98

Figure 6-1 : Résultats détaillés du modèle linéaire WLS : cas global.....	107
Figure 6-2 : Résultats détaillés du modèle linéaire WLS : cas amélioration	108
Figure 6-3 : Résultats détaillés du modèle linéaire WLS : cas détérioration	109

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

La liste des sigles et abréviations présente, dans l'ordre alphabétique, les sigles et les abréviations utilisés dans le mémoire ainsi que leur signification.

AC	Auto conducteur
AP	Autopartage
ARTM	Autorité Régionale de Transport Métropolitain
BS	Bus
GES	Gaz à effet de serre
GTFS	General Transit Feed Specification
KR	Kiss and Ride
MTMD	Ministère des Transports et de la Mobilité durable
MV	Marche Vélo
OD	Origine Destination
PDP	Partial Dependence Plot
PR	Park and Ride
STM	Société des Transports de Montréal
TC	Transport en commun
WLS	Weighted Least Squares

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE	107
--------------	-----

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

A Montréal, en 2024, le secteur des transports est le principal contributeur aux émissions de gaz à effet de serre -GES-, en comptabilisant 43.2% des émissions totales (Gouvernement du Québec, Ministère de l'Environnement de la lutte contre les changements climatiques, de la faune et des parcs, 2024). La politique québécoise de mobilité durable de 2018 fixe un objectif de carboneutralité du transport d'ici 2040 (Gouvernement du Québec, Ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l'Electrification des transports, 2018). Cela implique des changements significatifs dans le secteur des transports afin d'amorcer une transition nécessaire vers des modes de transport plus sobre en carbone, intégrés intelligemment sur le réseau et collectifs. Il est essentiel de réaliser cette transition pour atteindre l'objectif de carboneutralité. Une stratégie permettant de favoriser des changements dans les comportements de déplacement est d'améliorer l'offre de services de transports publics et de proposer plusieurs alternatives afin de se déplacer entre deux points. Parmi les modes de transport, le transport en commun est identifié comme un mode apte à provoquer un changement majeur dans les habitudes de déplacements, ainsi que la réduction du recours à l'auto-solo entraînant de ce fait une diminution des émissions de GES.

Afin de mieux comprendre comment le transport collectif peut contribuer à ces changements comportementaux, ce projet propose d'analyser et de mesurer les impacts d'un changement significatif de l'offre de transport sur une période de cinq ans. L'aire de la grande région de Montréal est utilisée comme étude de cas.

1.1 Problématique

Bien qu'il semble exister un consensus quant au rôle de l'amélioration des services de transport en commun pour induire des changements de comportements de mobilité, la relation entre l'évolution de l'offre et la réponse de la demande n'est pas entièrement caractérisée. L'ampleur nécessaire des modifications de service pour produire des effets observables sur les comportements reste mal définie, tout comme la manière dont ces effets interagissent avec d'autres déterminants de la mobilité.

En fait, toutes les variables ou indicateurs liés aux changements de comportements ne sont pas également prises en compte. Des analyses se concentrent sur des composantes spécifiques du service, tandis que d'autres intègrent des mesures plus globales du niveau de service. Cette

hétérogénéité complique l'identification de ce qui constitue réellement une modification significative de l'offre de transport en commun, au sens d'un changement suffisamment important pour influencer les choix modaux ou la structure des déplacements.

Aussi, l'évaluation des impacts sur les comportements de mobilité soulève des enjeux liés au choix des indicateurs de demande à analyser. Les évolutions peuvent se manifester à travers différentes variables (part modale, motifs, nombre de déplacements) qui ne se comportent pas nécessairement de manière homogène aux changements d'offre. A cela s'ajoute la question du niveau de résolution spatiale et temporelle des analyses, qui conditionne la capacité à détecter des effets localisés tout en assurant la robustesse statistique des résultats.

Enfin, les comportements de mobilité étant influencés par des facteurs exogènes à l'offre de transport en commun, tels que les caractéristiques socio-démographiques, la motorisation ou la structure urbaine, l'analyse des impacts de l'offre nécessite l'intégration de variables de contrôle afin de distinguer l'effet propre des modifications de service des autres caractéristiques contextuelles.

Ainsi, la problématique de ce mémoire s'inscrit dans la nécessité de structurer une approche méthodologique permettant de définir, mesurer et analyser de façon reproductible les modifications significatives de l'offre de transport en commun et les impacts sur les comportements de mobilité.

1.2 Objectif de recherche

Ce projet de recherche étudie la question de recherche suivante :

Considérant une modification significative d'un service de transport en commun, comment évaluer les impacts en résultants sur les comportements de mobilité ?

En d'autres termes, l'objectif est de développer une méthode permettant d'identifier et d'évaluer les liens entre l'offre de transport en commun et la demande -l'évolution du nombre de déplacements, du choix modal et de la matrice (structure spatiale) de déplacements.

Concernant l'offre de transport collectif, ce projet de recherche implique un sous-questionnement concernant la notion de modification significative du service de transport en commun : comment identifier une bonification ou une détérioration d'un service de transport en commun ? A partir de quel seuil temporel une modification de service est-elle considérée comme significative ? Cette notion de seuil est centrale dans ce projet.

Aussi, étudier les impacts sur les comportements de mobilité d'une modification significative de l'offre de transport en commun implique de travailler avec des variables élastiques dans l'espace et le temps. Ainsi, afin de pouvoir isoler l'effet d'une bonification du service des autres variables qui peuvent impacter la demande, il faut pouvoir comparer un ensemble qui a subi des changements d'offre à un autre ensemble qui n'en a pas subi. Cette notion de groupe de contrôle est souvent utilisée dans les modèles de causalité. Quel est le groupe de contrôle étudié dans la modification des comportements de mobilité ? Selon quels attributs l'analyse de la demande est-elle effectuée : la personne, le ménage, la destination, le déplacement ? Une partie de ce mémoire discutera des composantes méthodologiques impliquées dans l'examen de cette question de recherche.

Ainsi, deux objectifs de recherche sont soulevés dans ce projet :

- Caractériser et quantifier un changement significatif de l'offre de transport en commun, à partir de variations de temps de parcours planifiés, en identifiant des seuils permettant de distinguer les améliorations, les détériorations et les situations de stabilité du service.
- Analyser l'évolution de la demande de transport en commun entre deux périodes, à travers l'étude de la structure spatiale des déplacements et de la variation de la part modale du transport collectif, en tenant compte des caractéristiques socio-démographiques et des motifs de déplacement.

L'analyse repose sur une comparaison temporelle entre les années 2013 et 2018 dans la grande région de Montréal, en combinant des données d'enquêtes Origine-Destination et des données GTFS permettant de modéliser l'offre de transport collectif.

1.3 Enjeux de recherche

La méthodologie d'évaluation développée vise à répondre aux enjeux méthodologiques et analytiques suivants :

1. choisir les données adéquates ainsi que le niveau approprié de résolution spatiale et temporelle ;
2. identifier des impacts sur les comportements de mobilité pertinents et mesurables ;
3. étudier la modification significative de l'offre de transport en commun ;
4. étudier les évolutions comportementales de la demande ;

5. identifier des perspectives afin de comparer l'accessibilité théorique aux comportements observées sur le territoire d'étude ;
6. identifier de potentiels seuils temporels théoriques absolus et/ou relatifs de modification du service de transport en commun.

1.4 Structure du mémoire

Ce mémoire est composé de six chapitres. L'introduction permet de présenter l'importance et la pertinence du projet, met en lumière l'intérêt de cette recherche et précise les objectifs et enjeux fixés durant cette maîtrise. Le chapitre deux présente un état des connaissances sur les notions clefs gravitant autour des interactions entre l'offre de transport en commun et les comportements de mobilité. Les notions clefs présentées concernent le seuil de modification d'un service de transport en commun, la définition d'indicateurs de mobilité et les possibles modèles explicatifs pouvant être implémentés dans ce projet.

La troisième partie de ce mémoire décrit la démarche méthodologique employée au fil du projet afin de répondre aux objectifs de recherche. Le chapitre quatre se concentre sur les analyses de l'offre et de la demande, ciblant les secteurs géographiques aux modifications significatives sur une période de cinq ans et évaluant les potentielles évolutions par l'intermédiaire d'indicateurs étudiés dans le deuxième chapitre. Les résultats découlant de ces analyses sont ensuite croisés dans le cinquième chapitre pour modéliser les corrélations liant la modification de l'offre de transport collectif sur les comportements de mobilité. Enfin, le chapitre six sert de conclusion au mémoire. Les limites rencontrées durant la construction de ce projet, ainsi que les résultats obtenus y sont énumérées. Les perspectives d'application et de recherche sont de même proposées dans ce dernier paragraphe.

CHAPITRE 2 ÉTAT DES CONNAISSANCES

Ce chapitre propose une synthèse de l'état des connaissances à propos des thématiques abordées dans ce mémoire. L'objectif principal du chapitre est d'identifier les apports et les limites des travaux antérieurs, afin d'établir des bases du cadre théorique et empirique sur lequel s'appuie le projet. Cet état des connaissances présentera les principaux concepts, approches méthodologiques et résultats empiriques relatifs aux notions de modification de l'offre de transport en commun et d'évolution de la demande.

2.1 Seuil de modification de l'offre de transport en commun

La planification et l'ajustement de l'offre de transport collectif s'inscrivent dans le concept plus large de la conception et de la gestion des réseaux, souvent identifié dans la littérature sous le nom de Urban Transportation Network Design Problem (UTNDP) (Farahani, 2013). Ce problème d'optimisation complexe vise à définir la structure du réseau (lignes, itinéraires) sous des contraintes techniques, opérationnelles et budgétaires afin de répondre à une demande de mobilité de manière efficace.

Dans le cadre de ce projet de recherche, ces éléments sont regroupés sous la notion de modification de l'offre, qui peut avoir un impact sur plusieurs composantes du service : temps d'attente, itinéraire, couverture ou encore temps total de parcours. Ces composantes constituent la base de la définition d'un seuil de modification significative.

2.1.1 Définition opérationnelle d'une « modification significative »

Une « modification significative » de l'offre de transport en commun se définit comme un changement d'ampleur suffisante pour induire une variation observable sur la demande. Cette modification peut concerner la fréquence des passages, la durée totale du trajet (temps d'accès, d'attente et en véhicules), ou la structure du réseau. Plusieurs facteurs sont identifiés comme clefs pour qualifier la qualité et l'ampleur d'une modification de service (Kittelsohn & Associates, Inc. et al., 2013) :

- fréquence de passage ;
- temps de parcours total, incluant accès et correspondances ;
- capacité et confort à bord ;
- couverture spatiale ;

- connectivité intermodale ;
- fiabilité du service ;
- perception du service.

Ces composantes permettent de distinguer les modifications mineures des modifications structurelles susceptibles d'avoir un impact sur la demande.

2.1.2 Méthodologies empiriques pour définir des seuils

L'identification d'un seuil de modification significative repose sur des approches empiriques variées :

- Tests de sensibilité : alterner plusieurs niveaux de modification pour voir à partir de quel seuil la demande réagit de façon statistiquement significative.
- Analyse avant/après avec groupe de contrôle : comparer les lignes modifiées à des lignes similaires non modifiées, afin d'isoler l'effet (Marshall Baker & Linovski, 2022).
- Analyse continue : modélisation où la variation du paramètre de service (temps total de trajet par exemple) est intégrée comme variable continue pour estimer la pente d'élasticité marginale. Cette pente indique si la sensibilité du comportement de mobilité augmente ou diminue quand le paramètre de service change. Dans un modèle non linéaire (arbre de décision, modèle logit), la pente d'élasticité marginale n'est pas nulle : elle révèle les effets de seuils, de symétrie ou de saturation.
- Stratification selon le niveau de service initial : les effets d'une modification dépendent de la situation de départ : une amélioration sur une ligne peu fréquentée a un effet proportionnellement plus fort qu'une augmentation sur une ligne déjà performante (Berrebi et al., 2021).

2.2 Impacts sur la demande et les comportements de mobilité

Cette section aborde les principaux impacts mesurables des modifications d'offre sur la demande en transport en commun. Elle présente d'abord les indicateurs utilisés pour quantifier ces effets, puis les approches méthodologiques employées pour identifier le lien de causalité entre l'offre et la demande.

2.2.1 Indicateurs de mesures d'impact

Dans un contexte d'évaluation, un indicateur est une mesure quantitative qui fournit de l'information afin de suivre la performance, l'atteinte d'objectifs et de déterminer l'imputabilité (Rodríguez et al., 2025). Les indicateurs peuvent être de type input (ressources dédiées), output (résultats directs d'une action), outcome (impact intermédiaire) ou impact (impact final recherché). Dans le cadre d'une étude sur le lien de causalité entre la modification du service de transport en commun et la demande, les travaux empiriques mesurent l'impact de modification de l'offre selon plusieurs indicateurs.

- Achalandage total : nombre de de voyages effectués (Boisjoly, 2018).
- Part modale : proportion de déplacements par transport en commun, permettant de mesurer les substitutions intermodales (Deschaintres et al., 2021).
- Satisfaction ou perception : moins souvent mesurés quantitativement. Indicateurs qualitatifs issus d'enquêtes de mobilité ou de satisfaction client, reflétant la valeur perçue du service (Ma & Cao, 2019) (Heinen & Chatterjee, 2015).

Ces indicateurs permettent d'établir des relations quantitatives entre variation de service et changement de comportement de déplacement.

2.2.2 Approches d'identification causale

Afin d'isoler l'effet de la modification de l'offre de transport en commun sur la demande, les méthodes statistiques suivantes sont fréquemment utilisées :

- Difference-in-Differences (DiD) (Deschaintres et al., 2021) : cette méthode compare l'évolution de la demande entre groupes traités et témoins. Elle contrôle les tendances temporelles communes.
- Panel / données longitudinales : modèles à effets fixes pour contrôler les caractéristiques non observées dans le temps (exemple modèle de choix modaux dans l'article de Chatterjee, (2011)).
- Matching / Propensity Score Matching (PSM) (Marshall Baker et al., 2022): Cette technique statistique permet de construire des paires comparables entre lignes ou zones modifiées et non modifiées.

- Contrôle synthétique : utilisé pour évaluer des interventions majeures comme la réduction des prix, changement de structure de réseau (Wallimann et al., 2022).

2.2.3 Facteurs modérateurs

Les effets sur la demande ne sont pas homogènes. Plusieurs variables modèrent l'impact :

- Niveau de service initial (fréquence, temps d'attente, qualité) : plus le niveau est faible, plus les améliorations ont un effet élevé (Litman, s. d.-a).
- Densité urbaine et aménagement du territoire : dans les zones denses, la proximité des arrêts, la mixité des usages favorisent des effets plus forts (Ewing & Cervero, 2010).
- Caractéristiques socio-démographiques : le revenu, la motorisation, l'âge et le genre influencent la réactivité au service (Heinen et al., 2015).
- Fiabilité perçue et confort, qui modulent fortement la décision modale (Ma et al., 2019).

2.3 Élasticité de la demande

L'élasticité constitue le cœur de la relation entre l'offre et la demande. Elle mesure la variation relative de la demande en fonction d'une variation relative d'un paramètre de service.

2.3.1 Définitions – types d'élasticités

Plusieurs élasticités peuvent être décrites dans la littérature concernant la modification de la demande :

- Élasticité-prix : variation relative de la demande liée à une variation relative du coût monétaire concernant le tarif du billet ou de l'abonnement. Wallimann étudie les effets de réductions de tarifs à Genève, utilisant la méthode de contrôle synthétique. Il trouve une augmentation de la demande de l'ordre de 10/11 % sur une période de 5 ans pour des réductions tarifaires importantes (20/30 %) pour certains types de billets (Wallimann et al., 2022). Les études de Litman, (s. d.) présentent des élasticités-prix, de court à moyen terme, entre -0,2 et -0,6, mais pouvant être plus élevées selon contexte.
- Élasticité fréquence / service : variation de la demande liée à la variation de fréquence du service ou de l'offre de service. Redelmeier et al., (2024) propose une exploration de l'élasticité de la demande aux changements de fréquence post-COVID, ligne par ligne. Il

est estimé qu'une augmentation de 10% de la fréquence entraîne une hausse de 4 à 6% de la demande, donc que les estimations d'élasticité se trouvent autour de +0.4 à +0.6.

- Élasticité-temps : variation de la demande liée à une variation dans le temps total de parcours ou des composantes comme le temps d'attente, le temps d'accès, le temps en véhicule.
- Élasticité croisée : effet des variations de coût ou de qualité d'un mode alternatif (voiture, vélo, marche) sur la demande pour le transport en commun (Heinen et al., 2015).

2.3.2 Valeurs d'élasticités

L'élasticité de la demande de transport collectif par rapport à ses variables d'offre constitue un indicateur central pour comprendre la sensibilité des usagers aux changements de service. Elle mesure la variation relative de la demande en réponse à une variation relative d'un attribut du service, généralement exprimée sous la forme :

$$E = \frac{\Delta Y / Y}{\Delta X / X}$$

Où Y représente la demande et X la variable d'offre considérée. Les études montrent que l'élasticité de la demande en transport collectif est faible à modérée, à court terme, mais tend à s'accroître à moyen et long terme en raison de l'adaptation des comportements résidentiels et modaux (Litman, s. d.-b). Dans les contextes urbains denses, les élasticités sont plus élevées, traduisant une plus grande réactivité des usagers à la qualité du service (Paulley et al., 2006). Les valeurs seuils identifiées dans la littérature suggèrent qu'une amélioration de 10% du temps de parcours entraîne généralement une hausse de 3 à 8% de la demande selon les contextes. À l'inverse, une détérioration équivalente se traduit par une baisse de la demande plus marquée, souvent supérieure à 10%. Ces relations sont résumées dans le Tableau 2-1 ci-dessous :

Tableau 2-1 : Principales élasticités modales observées dans la littérature

Variable d'offre	Élasticité	Impact	Résultats	Source
Temps total de déplacement	-0.3 à -0.6	Court terme	Une baisse de 10% du temps de parcours entraîne une hausse de 3 à 6% de la demande.	(Redelmeier et al., 2024) (Litman, s. d.-b)
Fréquence du service	+0.4 à +0.7	Court à moyen terme	Les usagers réagissent à la réduction du temps d'attente perçue.	(Paulley et al., 2006)
Temps d'accès à pied	-0.2 à -0.5	Court terme	L'élasticité traduit la sensibilité aux conditions de maillage local et d'accessibilité.	(Heinen et al., 2015)
Accessibilité généralisée	-0.5 à -1.2	Long terme	Une amélioration de l'accessibilité globale se traduit par un accroissement marqué de la part modale TC.	(Ewing et al., 2010) (Farahani, 2013)

Ces ordres de grandeurs servent de références pour l'interprétation de résultats. Des seuils d'efficacité de l'offre sont présentés : au-delà de 10 à 15% de gain sur le temps total de trajet, la variation de la demande devient significative et potentiellement non linéaire. Ces effets seuils justifient l'emploi de modèles non linéaires ou de représentations par pentes d'élasticité marginales pour mieux saisir les zones de sensibilité.

2.3.3 Méthodes d'estimation

Les élasticités sont souvent estimées selon différents types de modèles :

- régressions en log-log : modèle linéaire sur les logarithmes (Heinen et al., 2015) ;
- modèles de choix discrets (logit) où les coefficients β associés aux composantes du coût généralisé sont interprétés comme élasticités marginales (Heinen et al., 2015) ;
- méthodes quasi expérimentales (Difference-in-Differences, contrôle synthétique) pour les élasticités de service lorsqu'il y a une modification de ces paramètres (Deschaintres et al., 2021).

Les élasticités fournissent la base du lien de causalité entre une évolution de l'offre de transport en commun et les comportements de mobilité.

2.4 Modèles explicatifs

Les modèles explicatifs cherchent à quantifier la relation entre une ou plusieurs variables dépendantes et un jeu de variables explicatives. Ces variables explicatives peuvent décrire l'offre (temps de trajet, attente, accès), la demande (variables socio-démographiques) ou des facteurs contextuels (densité, accessibilité active). Le choix de linéarité ou non linéarité est guidé par les propriétés empiriques des données (Ben-Akiva & Bierlaire, 1999). Les approches combinent souvent :

- des modèles économétriques classiques pour l'interprétation : paramètres significatifs, intervalles de confiance ;
- des méthodes d'apprentissage automatique pour la capacité prédictive et la découverte de non-linéarités.

2.4.1 Modèle explicatif linéaire

Les modèles linéaires présentent la relation entre une variable dépendante et des variables explicatives indépendantes par une somme pondérée de contributions linéaires. Dans le contexte de l'étude, ces modèles sont utilisés pour estimer l'impact moyen d'une variation temporelle de l'offre sur une mesure de demande agrégée, la part modale en transport en commun, tout en contrôlant les facteurs socio-démographiques. Les avantages sont la simplicité d'interprétation (coefficients marginaux), la disponibilité d'outils d'inférence (tests t, intervalles de confiance) et l'intégration de pondérations d'échantillonnage (Ben-Akiva et al., 1999).

Pour autant, la linéarité imposée peut masquer des seuils ou des effets croisés : par exemple, l'effet d'une réduction du temps total de trajet peut être différent pour des trajets courts versus longs. Aussi, passer outre des hypothèses classiques (multicolinéarité, phénomènes spatiaux, hétéroscédasticité) en raison de la linéarité imposée exigent des corrections (transformation des variables, modèles à erreurs robustes) (Ben-Akiva et al., 1999). Pour des données pondérées, les estimateurs peuvent être ajustés via des procédures de régression pondérée (Cassy et al., 2016).

2.4.2 Modèle explicatif non linéaire

Les modèles non linéaires incluent les modèles discrets décrits en partie 2.3.3, ainsi que les méthodes d'apprentissage (arbre de décision, forêts aléatoires, réseaux neuronaux). Les modèles discrets sont fondés sur la théorie du choix rationnel et permettent d'expliquer la probabilité de choisir le transport en commun en fonction d'utilité estimée. Ces modèles sont utilisés en transport pour modéliser le choix modal et permettent une interprétation microéconomique (élasticités). Les méthodes multi-logit captent automatiquement les effets de non-linéarité, les interactions complexes et les effets seuils (Cheng et al., 2019).

La littérature présente notamment des outils d'explicabilité : diagrammes de dépendances partielles, espérances conditionnelles, importances de variables. Ces outils permettent d'identifier la forme (linéaire, monotone, en seuil) et la force des relations modélisées par des forêts aléatoires. Ils permettent notamment l'identification d'effets asymétriques et d'interactions importantes. L'emploi conjoint d'un modèle non linéaire et d'un modèle économétrique est une stratégie souvent recommandée (Dahmen et al., 2024).

Des études récentes montrent l'efficacité des forêts aléatoires pour prédire le choix modal sur des données de suivi et pour extraire des relations non linéaires entre les variables, utiles à la planification. Ces approches sont particulièrement utiles quand les hypothèses linéaires sont suspectes ou quand on veut détecter des points de bascule locaux (Cheng et al., 2019) (Kim, 2021).

2.5 Tests de significativité statistique

Afin de tester statistiquement des changements observés (exemple part modale TC 2013 versus 2018) sur une base de données pondérées, plusieurs approches et tests sont possibles. Ci-dessous, dans le Tableau 2-2, une synthèse adaptée à une base de données de paires OD pondérées est présentée (Kumar Ghosh, 2024).

Tableau 2-2 : Significativité des résultats : tests et approches statistiques possibles

Objectif	Type de test	Description	Avantages / Limites
Comparer deux parts modales en transport en commun	Test paramétrique de proportions bilatérales z-test ("Two-proportion Z-test", 2025)	Compare deux proportions indépendantes. Permet d'estimer si la différence observée est significative. Les données doivent suivre une distribution normale.	Simple, robuste si le nombre d'observations > 30, interprétation directe (p-valeur).
Petits échantillons	Test exact de Fisher ("Fisher's exact test", 2025).	Test exact sur de faibles effectifs, avec un minimum de 2 observations.	Plus précis si le nombre d'observations est inférieur à 30.
Pondérations continues	Régression logistique pondérée (Rich et al., 2009) (Al-Salih & Esztergár-Kiss, 2021) (Gudzinis, 2012).	Modèle logit binaire (TC vs non TC) avec poids, année comme variables explicatives. Les erreurs standards doivent être calculées en tenant compte du plan d'échantillonnage.	Permet d'intégrer le poids, l'année et/ou d'autres variables socio-démographiques.
Comparer des distributions continues dans le temps	Tests non-paramétrique de type Mann-Whitney U pour deux échantillons indépendants, ou Kruskal-Wallis pour > 2 groupes (Ben-Akiva et al., 1999).	Utile quand la distribution est non gaussienne ou en présence de valeurs aberrantes. Peut être appliqués sur les deltas de temps entre années ou entre catégories.	Robuste à la non-normalité, hypothèse d'indépendance des observations les unes des autres dans l'ensemble des données.

2.6 Synthèse et limites de la littérature

Cet état des connaissances montre un consensus sur le rôle déterminant de caractéristiques du service (fréquence, fiabilité, temps d'attente) dans la variation de la demande du transport collectif. Cependant, plusieurs limites demeurent :

- peu d'études intègrent plusieurs composantes de l'offre (temps d'accès, d'attente, en véhicule) dans une approche causale complète ;
- les effets spatiaux et contextuels (densité, accessibilité) restent souvent sous-estimés ;
- les seuils de modification significative sont rarement quantifiés de manière empirique ;
- les approches non linéaires commencent à être mobilisées pour détecter des effets seuils ou des points de bascule comportementaux.

Ainsi, ce projet de recherche vise à fournir des perspectives afin de combler ces limites en combinant une approche empirique fondée sur des données réelles d'enquêtes (grande région de Montréal, 2013 et 2018) ainsi que sur des méthodes explicatives linéaires et non linéaires, afin de mieux comprendre la sensibilité de la demande aux variations de l'offre.

CHAPITRE 3 METHODOLOGIE

Dans les parties de ce chapitre 3, l'objectif est de présenter le cadre méthodologique défini pour cette étude. Les sections suivantes présentent respectivement la méthodologie générale, les bases de données utilisées dans ce projet, en précisant leur grandeur, segmentation et agrégation, ainsi que les choix méthodologiques effectués concernant les analyses de l'offre du service de transport en commun et des comportements de mobilité.

3.1 Méthodologie générale

La méthodologie générale de ce projet repose sur deux défis :

- Le défi méthodologique qui soulève la question '*Comment ?*' :
 1. Comment se définit un seuil de modification significative du transport en commun ?
 2. Comment segmenter / agréger les données disponibles pour cette étude ?
 3. Comment croiser les analyses de l'offre et de la demande ?
- Le défi analytique qui fait valoir la question '*Quoi ?*' :
 1. Quels impacts sont mesurés ?
 2. Quels indicateurs considérer afin d'expliquer les modifications de comportements de mobilité ?

Ces deux volets sont intégrés tout au long du projet et sont nécessaires afin de définir un cadre clair et précis à cette étude. Différentes étapes façonnent le processus de planification méthodologique du projet :

1. les bases de données utilisées : paires des enquêtes Origine Destination 2013 et 2018, données du 'General Transit Feed Specification' GTFS (voir Figure 3-1 ;
2. définition temporelle de l'étude : à l'aide d'une distribution des heures de départ des paires Origine Destination de la base de données utilisée, une plage horaire regroupant une majorité des trajets est sélectionnée pour la suite de l'étude ;
3. préparation des données de l'offre et de la demande : agrégation selon les secteurs municipaux d'origine et de destination ;
4. analyses des évolutions de l'offre et de la demande séparément puis analyse croisée afin de mettre en évidence des corrélations entre variables :

- tests statistiques afin de cibler les paires sectorielles aux modifications significatives;
- nombre d'observations ≥ 30 par paire {sorig100 ; sdest100} pour avoir une fiabilité statistique ;
- étude en 2013 et 2018 : période de 5 ans qui peut laisser place à un changement ;
- témoigner d'un groupe contrôle ou de données de segments non touchés pour maîtriser des variations externes.

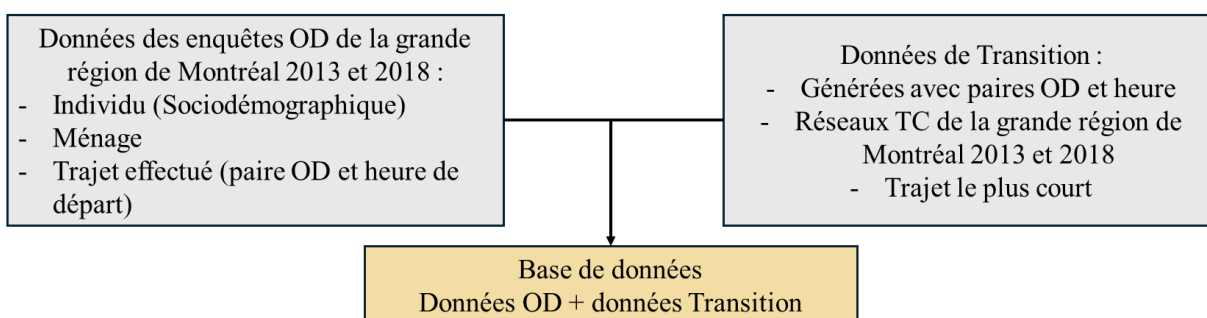


Figure 3-1 : Description de la base de données pour l'étude

Ce projet, séparé en trois grands volets (analyse de l'offre, analyse de la demande et analyse croisée), est synthétisé en Figure 3-2.

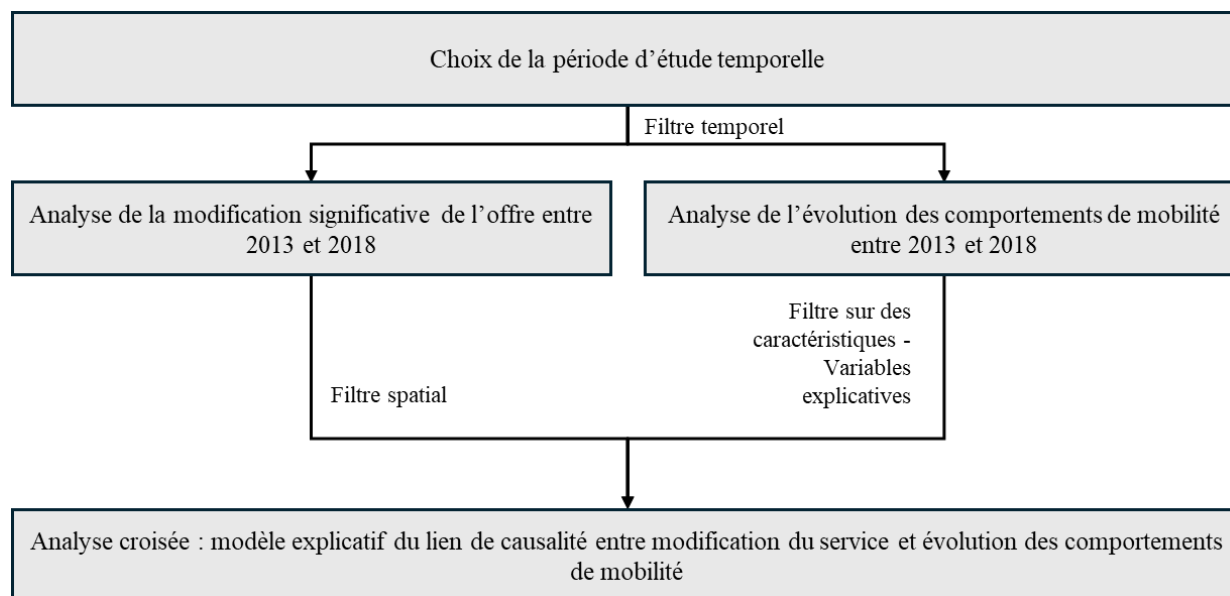


Figure 3-2 : Schéma de la méthodologie générale

3.2 Enquêtes Origine-Destination 2013 et 2018

L'enquête Origine-Destination est une enquête de mobilité menée tous les cinq ou dix ans dans les principales municipalités du Québec : Montréal, Québec, Outaouais, Sherbrooke, Saguenay et Trois-Rivières. Le champ géographique des enquêtes couvre 75% de la population québécoise et chacune de ces enquêtes est réalisée sur un échantillon de ménages représentant entre 5% et 15%. Concernant la grande région de Montréal, étude de cas dans ce projet, les dixième et onzième enquêtes Origine-Destination ont été entreprises respectivement en 2013 et 2018 par l'Autorité régionale de transport métropolitain (ARTM) en collaboration avec exo, la Société des Transports de Montréal (STM), la Société des Transports de Laval (STL), le Réseau de Transport de Longueuil (RTL), le ministère des transports du Québec (MTMD), le Ministère des Affaires Municipales et de l'Habitation (MAMH) et la Communauté Métropolitaine de Montréal (CMM) (Autorité régionale de transport métropolitain | ARTM, 2013) (Autorité régionale de transport métropolitain | ARTM, 2018). Ces enquêtes ont touché respectivement environ 78800 et 73400 ménages aux automnes 2013 et 2018 durant tous les jours de la semaine, totalisant 410800 et 360000 déplacements. Les questionnaires, administrés par voies téléphonique et web, recueillent :

- un journal de déplacement sur une journée « type » ;
- des données socio-démographiques pour chaque membre du ménage.

L'ensemble de ces attributs permet d'effectuer de multiples analyses sur les comportements de mobilité et appuie les exercices de planification.

3.3 Simulation des déplacements

La plateforme Transition, développée par la Chaire Mobilité de Polytechnique Montréal sert à calculer les temps de trajet (temps d'accès, d'attente, en véhicule), les correspondances et les niveaux de service selon le réseau proposé. Ces calculs permettent de fournir une base pour des conceptions de coût généralisé, des estimations concernant la demande en transport en commun ou même des comparaisons à la suite d'évolutions sur le réseau sur une période temporelle choisie (Transition, s. d.). Cette plateforme sert dans ce projet à simuler les déplacements, c'est-à-dire une demande théorique, à des heures de départ choisies, afin d'analyser l'évolution de l'offre de transport en commun entre 2013 et 2018.

3.4 Préparation des données pour l'analyse de l'offre

Cette partie présente les différents choix méthodologiques pris dans ce projet concernant l'analyse de l'évolution de l'offre de transport en commun : base de données utilisées et le niveau de résolution spatiale afin d'effectuer des calculs sur ces données. Le détail des calculs y est notamment présenté.

3.4.1 Choix méthodologiques : données et résolution spatiale

Dans cette étude, les données des enquêtes Origine-Destination 2013 et 2018 ont été utilisées pour à la fois étudier l'offre et la demande. L'échantillon de ces enquêtes représente au total 685249 paires dont 361364 pour 2013 et 323885 pour 2018.

Pour l'analyse de l'évolution de l'offre du service de transport en commun, un élément central du processus est l'estimation des temps de parcours en transport collectif et l'évaluation de l'ampleur de leurs changements entre 2013 et 2018. De ce fait, pour chaque paire Origine-Destination se pose la question suivante :

$$\forall (\text{Origine-Destination}) \rightarrow \Delta (\text{Offre de transport collectif}) ?$$

Pour cela, il faut :

1. choisir un niveau de résolution spatiale ;
2. sélectionner les paires Origine-Destination à analyser ;
3. estimer les temps de parcours en transport collectif pour les deux périodes étudiées (2013 et 2018).

Comme l'illustre la Figure 3-3, plusieurs étapes composent la méthode d'évaluation des changements dans le niveau de service :

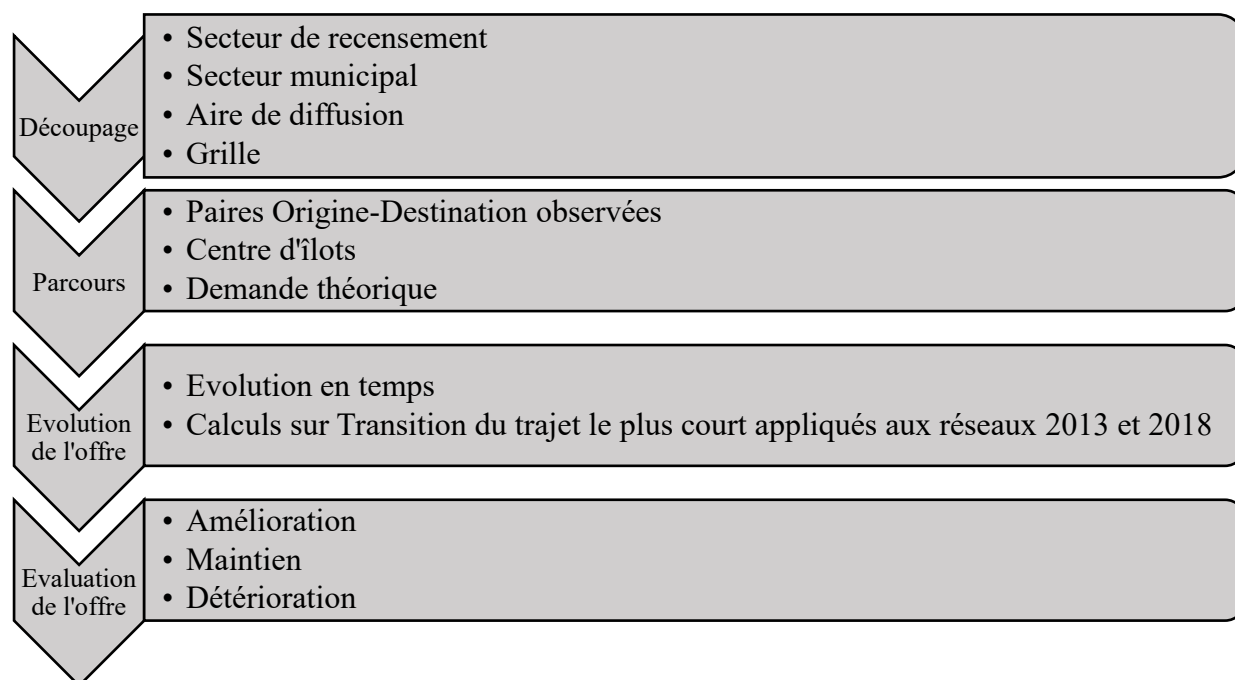


Figure 3-3 : Choix méthodologiques pour l'analyse de l'offre

Pour les estimations, les choix suivants ont été retenus :

- découpage spatial : secteurs municipaux ;
- échantillon : toutes les paires Origine Destination observées en 2013 et 2018, tous modes confondus ;
- temps de parcours en transport en commun : calculé sur le chemin au temps total de parcours le plus court, à l'aide de la plateforme Transition (<https://transition.city/>) et des données GTFS de 2013 et de 2018 de jours ouvrables ;
- évaluation : basée sur des seuils temporels de variation des temps totaux de parcours.

3.4.2 Préparation des données : agrégation des paires OD

Afin de tester la méthodologie, l'analyse se concentre sur les déplacements effectués en période de pointe du matin. Ce choix permet de :

- réduire le nombre de simulations à exécuter ;
- cibler des déplacements plus réguliers et comparables.

Les paires Origine Destination observées dans les deux enquêtes sont regroupées et associées à des heures théoriques de départ (6h00, 6h30, 7h00, 7h30, 8h00, 8h30), afin de constituer un échantillon

pertinent pour l'évaluation des temps de parcours en transport collectif. Dans chaque fichier d'heure théorique de départ, les paires Origine Destination des enquêtes 2013 et 2018, tous modes confondus, sont simulées sur les réseaux 2013 et 2018 par l'intermédiaire de la plateforme Transition. Le calcul du trajet le plus court y est effectué ; de ce calcul, plusieurs variables en sortent dont :

- le temps total du trajet : totalTravelTime ;
- le temps total d'attente : totalWaitingTime ;
- le temps d'accès au service de transport en commun : accessTravelTime ;
- le temps total dans le véhicule : totalInVehicle.

Ensuite, dans chaque fichier d'heure théorique de départ, une agrégation des paires Origine-Destination OD par paire sectorielle {secteur municipal d'origine; secteur municipal de destination} est implémentée, illustrée ci-dessous avec la Figure 3-4. Cette figure est un schéma explicatif de la zone géographique où notre étude se fait : la grande région de Montréal. Les paires OD sont caractérisées par des origines en bleu et des destinations en rouge. La zone d'étude est subdivisée par secteurs municipaux. Dans la Figure 3-4, la paire sectorielle {13 ; 4} contient n=2 paires Origine-Destination. Ce processus d'agrégation est appliqué aux 685249 paires OD comprises dans chaque fichier d'heure théorique de départ. Lors de cette agrégation sont calculés pour chaque paire sectorielle : la médiane, l'écart-type et la moyenne des temps totaux de trajet de l'ensemble des paires OD contenues dans la paire sectorielle.

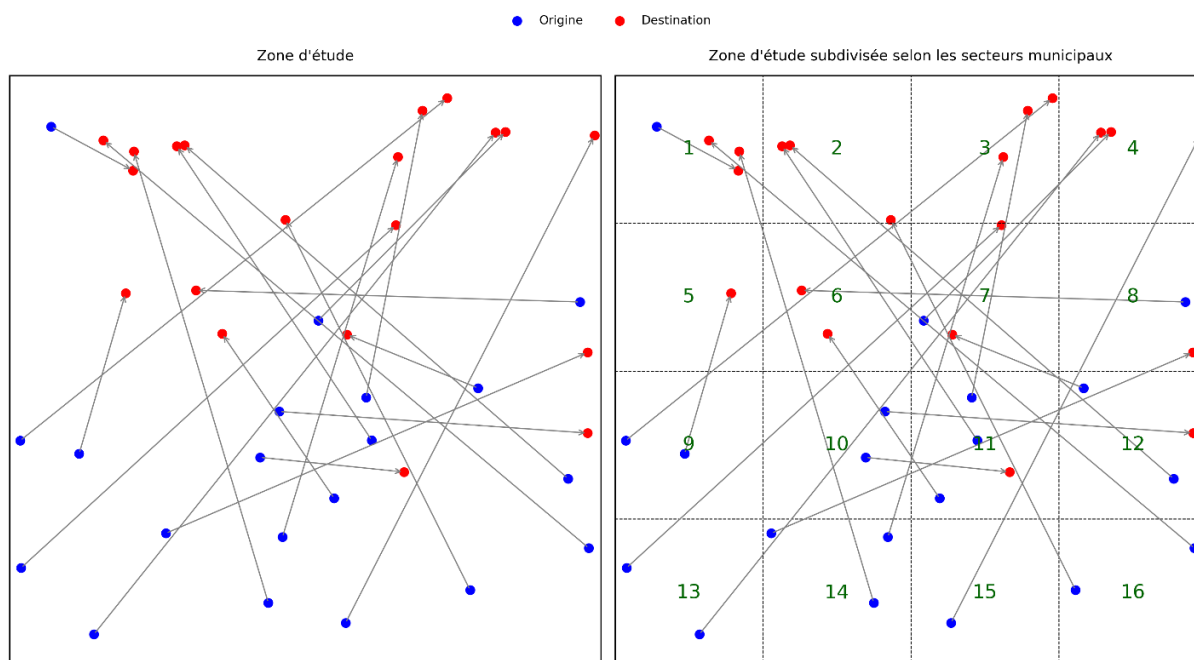


Figure 3-4 : Principe d'agrégation des paires OD en paires sectorielles : analyse de l'offre

L'objectif étant de caractériser le temps total de trajet pour une paire sectorielle {secteur municipal d'origine ; secteur municipal de destination} pour les réseaux en 2013 et en 2018 en pointe du matin, une distribution des temps totaux de trajets des paires OD appartenant à la paire sectorielle est implémentée pour savoir si le résultat de potentiels calculs sur l'agrégation de tous les fichiers des heures de départ théorique est pertinent. En fait, l'objectif est d'observer, pour une paire sectorielle, aux différentes heures de départ théoriques de la pointe du matin, si les comportements des paires OD sont similaires sur les heures de simulation ou si les distributions des paires sont différentes entre les heures, afin de définir une jointure pertinente des différentes heures théoriques en pointe du matin.

Toutes les combinaisons horaires sont considérées : 15 paires, 20 triplets, 15 quadruplets, 6 quintuples, 1 sextuple. Pour chaque combinaison, une comparaison à deux critères est effectuée :

- critère statistique : le test de Kruskal-Wallis appliqué au bloc doit être significative ((p-values) > 0.05) ;
- critère d'homogénéité : au moins 80% des paires sectorielles doivent être homogènes.

La combinaison horaire finale sera une combinaison horaire validant le critère statistique et celui d'homogénéité en 2013 et 2018. En cas de présence de plusieurs combinaisons significatives, celle

composée du plus grand nombre de demi-heures sera choisie pour l'étude. Dans le cas où les combinaisons éligibles à l'étude sont de la même taille, ce sera celle avec le plus grand nombre d'observations qui sera choisie pour la suite de l'étude. Ce chemin de sélection est schématisé en Figure 3-5.

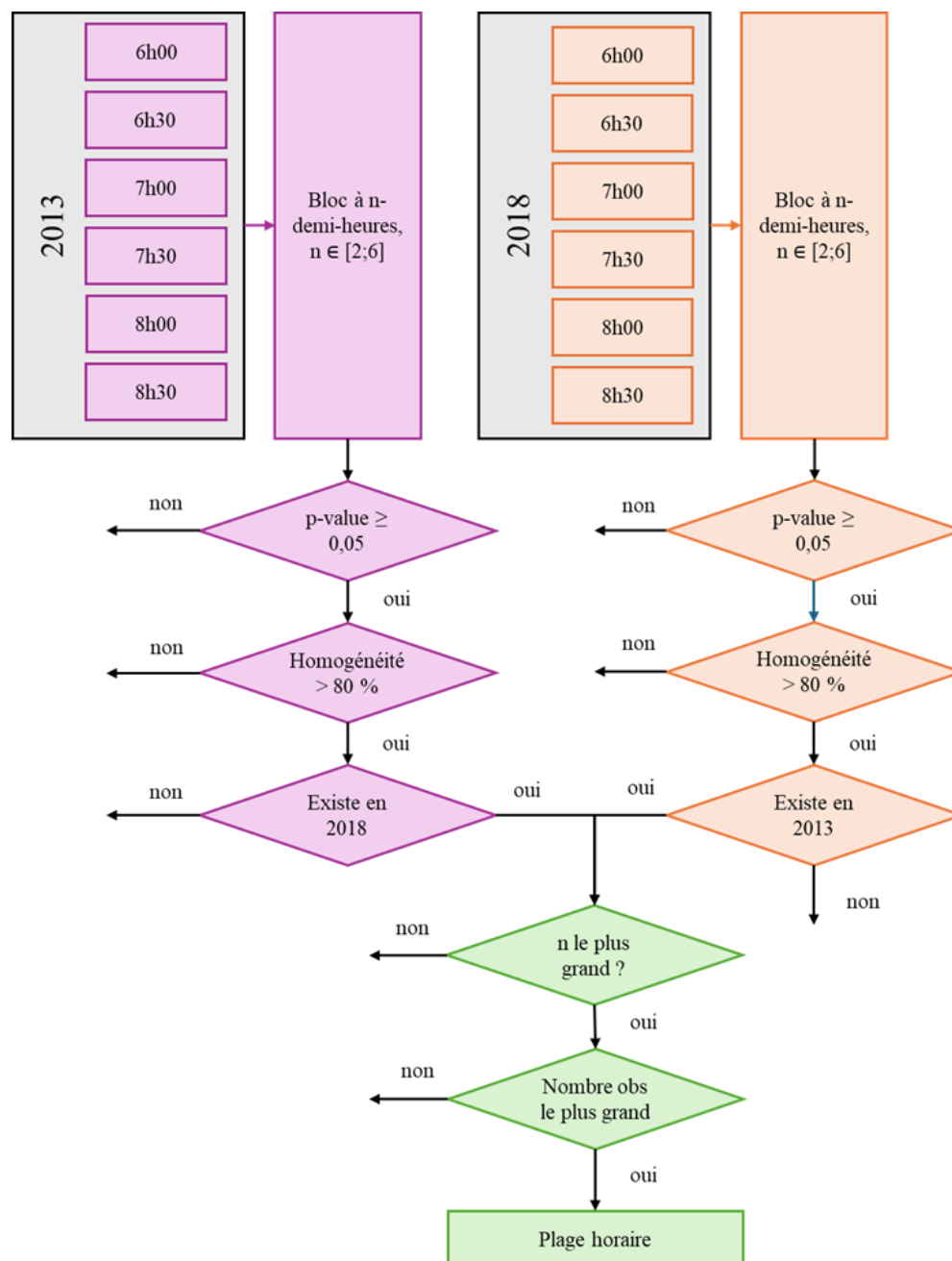


Figure 3-5 : Principe de sélection d'une plage horaire significative pour l'étude

3.4.3 Préparation des données : calculs

Les calculs et observations réalisés sur les paires (Origine-Destination, Heure de Départ) permettent de générer des matrices de temps pour 2013 et 2018, représentés au Tableau 3-1. Chaque cellule de la matrice de temps $t_{i,j,201X,X=\{3;8\}}$ correspond à la médiane, moyenne ou écart-type de temps total de trajet (variable totalTravelTime) de l'ensemble des paires OD appartenant au couple $\{sorig100 = i ; sdest100 = j\}$ aux heures de départ h jointes dépendamment des tendances des distributions des temps de trajet :

$$H = \{h ; h \in \text{heures de départ jointes ensemble}\}$$

$$\forall X \in \{3 ; 8\}, (i, j) \in \{sorig100; sdest100\} \text{ fixé,}$$

$$Med_{i,j,201X} = Med\left(\sum_{(k,l) \in (i,j)} \sum_{h \in H} totalTravelTime_{k,l,h,201X} ; (k,l) \text{ paire OD} \in (i,j)\right)$$

$$\mu_{i,j,201X} = \mu\left(\sum_{(k,l) \in (i,j)} \sum_{h \in H} totalTravelTime_{k,l,h,201X} ; (k,l) \text{ paire OD} \in (i,j)\right)$$

$$\sigma_{i,j,201X} = \sigma\left(\sum_{(k,l) \in (i,j)} \sum_{h \in H} totalTravelTime_{k,l,h,201X} ; (k,l) \text{ paire OD} \in (i,j)\right)$$

Tableau 3-1 : Matrices sectorielles des statistiques de temps de trajet 2013 et 2018 : moyenne, médiane, écart-tépe

sdest100	1	...	n	sdest100	1	...	n
sorig100				sorig100			
1	$t_{1,1,2013}$	$t_{1,...,2013}$	$t_{1,n,2013}$	1	$t_{1,1,2018}$	$t_{1,...,2018}$	$t_{1,n,2018}$
2	$t_{2,1,2013}$	$t_{2,...,2013}$	$t_{2,n,2013}$	2	$t_{2,1,2018}$	$t_{2,...,2018}$	$t_{2,n,2018}$
...	$t_{...,1,2013}$	$t_{...,...,2013}$	$t_{...,n,2013}$	...	$t_{...,1,2018}$	$t_{...,...,2018}$	$t_{...,n,2018}$
n	$t_{n,1,2013}$	$t_{n,...,2013}$	$t_{n,n,2013}$	n	$t_{n,1,2018}$	$t_{n,2,2018}$	$t_{n,n,2018}$

Ensuite, une variation de temps $\Delta t_{i,j}$, où $t = Med, \mu$ ou σ , est calculée selon la formule :

$$\Delta t_{i,j} = t_{i,j,2018} - t_{i,j,2013}, i \in sorig100, j \in sdest100$$

La variation des moyennes est testée significativement et ensuite comparée à un seuil temporel afin d'identifier les paires sectorielles $\{sorig100 ; sdest100\}$ ayant connu des changements significatifs dans les temps de trajets.

3.4.4 Significativité des paires aux variations d'offre de transport

Les moyennes 2013 et 2018 des temps de trajets des paires sectorielles sont testées statistiquement par le z-test à deux proportions, comme les paires ont au minimum 30 observations. Cela permet de déceler si la différence est significative. Ensuite, dépendamment de la significativité du test, la variation est comparée au seuil fixe de 0 minute. Ainsi, il en découle 3 catégories :

- amélioration significative de l'offre de transport en commun : p-value < 0.05 et $\Delta > 0$;
- diminution significative de l'offre de transport en commun : p-value < 0.05 et $\Delta < 0$;
- non-significatif : p-value ≥ 0.05 ou $\Delta = 0$.

3.4.5 Analyse de la modification significative de l'offre : résumé graphique

Afin de conclure cette partie méthodologique concernant l'analyse de la modification significative de l'offre, la Figure 3-6 présente un résumé graphique de cette sous-partie 3.4.

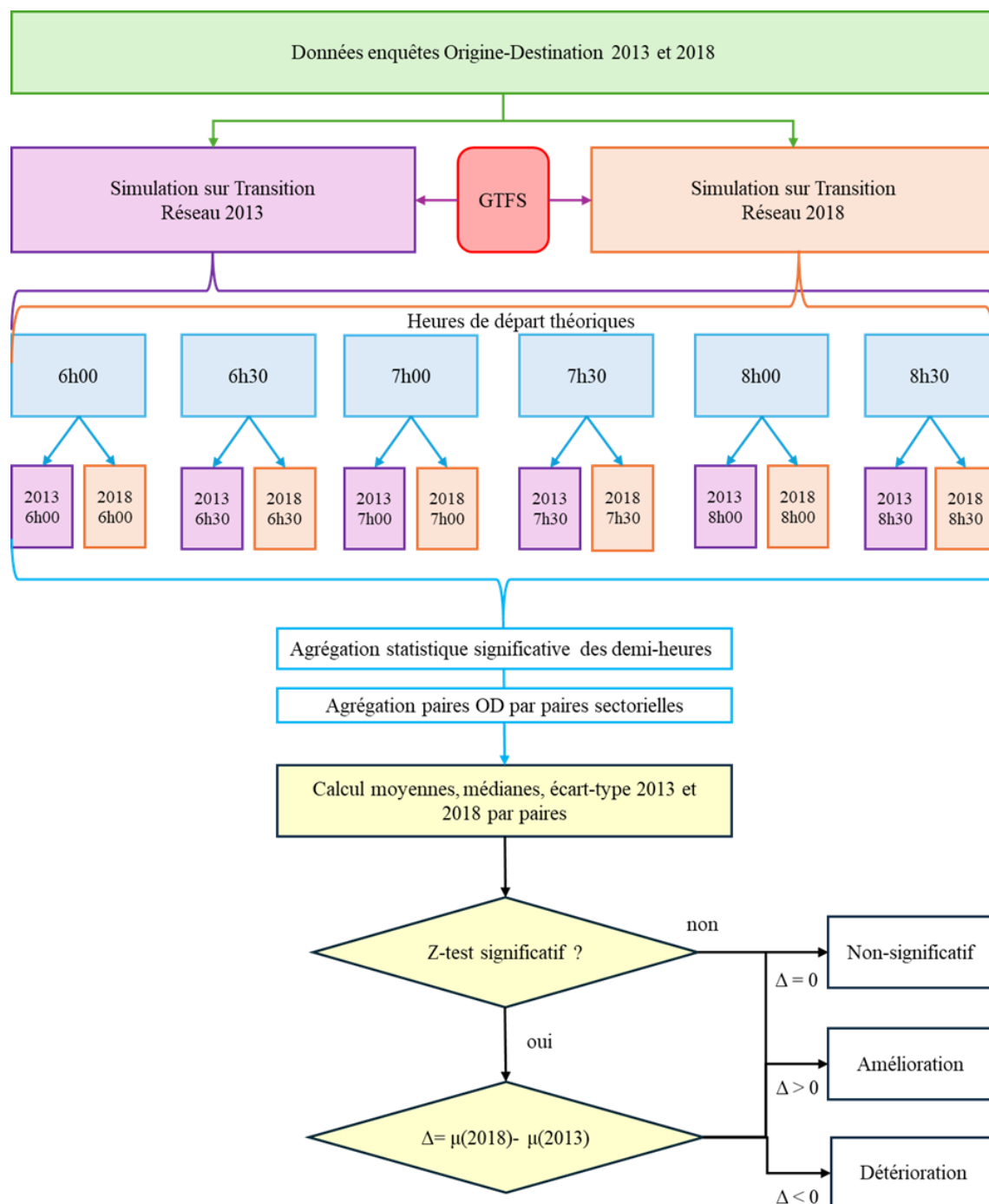


Figure 3-6 : Méthodologie globale de l'analyse de l'offre de transport en commun entre 2013 et 2018

3.5 Préparation des données pour l'analyse de la demande

Cette partie présente les différents choix méthodologiques pris dans ce projet concernant l'analyse de la demande: base de données utilisées et le niveau de résolution spatiale afin d'effectuer des calculs sur ces données. Le détail des calculs y est notamment présenté.

3.5.1 Choix méthodologiques : données et résolution spatiale

Tout comme l'analyse de l'offre, l'étude des impacts sur les comportements de déplacement, c'est-à-dire la demande, nécessite de définir des paramètres méthodologiques. A partir des données d'enquêtes 2013 et 2018, filtrées pour des horaires en pointe du matin, 6h00 à 9h00, l'objectif est d'observer les grandes évolutions de certaines caractéristiques : part modale transport en commun, évolution des motifs principaux de déplacement et du mode utilisé. On comptabilise 202861 enregistrements dont 106955 en 2013 et 9596 en 2018.

Pour l'analyse de l'évolution de la demande, un élément central du processus est l'estimation de la part modale en transport en commun et l'évaluation des caractéristiques sur une période de cinq ans. De ce fait, pour chaque paire Origine-Destination se pose la question suivante :

$$\forall (\text{Origine-Destination}) \rightarrow \Delta (\text{part modale TC}) ?$$

Pour cela, il faut :

1. sélectionner les paires Origine-Destination à analyser ;
2. choisir un niveau de résolution spatiale ;
3. estimer la part modale en transport en commun pour les deux périodes étudiées (2013 et 2018).

Comme l'illustre la Figure 3-7, plusieurs étapes composent la méthode d'évaluation des changements de comportements de mobilité :

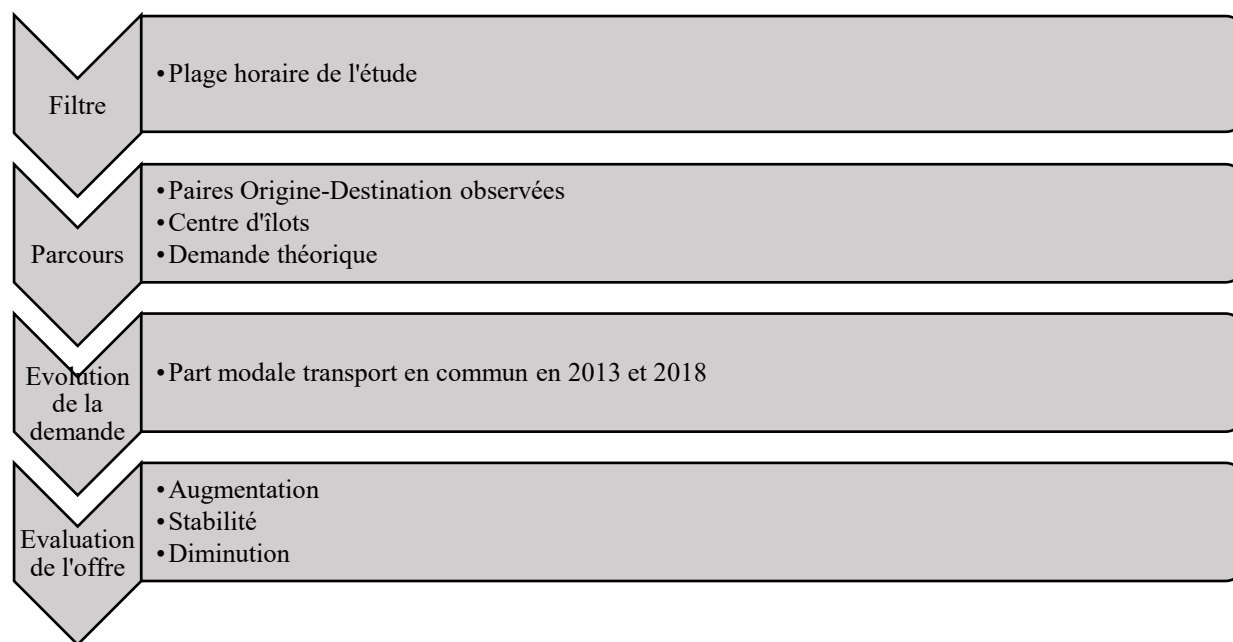


Figure 3-7 : Choix méthodologiques pour l'analyse de la demande

Pour les estimations, les choix suivants ont été retenus :

- échantillon : toutes les paires Origine Destination observées en 2013 et 2018 aux heures de départ en pointe du matin ;
- agrégation des paires selon les secteurs municipaux d'origine et de destination ;
- parts modales du transport en commun 2013 et 2018 calculées ;
- évaluation : basée sur des seuils de variation de la part modale TC.

3.5.2 Préparation des données : agrégation des paires OD et calculs

Les paires Origine Destination observées dans les deux enquêtes 2013 et 2018 sont regroupées selon leur année de collecte. Ces paires sont ensuite agrégées selon leur secteur municipal d'origine et de destination. Un critère d'observations minimum par paires sectorielles est appliqué afin de constituer un échantillon pertinent pour l'évaluation des parts modales en transport en commun.

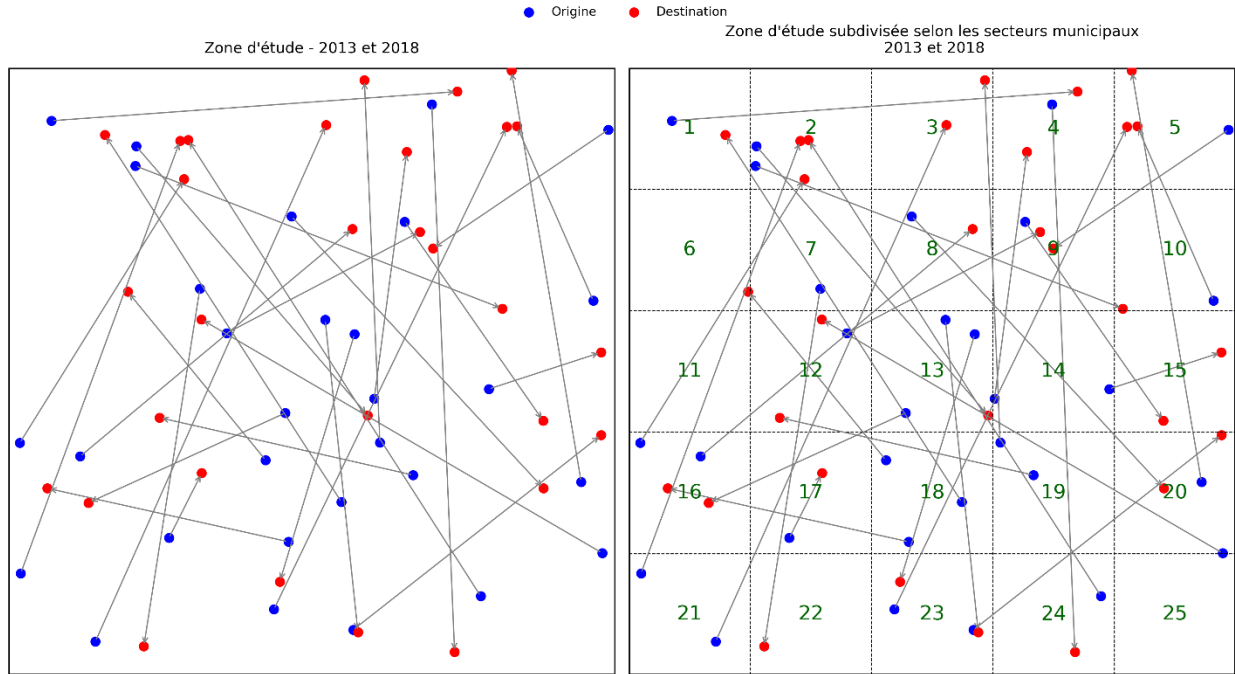


Figure 3-8 : Principe d'agrégation des paires OD en paires sectorielles : analyse de la demande

La Figure 3-8 est un schéma explicatif de la zone géographique où notre étude se fait : la grande région de Montréal. Les paires OD sont caractérisées par des origines en bleu et des destinations en rouge. La zone d'étude est subdivisée par secteurs municipaux. Dans la Figure 3-8, la paire {13;23} contient $n=2$ paires Origine-Destination. Sont conservées alors les paires sectorielles avec plus de 30 observations ($n \geq 30$) et étant significatives statistiquement. Lors de cette agrégation est calculé pour chaque paire : la part modale en transport en commun en nombre de déplacements pondérés qui se définit comme :

$$PM_{TC,i,j,201X} = \left(\frac{\sum \text{Poids des déplacements en TC}}{\sum \text{Poids des déplacements}} \right)_{i,j,201X}$$

avec i secteur municipal d'origine

j secteur municipal de destination

$$X \in \{3 ; 8\}$$

On obtient alors des matrices de part modale TC entre secteurs municipaux d'origine et de destination pour les années 2013 et 2018, comme illustré dans le Tableau 3-2.

Tableau 3-2 : Matrices sectorielles des statistiques de parts modales pondérées 2013 et 2018 :
moyenne, médiane, écart-type

sdest100	1	...	n	sdest100	1	...	n
sorig100				sorig100			
1	$PM_{TC,1,1,2013}$	$PM_{TC,1,...,2013}$	$PM_{TC,1,n,2013}$	1	$PM_{TC,1,1,2018}$	$PM_{TC,1,...,2018}$	$PM_{TC,1,n,2018}$
2	$PM_{TC,2,1,2013}$	$PM_{TC,2,...,2013}$	$PM_{TC,2,n,2013}$	2	$PM_{TC,2,1,2018}$	$PM_{TC,2,...,2018}$	$PM_{TC,2,n,2018}$
...	$PM_{TC,...,1,2013}$	$PM_{TC,...,...,2013}$	$PM_{TC,...,n,2013}$	...	$PM_{TC,...,1,2018}$	$PM_{TC,...,...,2018}$	$PM_{TC,...,n,2018}$
n	$PM_{TC,n,1,2013}$	$PM_{TC,n,...,2013}$	$PM_{TC,n,n,2013}$	n	$PM_{TC,n,1,2018}$	$PM_{TC,n,...,2018}$	$PM_{TC,n,n,2018}$

Ensuite, une variation de temps $\Delta PM_{TC,i,j}$ est calculée selon la formule :

$$\Delta PM_{TC,i,j} = PM_{TC,i,j,2018} - PM_{TC,i,j,2013}, i \in sorig100, j \in sdest100$$

3.5.3 Test de signification statistique de la variation

Cette variation est ensuite testée afin de savoir si elle est statistiquement significative. Plusieurs tests sont possibles à l'aide de notre base de données de paires OD pondérées, présentés au Tableau 3-3 :

Tableau 3-3 : Significativité de la variation de la part modale TC : tests statistiques possibles

Objectif	Type de test	Description	Avantages / Limites
Comparer deux parts modales TC (2013 vs. 2018)	z-test pour proportions ("Two-proportion Z-test", 2025)	Compare les proportions observées de TC entre 2 années, en tenant compte du nombre d'observations	Simple, robuste si $n_obs > 30$
Petits échantillons	Test exact de Fisher	Test exact sur de faibles effectifs	Plus précis si < 30 obs

Tableau 3-3 : Significativité de la variation de la part modale TC : tests statistiques possibles (suite)

Pondérations continues (facper)	Régression logistique pondérée (Rich et al., 2009) (Al-Salih et al., 2021) (Gudzinas, 2012)	Modèle logit binaire (TC vs non TC) avec poids, année comme variable explicative	Permet d'intégrer le poids, l'année et/ou d'autres variables socio-démographiques
---------------------------------	---	--	---

Dans notre cas, le z-test sera utilisé pour plusieurs raisons :

- L'objectif étant de classer les paires Origine-Destination selon l'évolution de la part modale en transport en commun entre 2013 et 2018, le z-test est plus simple à intégrer dans ce cas.
- Pour chaque paire OD, deux proportions sont à comparer (2013 et 2018).
- Les poids des facteurs de pondération sont suffisamment grands, le z-test est acceptable.
- Le résultat (p-value, coefficient delta) est directement interprétable en termes de « différence de parts modales ».

De ce fait, dans notre étude, on cherche à savoir si la différence entre les parts modales 2013 et 2018 est statistiquement significative, et cela, pour chaque paire. Il est alors testé comme hypothèses H_0 contre H_1 :

$$H_0 : PM_{TC,i,j,2018} = PM_{TC,i,j,2013}, i \in sorig100, j \in sdest100$$

$$H_1 : PM_{TC,i,j,2018} \neq PM_{TC,i,j,2013}, i \in sorig100, j \in sdest100$$

Ce test de proportion bilatéral de type z-test se calcule comme suit pour tout $i \in sorig100, j \in sdest100$:

$$z_{i,j} = \frac{PM_{TC,i,j,2018} - PM_{TC,i,j,2013}}{\sqrt{PM_{TC,i,j}(1 - PM_{TC,i,j}) \left(\frac{1}{n_{2013}} + \frac{1}{n_{2018}} \right)}}$$

$$\text{Avec } PM_{TC,i,j} = \frac{x_{TC,2013} + x_{TC,2018}}{n_{2013} + n_{2018}}$$

Où n_{2013}, n_{2018} : nombre de paires OD en 2013, 2018

Et $x_{TC,2013}, x_{TC,2018}$: nombre de paires OD où mode = TC en 2013, 2018

On récupère à la fin de ce test la p-value. Si $p\text{-value} < 0.05$, la variation de la part modale en transport en commun pour une paire considérée (i, j) est significative.

3.5.4 Seuil de modification de la part modale en transport en commun

Cette variation est ensuite comparée à un seuil fixé à l'aide de la distribution afin d'identifier les couples $\{\text{sorig100} ; \text{sdest100}\}$ ayant connu des changements significatifs dans l'utilisation du transport en commun. De là découle trois catégories dans lesquelles sont classées les couples $\{\text{sorig100} ; \text{sdest100}\}$:

- si $\Delta PM_{TC,i,j} > 0$ et significative : augmentation ;
- si $\Delta PM_{TC,i,j} < 0$ et significative : diminution ;
- sinon : non-significatif.

3.5.5 Variables socio-démographiques : comportements selon l'évolution de la part modale TC

Pour chaque catégorie d'évolution de la part modale en transport en commun, une liste de paires sectorielles est enregistrée. L'objectif est d'observer comment se comportent certaines variables socio-démographiques, dépendamment de l'évolution de l'utilisation du transport en commun. Ainsi, c'est notamment voir si des variables ont un impact sur les évolutions de part modale TC calculées. Pour cela, le niveau d'agrégation des données repasse aux paires Origine-Destination individuelles des enquêtes 2013 et 2018. On regroupe les paires OD selon l'année d'enquête (2013 ou 2018), et selon la catégorie d'évolution de la part modale TC de la paire sectorielle. Il y a donc 6 catégories créées :

- paires OD 2013 des paires sectorielles où la part modale TC a augmenté entre 2013 et 2018 ;
- paires OD 2013 des paires sectorielles où la part modale TC n'a pas évolué entre 2013 et 2018 ;
- paires OD 2013 des paires sectorielles où la part modale TC a diminué entre 2013 et 2018 ;
- paires OD 2018 des paires sectorielles où la part modale TC a augmenté entre 2013 et 2018 ;
- paires OD 2018 des paires sectorielles où la part modale TC n'a pas évolué entre 2013 et 2018 ;
- paires OD 2018 des paires sectorielles où la part modale TC a diminué entre 2013 et 2018.

Ensuite, par l'intermédiaire des paires Origine-Destination classées dans une des six catégories, sont observées les distributions de variables socio-démographiques. Des tests statistiques, z-test (pour les variables binaires) et χ^2 (pour les variables continues, ordinales et catégorielles), sont effectués. Afin de savoir si les variables peuvent être intégrées par la suite dans l'analyse croisée, en plus de la potentielle significativité des tests, une vérification de cohérence est notamment effectuée, selon ce qui a été observée dans la littérature scientifique. Cela est résumé dans le Tableau 3-4 ci-dessous.

Tableau 3-4 : Variables socio-démographiques testées pour le modèle explicatif

Variable	Nature	Test	Effets attendus (hypothèses)
Âge	Ordinale	χ^2	Jeunes et âgés plus enclins au TC
Sexe	Binaire	z-test	Les femmes utilisent davantage le TC
Statut professionnel	Catégorielle	χ^2	Travailleurs / Étudiants / Retraités => différence nette
Possession de permis	Binaire	z-test	Indicateurs de motorisation, souvent corrélés négativement à l'usage du TC
Nombre d'autos par logis	Ordinale	χ^2	Indicateurs de motorisation, souvent corrélés négativement à l'usage du TC
Nombre de déplacements	Continue	χ^2	Plus élevée chez les usagers TC
Heure de départ	Ordinale	χ^2	Révèle la structure horaire de la demande selon tendance
Motif du déplacement	Catégorielle	χ^2	Les motifs travail et études occupent une part plus importante des déplacements TC
Mode de déplacement	Catégorielle	χ^2	Utilisation plus importante de l'auto en cas de diminution de la part modale TC

3.5.6 Analyse de la demande : résumé graphique

Afin de conclure cette partie méthodologique concernant l'analyse de la modification significative de l'offre, la Figure 3-9 présente un résumé graphique de cette sous-partie 3.5.

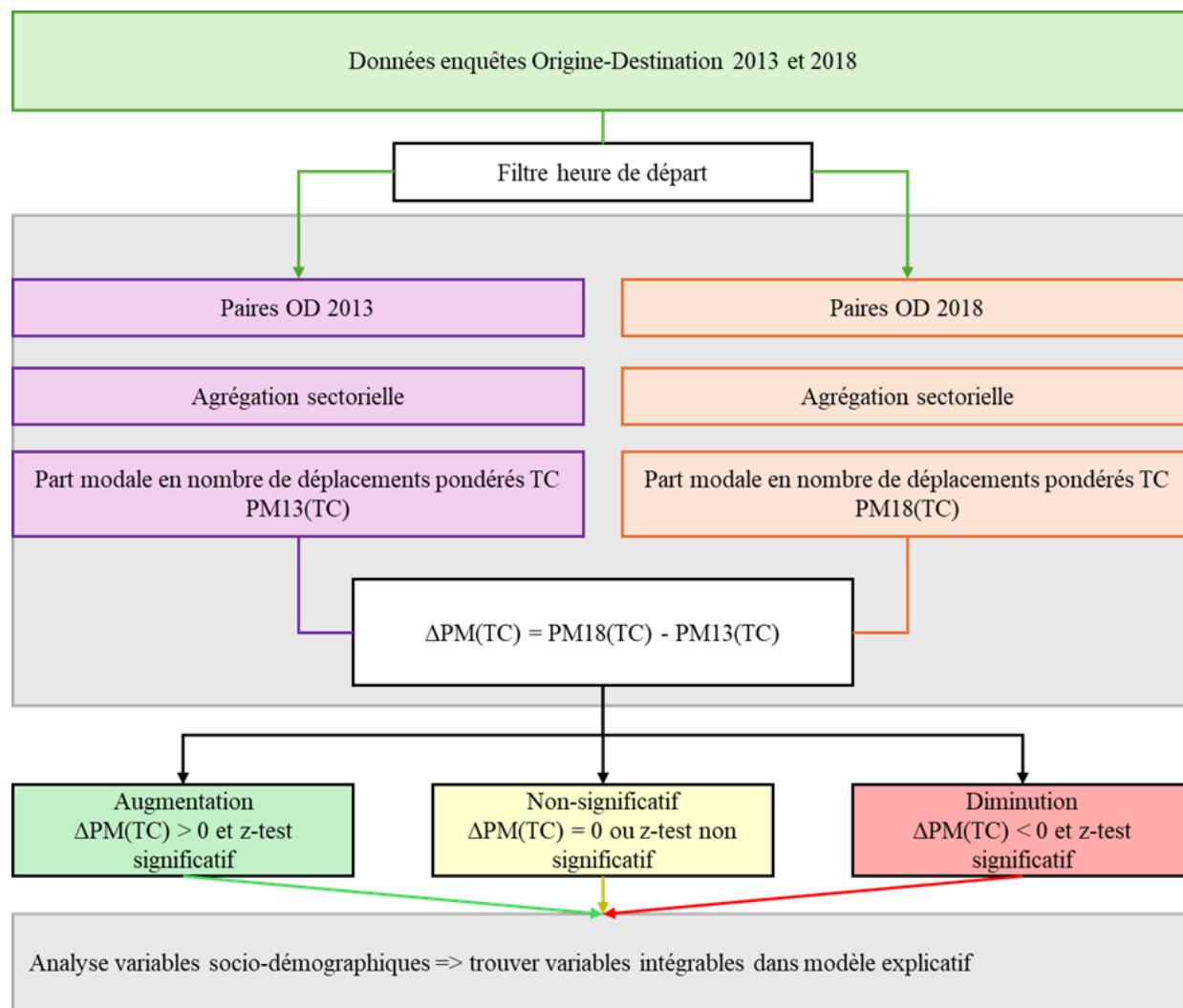


Figure 3-9 Méthodologie globale pour l'analyse de la demande

3.6 Analyse croisée de l'offre et de la demande

L'analyse croisée constitue la dernière étape du cadre méthodologique de ce projet. Elle vise à établir des liens explicites entre les variations observées de l'offre de transport en commun et les évolutions des comportements de mobilité, en particulier les changements de la part modale du transport en commun entre 2013 et 2018. Cette approche intégrée permet d'évaluer dans quelle

mesure une modification du niveau de service s'est traduite par une modification mesurable des comportements de mobilité.

La démarche repose sur l'hypothèse que les variations de l'offre (exprimées à travers les temps de parcours moyens, les proportions d'amélioration ou de détérioration et la significativité statistique des changements) influencent directement la part modale du transport collectif, en interaction avec les caractéristiques socio-démographiques des usagers et la structure spatiale des déplacements.

3.6.1 Préparation des données et vérification de la variabilité

Avant d'implémenter un modèle explicatif, un test de variabilité est effectué sur l'ensemble des variables explicatives. L'objectif est de s'assurer que ces variables présentent une dispersion suffisante et qu'elles sont statistiquement informatives. Le coefficient de variabilité est défini comme la division de l'écart-type par la moyenne de la variable explicative considérée :

$$CV = \frac{\sigma}{\mu}$$

Les variables quasi constantes (variance proche de zéro) sont écartées du modèle, car elles n'apportent aucune contribution à la variabilité observée de la part modale du transport collectif.

3.6.2 Corrélation des variables explicatives

Une matrice de corrélation de Pearson est ensuite calculée entre toutes les variables candidates, incluant les indicateurs d'offre, ainsi que les indicateurs de demande. Cette étape vise à identifier d'éventuelles colinéarités pouvant biaiser les estimations des coefficients dans les modèles explicatifs. Pour les variables présentant des corrélations trop élevées ($|r| > 0,7$) (Pimenta, s. d.), une de ces variables, analysée redondante, est retirée pour garantir la robustesse du modèle. Ce diagnostic constitue également une première exploration du sens des relations : une corrélation positive entre une amélioration du temps de parcours et la variation de la part modale peut par exemple indiquer un effet favorable de l'offre sur la demande.

3.6.3 Standardisation

La standardisation est une transformation mathématique appliquée à chaque variable explicative pour qu'elles soient comparables entre elles en termes d'échelle et de dispersion. Chaque variable explicative X_i est transformée en une variable normalisée Z_i selon la formule :

$$Z_i = \frac{X_i - \text{moyenne}(X_i)}{\text{ecart type}(X_i)}$$

De ce fait, toutes les variables sont exprimées sur une échelle commune où la moyenne est égale à 0 et l'écart-type à 1. Les coefficients des modèles sont donc interprétés en termes d'effet relatif : un coefficient standardisé indique combien d'écarts-types la variable dépendante (variation de part modale TC) change lorsque la variable explicative augmente d'un écart-type. Donc, après standardisation, les coefficients et les importances ne sont plus dépendants de l'unité de mesure, mais de la force relative d'association entre les variables explicatives et la variation de la part modale TC.

3.6.4 Modèle explicatif linéaire pondéré

La première approche explicative adoptée est un modèle pondéré Weighted Least Squares WLS. Cette approche permet d'estimer les facteurs les plus influents sur l'évolution de la part modale du transport collectif entre 2013 et 2018. Les pondérations utilisées correspondent au nombre d'observations par paire sectorielle, garantissant ainsi une meilleure représentativité statistique des couples sectoriels observés dans les enquêtes. Le modèle est ajusté en utilisant un estimateur robuste de type `cov_type='HC3'`, qui corrige l'hétéroscédasticité potentielle entre les couples OD. Trois modèles sont considérés dans cette étude :

- global : sur l'ensemble des paires retenues ;
- amélioration : uniquement sur les paires dont l'offre TC s'est améliorée significativement;
- détérioration : uniquement sur les paires dont l'offre TC a diminué significativement.

Cette approche par sous-groupes permet d'examiner si les effets des variables explicatives diffèrent selon le type de variation de l'offre.

Les coefficients obtenus dans ce modèle explicatif linéaire sont standardisés :

- Chaque coefficient représente l'effet attendu sur l'évolution de la part modale pondérée sectorielle TC (en écart-type de la part modale) pour une variation d'un écart-type de la variable explicative correspondante.
- Les barres d'erreur sortantes du modèle correspondent aux erreurs standards robustes, fournissant une estimation fiable de significativité statistique.

3.6.5 Modèle explicatif non linéaire – forêt aléatoire

Pour compléter l'analyse et vérifier la robustesse des résultats, un modèle non linéaire de type forêt aléatoire est ensuite estimé. Cette méthode d'apprentissage par ensemble repose sur la construction de multiples arbres de décision, chacun s'appuyant sur un sous-échantillon aléatoire des données et des variables.

L'intérêt principal de ce modèle réside dans sa capacité à capturer les relations non linéaires entre les variables explicatives. L'importance relative de chaque variable est mesurée à partir de la réduction moyenne d'impureté qu'elle engendre dans les arbres. Ces importances permettent d'identifier les déterminants dominants de la variation de la part modale TC.

De plus, les graphes d'effets partiels PDP (Partial Dependence Plots) sont produits afin de visualiser la nature de la relation entre certaines variables clés et la variable dépendante. Ces courbes permettent de repérer des effets asymétriques, de seuil ou de saturation, révélant des comportements non linéaires qui ne peuvent être détectés par les modèles linéaires classiques.

3.6.6 Synthèse de l'analyse croisée

L'ensemble de ces analyses croisées permet de confronter les résultats issus de deux méthodologies (linéaire et non linéaire) afin d'obtenir une compréhension complète des dynamiques de l'étude. Le modèle WLS offre une lecture statistique claire et directement interprétable en termes d'élasticité de la part modale, tandis que le modèle de forêt aléatoire permet de détecter des effets complexes et non proportionnels entre l'offre et la demande. Les résultats combinés de ces deux approches offrent une vision robuste et nuancée de l'évolution de la mobilité dans la grande région de Montréal entre 2013 et 2018, en mettant en évidence les déterminants les plus sensibles aux modifications de l'offre de transport collectif. Tout cette partie est résumée en Figure 3-10.

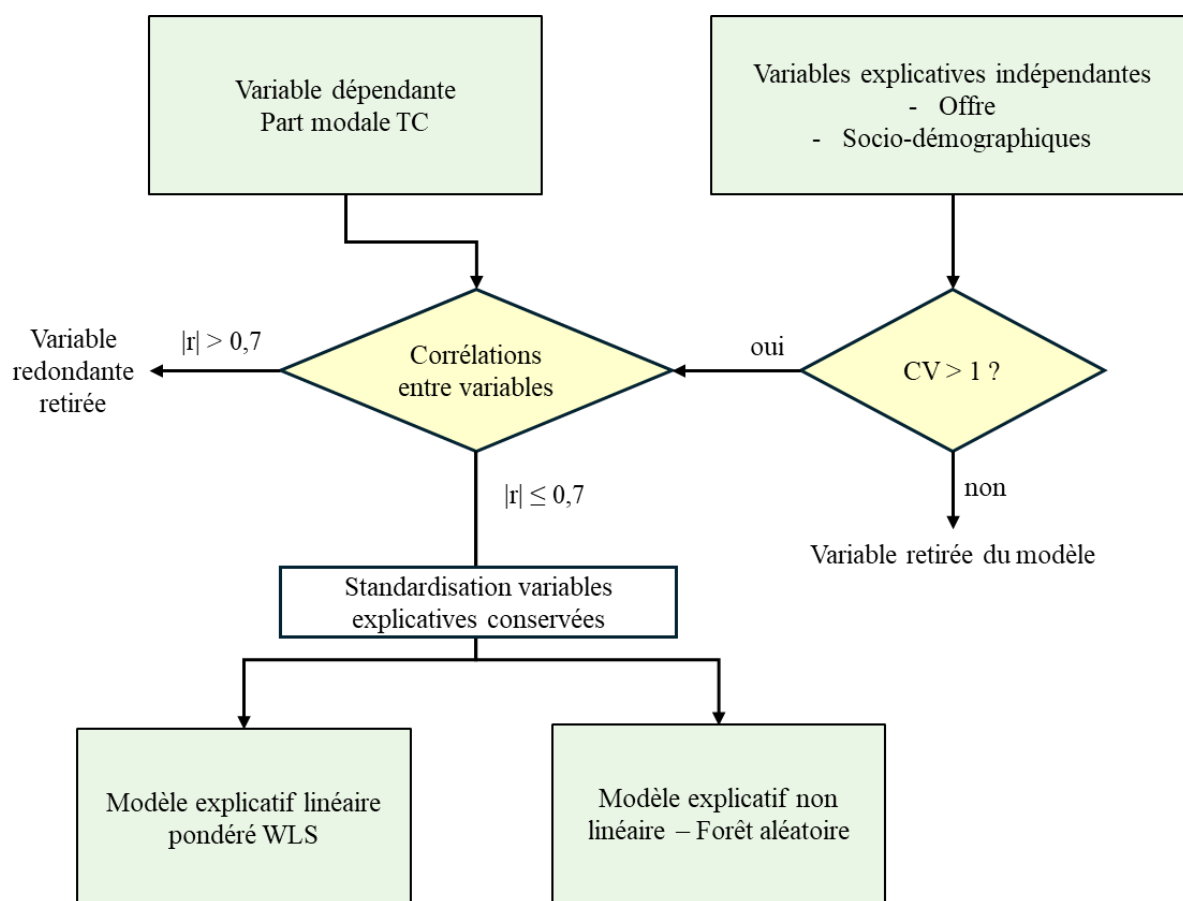


Figure 3-10 : Méthodologie globale de l'analyse croisée

CHAPITRE 4 ANALYSE DE L'OFFRE ET DE LA DEMANDE

Les analyses de l'offre de service de transport en commun et des comportements de mobilité de la demande présentées dans ce chapitre ont pour but d'établir une sorte de cahier des charges. Ce dernier permettra d'implémenter une analyse croisée afin de fournir un exemple de lien de causalité entre la modification d'un service en commun et son impact sur les comportements de mobilités.

4.1 Période d'étude ciblée pour les analyses

La demande en transport réelle n'existe pas. Elle est approximée et évolue constamment avec le temps. La demande s'adapte en générale rapidement aux changements, d'où la notion d'élasticité développée précédemment dans l'état des connaissances au chapitre CHAPITRE 2. C'est ce qui en fait un des enjeux principaux : son aspect dynamique. La demande en transport en commun varie en fonction de l'espace et de la période dans le temps.

Un modèle de distribution des paires Origine-Destination permet, aux vues du nombre d'observations de données, de cibler des critères temporels pour cet étude. La base de données pour les analyses de l'offre et de la demande se fonde sur les données des enquêtes Origine-Destination 2013 et 2018 de la grande région de Montréal. Pour rappel, cette base de données compte 685249 observations pondérées, représentées dans une distribution selon l'heure de départ du déplacement en Figure 4-1.

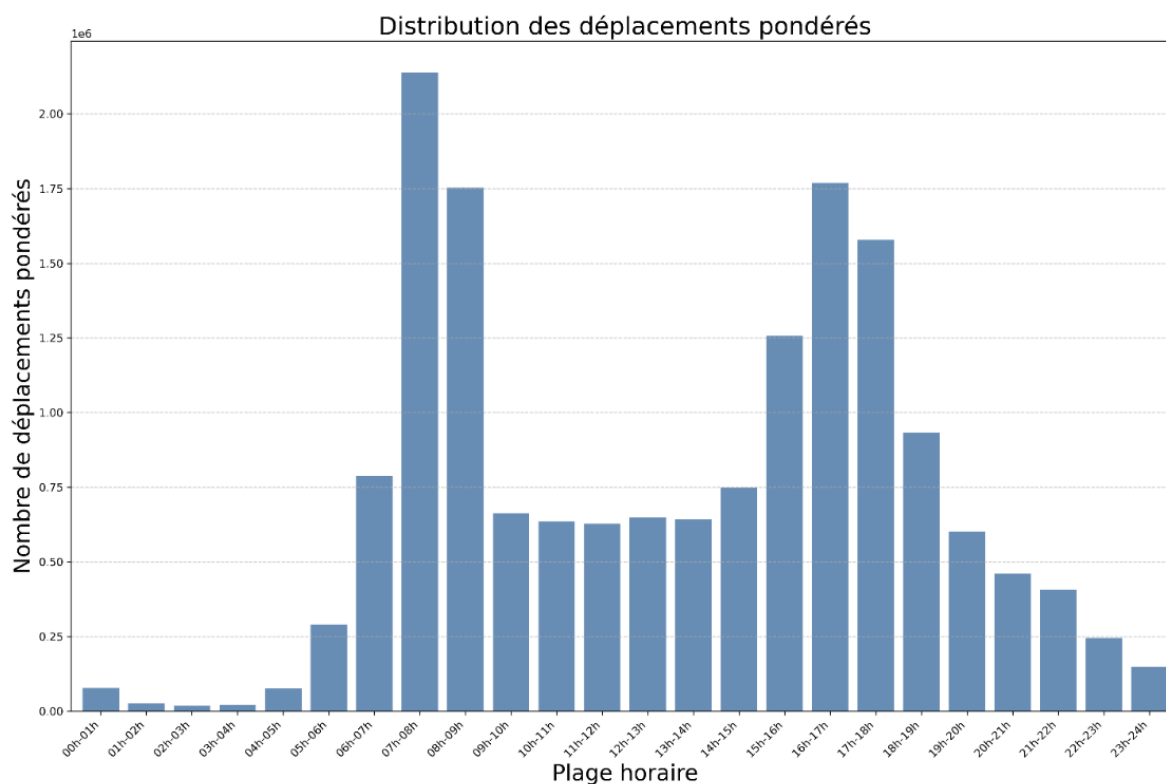


Figure 4-1 : Distribution des déplacements pondérés

Sur la Figure 4-1, on observe deux points dans la distribution des paires Origine-Destination : la pointe du matin de 6h00 à 9h00 et la pointe du soir de 15h00 à 18h00.

Afin de savoir si les données des enquêtes 2013 et 2018 séparées suivent le même comportement en termes d'heures de départ des paires Origine Destination enregistrées, une distribution des paires séparées par année est implémentée (361364 pour 2013 et 323885 pour 2018).

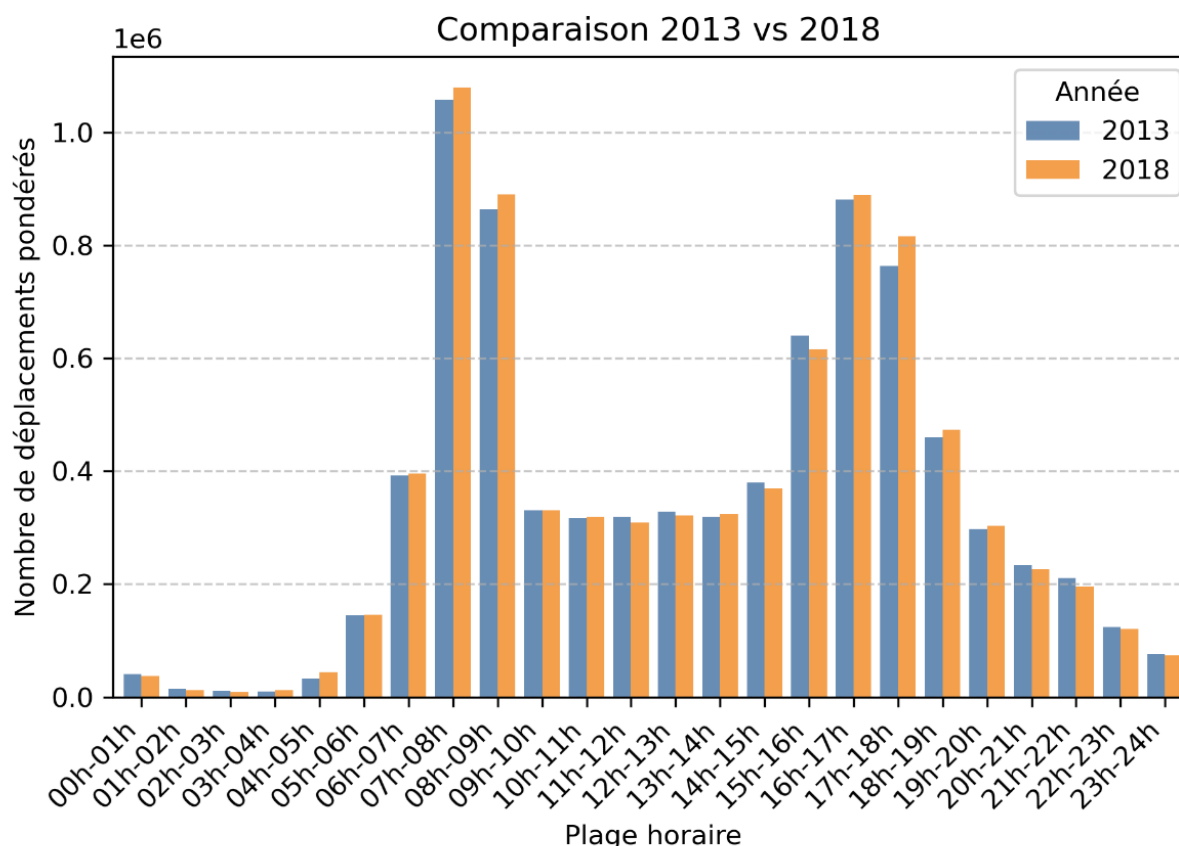


Figure 4-2 : Distribution des déplacements pondérés - Comparaison 2013 et 2018

La Figure 4-2 justifie que les observations récoltées en 2013 et 2018 suivent les mêmes tendances concernant les heures de départ de ces déplacements : la pointe du matin et du soir. Afin de réduire le nombre de simulations à exécuter et cibler des déplacements plus réguliers et comparables, les analyses suivantes dans cette étude se feront en pointe du matin, soit de 6h00 à 9h00.

4.2 Analyse de l'offre du transport collectif entre 2013 et 2018

Cette partie présente les différents résultats des analyses effectuées sur l'offre de transport en commun simulée par l'intermédiaire de la plateforme Transition en pointe du matin.

4.2.1 Définition de l'offre et variables d'intérêt

L'offre de transport est un service et non un bien. Il n'est pas possible de l'accumuler. L'offre est caractérisée par ses infrastructures, ses systèmes de règles et ses opérateurs. L'articulation de ces caractéristiques a une influence sur le temps de parcours des usagers du transport en commun. C'est ce temps qui nous intéresse. L'objectif est de travailler sur l'évolution de ces temps de trajet entre

deux années définies. Afin de travailler sur l'évolution de l'offre de transport en commun entre 2013 et 2018, une demande théorique a été simulée par l'intermédiaire de la plateforme Transition, développé par la Chaire Mobilité (*Transition*, s. d.). Les simulations se font sur les 685249 paires Origine Destination des enquêtes 2013 et 2018. Ces simulations se font sur la pointe du matin, à chaque demi-heure : 6h00, 6h30, 7h00, 7h30, 8h00 et 8h30. Différentes variables d'intérêt sont de ce fait calculées :

- le temps total du trajet effectué entre l'origine et la destination : totalTravelTime ;
- le temps total passé dans le véhicule durant le trajet : totalInVehicleTime ;
- le temps total d'attente durant le trajet : totalWaitingTime ;
- le temps total pris afin d'accéder à l'arrêt du service de transport en commun : accessTravelTime.

4.2.2 Sensibilité de la demande théorique simulée

Les simulations par l'intermédiaire de la plateforme Transition ont créé six fichiers de 685249 données. L'objectif de cette analyse est de caractériser les temps totaux de trajet pour les paires OD sur les réseaux en 2013 et en 2018 en pointe du matin. Comment s'assurer de la pertinence de la caractérisation des paires OD ? Le comportement des paires simulées à 6h30 diffèrent-ils significativement de ces mêmes paires simulées à 8h00, rendant leur agrégation non pertinente ?

Afin de répondre à ce questionnement concernant la sensibilité de la demande théorique simulée sur Transition en pointe du matin, on agrège dans chaque fichier les paires Origine-Destination par secteurs municipaux d'origine et de destination. On observe les distributions des paires sectorielles afin de savoir si on peut travailler sur la plage horaire 6h-9h, découpée en demi-heure, ou si des distributions sont différentes significativement et donc nécessitent des séparations dans l'analyse de l'offre. Les distributions se font sur les paires de secteurs municipaux avec au moins 30 observations, précisées au Tableau 4-1.

Tableau 4-1 : Paires sectorielles considérées pour l'étude sensible de la demande théorique

	Globalité	2013	2018
Total paires sectorielles testées	11396	5677	5719

4.2.3 Agrégation des demi-heures simulées : significativité

Toutes les combinaisons (doublons, triplets, quadruplets, quintuplés) sont testées statistiquement par l'intermédiaire d'un test de Kruskal-Wallis (H-test). C'est un test paramétrique qui permet de comparer les distributions de plusieurs groupes indépendants. Ce test permet de vérifier si les distributions des temps de parcours (par demi-heure) sont homogènes entre sous-périodes.

L'hypothèse nulle H_0 suppose que tous les temps de parcours comparés ont la même distribution (même médiane). L'hypothèse alternative H_1 est qu'au moins une distribution diffère des autres. A la fin du test, il sort une statistique H . Cette statistique suit approximativement une loi du χ^2 . De ce fait, il en sort notamment une p-value :

- Si p-value < 0.05 : il existe une différence significative entre au moins deux groupes
- Si p-value $\geq$ 0.05 : les distributions sont considérées homogènes

Toutes ces caractéristiques de statistique sont résumées dans le Tableau 4-2.

Tableau 4-2 : Caractéristiques statistiques utilisées pour l'étude significative

Caractéristiques	Utilisation dans l'étude
Type de test	Non paramétrique, afin de comparer les distributions de temps de parcours par demi-heure
Variable d'entrée	Temps total de parcours
Hypothèse nulle (H_0)	Les distributions sont identiques entre groupes
Statistique utilisée	H de Kruskal
Seuil	0.05
Sortie	Homogène / Non-homogène

Pour rappel, dans cette étude qui se focalise sur la période temporelle de la pointe du matin, on a six plages horaires simulées : 6h00, 6h30, 7h00, 7h30, 8h00 et 8h30. Des combinaisons par paires, triplets, quadruplets et quintuplés sont effectuées. On applique pour chacune d'entre elles le test de Kruskal-Wallis et on regarde quel regroupement de plages horaires est optimal et significatif. Finalement, le test s'effectue sur 15 paires, 20 triplets, 15 quadruplets, 6 quintuples, 1 sextuple.

Ce test est important car on ne peut observer à vue d'œil la significativité des distributions. Les Figure 4-3 et Figure 4-4 le témoignent : la paire sectorielle 101-107 est significativement différente ($H=28.174$ et $p=0$) alors que la paire sectorielle 302-301 ne présente aucune différence significative ($H=7.524$ et $p=0.1845$) selon le test Kruskal-Wallis.

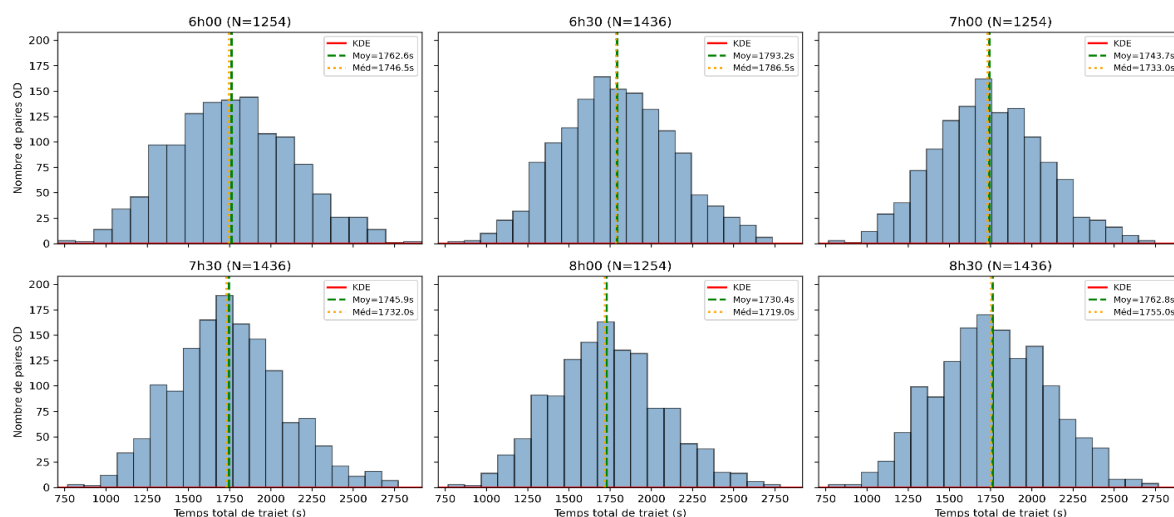


Figure 4-3 : Distribution sur les demi-heures de la pointe du matin des temps totaux de trajet - Paire sectorielle 101-107

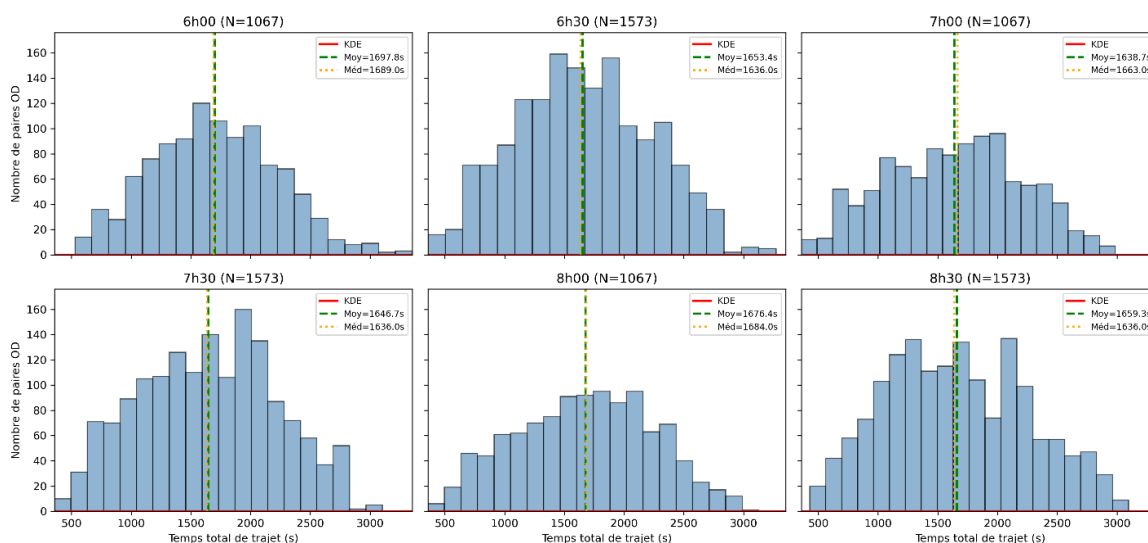


Figure 4-4 : Distribution sur les demi-heures de la pointe du matin des temps totaux de trajet - Paire sectorielle 302-301

Des tests statistiques effectués ont tout d'abord été effectués en considérant toutes les demi-heures simulées. Il en résulte que :

- en 2013 : 49.8% des paires sont homogènes ;
- en 2018 : 48.5% des paires sont homogènes ;
- globalement : 49.2% des paires sont homogènes.

De ce fait, des tests plus approfondis sont effectués en considérant toutes les combinaisons de demi-heures, du doublet ou quintuplé. Les conditions afin qu'un bloc soit considéré pour la suite de l'analyse de l'offre sont :

- Critère statistique : hypothèse d'homogénéité de Kruskal-Wallis respectée ((p-values) > 0.05)
- Critère d'homogénéité : au moins 80% des paires sectorielles doivent être homogènes.

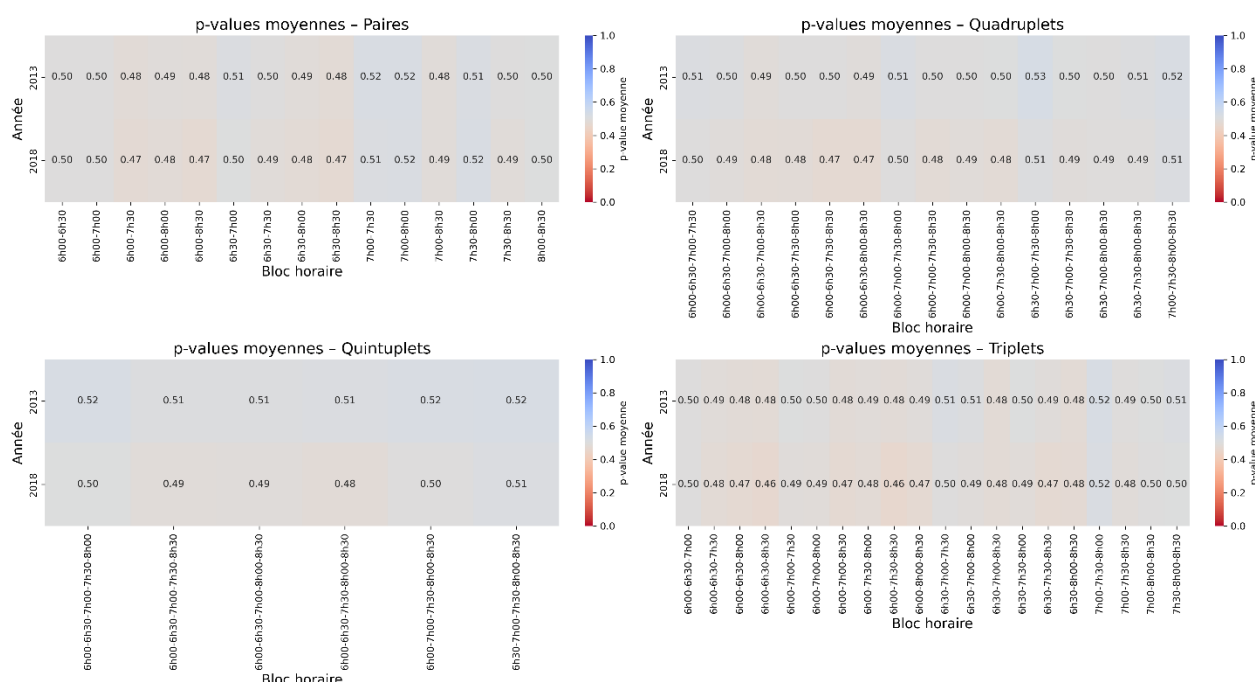


Figure 4-5 : Cartes de chaleur des p-values moyennes (2013-2018)

Concernant le critère statistique, la Figure 4-5 représente les p-values moyenne par année et par type de combinaison. Cette figure permet de repérer les périodes où les différences temporelles sont les plus significatives. Ces z-tests de proportions permettent de vérifier si la fréquence d'un phénomène (ici, une différence non significative des blocs horaires) diffère de manière significative entre deux années d'étude : 2013 et 2018. Les conclusions découlant des tests statistiques sont que les blocs sont statistiquement non significativement différents selon le z-test.

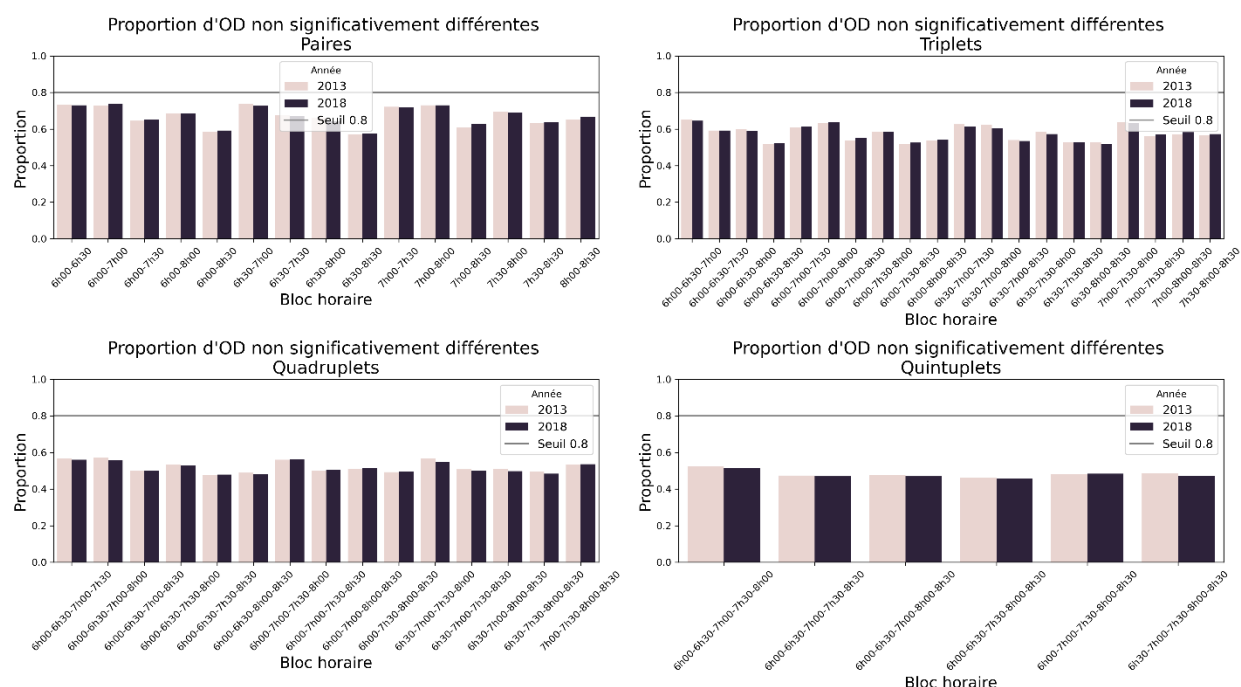


Figure 4-6 : Distributions des proportions d'OD non significativement différentes par combinaison horaire (2013-2018)

L'objectif est donc de quantifier maintenant la stabilité temporelle des comportements de déplacement à travers différents blocs horaires et d'évaluer la significativité des différences inter-années. Pour chaque type de bloc et chaque année, un calcul de la proportion de paires OD non statistiquement différentes, en rapportant le nombre de cas significatifs au total des paires observées est effectué. Cela permet de comparer, en Figure 4-6, pour chaque période horaire, la part relative de stabilité temporelle dans les flux de déplacements entre 2013 et 2018. Pour chaque bloc horaire, la proportion de similarité significative est accompagnée d'un intervalle de confiance à 95% afin de tenir compte de la variabilité de l'estimation (Mantolos & Zografos, 2008), observé en Figure 4-7. Au travers des résultats présentés dans les distributions de la figure et des proportions non significativement différentes avec intervalle de confiance à 95%, on observe qu'aucune combinaison ne complète le critère de similarité significative à 80%.

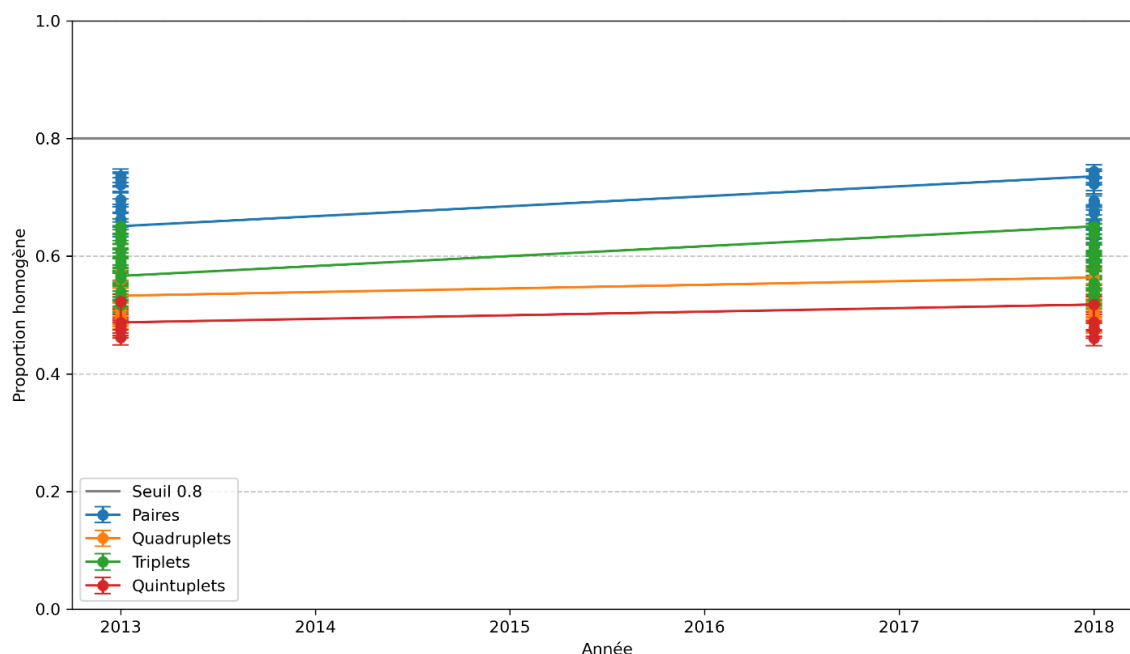


Figure 4-7 : Proportions moyennes de similarités significatives avec intervalle de confiance à 95%

Dans l'ensemble, cette analyse statistique de la différence significative temporelle constitue une étape préalable essentielle avant toute modélisation explicative (Newcombe, 1998). Elle permet de s'assurer que les différences inter-années observées dans les temps de parcours résultent de véritables changements dans l'offre, et non de fluctuations aléatoires ou de déséquilibres dans la distribution horaire des observations. Ainsi, l'analyse permet de renforcer la robustesse et la validité empirique des résultats présentés dans les sections suivantes.

4.2.4 Sélection des heures théoriques de départ pour l'étude

Aux vues des résultats observés précédemment, l'analyse de l'offre va se faire sur les demi-heures séparément de la pointe du matin. Nous allons cibler l'étude sur la demi-heure individuelle avec le plus d'observations. En observant la distribution des déplacements simulés sur chaque demi-heure en Figure 4-8, l'étude se fera sur les déplacements simulés à 8h00 en pointe du matin.

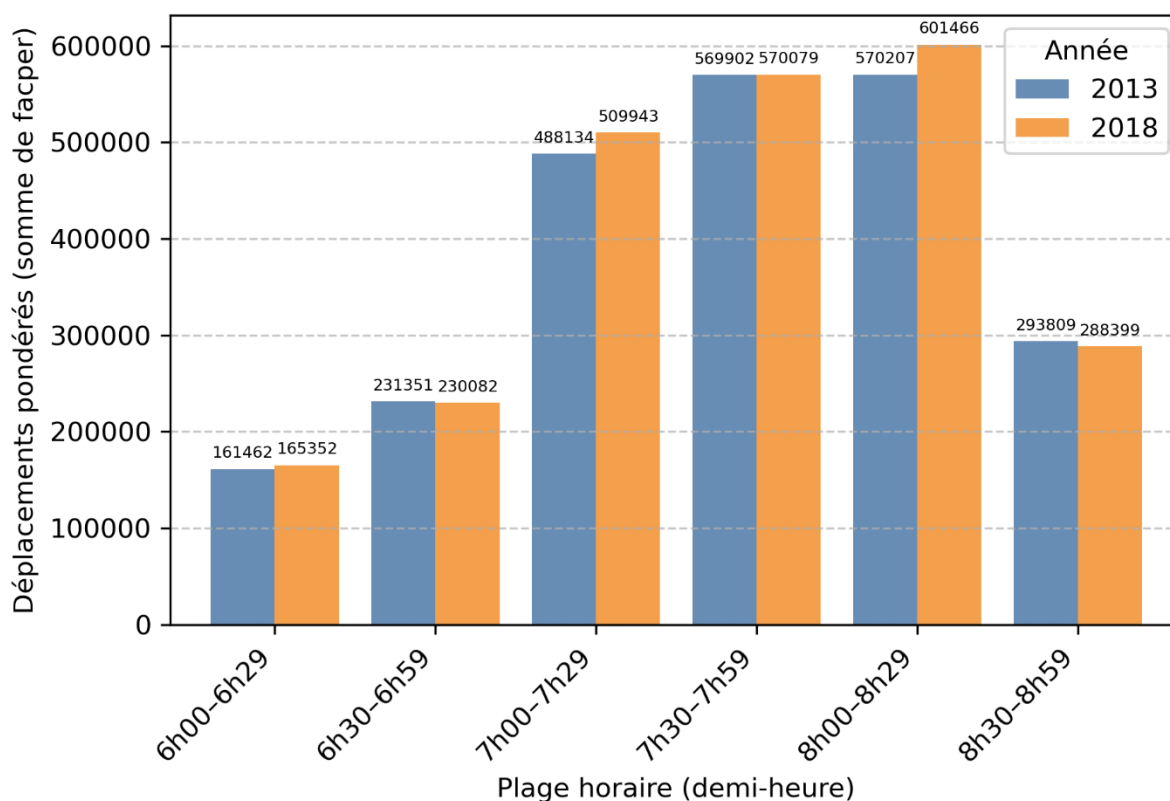


Figure 4-8 : Distribution des déplacements pondérés - Pointe du matin (6h-9h) - Comparaison 2013 vs 2018

4.2.5 Modification de l'offre

La méthodologie d'analyse de l'offre expliquée dans la partie 3.4 est appliquée pour l'ensemble des paires Origine Destination observées sur les départs de la pointe du matin à 8h00. De ce fait, après :

- l'implémentation de la demande théorique par l'intermédiaire de Transition ;
- l'agrégation des données selon un découpage du territoire d'étude en secteurs municipaux ;
- le respect des seuils concernant le nombre d'observations par agrégation ;
- le test de différence significative des paires sectorielles entre 2013 et 2018 ;
- la catégorisation des paires sectorielles selon la tendance d'évolution entre 2013 et 2018 : amélioration, stabilité, diminution.

On obtient, pour la simulation à 8h00, les répartitions des 10589 paires sectorielles par catégorie, présentées au Tableau 4-3 :

Tableau 4-3 : Répartition des paires sectorielles par catégorie d'évolution

	Stabilité			Amélioration			Détérioration		
		Δ moy (min)	σ		Δ moy (min)	σ		Δ moy (min)	σ
8h00	90%	1.0	7.5	4.1%	-10.4	9.2	5.9%	9.6	9.1

Afin de compléter l'analyse statistique des variations de temps de parcours entre 2013 et 2018, une étape de visualisation spatiale et descriptive est réalisée et présentée par l'intermédiaire des Figure 4-9 et Figure 4-10. D'une part, la catégorie 'Amélioration' de l'offre de transport en commun présente une distribution centrée sur des valeurs négatives, traduisant une réduction moyenne des temps de parcours entre 2013 et 2018 d'environ 10 minutes. La dispersion est étalée, suggérant une amélioration plutôt marquée dans certaines zones géographiques. D'autre part, la catégorie 'Détérioration' se distingue par une distribution décalée vers les valeurs positives, indiquant une hausse des temps de parcours d'environ 9 minutes et demie. L'étalement de la distribution et son asymétrie traduit également des cas de dégradation marqués entre certains secteurs municipaux.

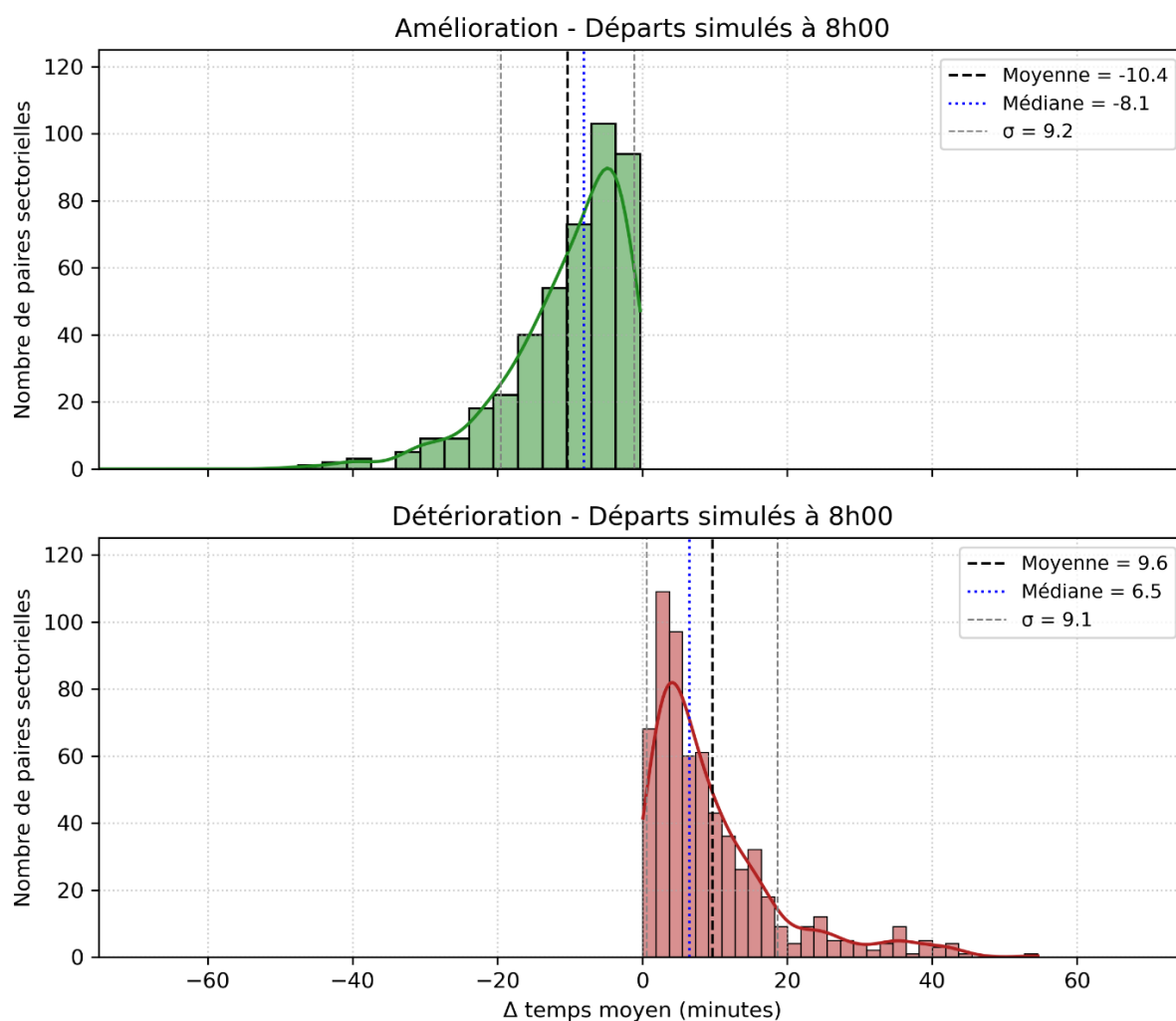


Figure 4-9 : Distributions des variations moyennes sectorielles des temps totaux de trajet pour les catégories Amélioration et Détérioration

Sur la Figure 4-10, une représentation en boîtes à moustaches résume les distributions des variations du temps total de trajet entre 2013 et 2018 selon les tendances d'évolution. La boîte représente la moitié centrale des paires OD de chaque catégories (du premier quartile au troisième quartile). La ligne à l'intérieur représente la médiane, dont la valeur est précisée notamment sur la figure. Les moustaches s'étendent jusqu'aux valeurs « non aberrantes ».

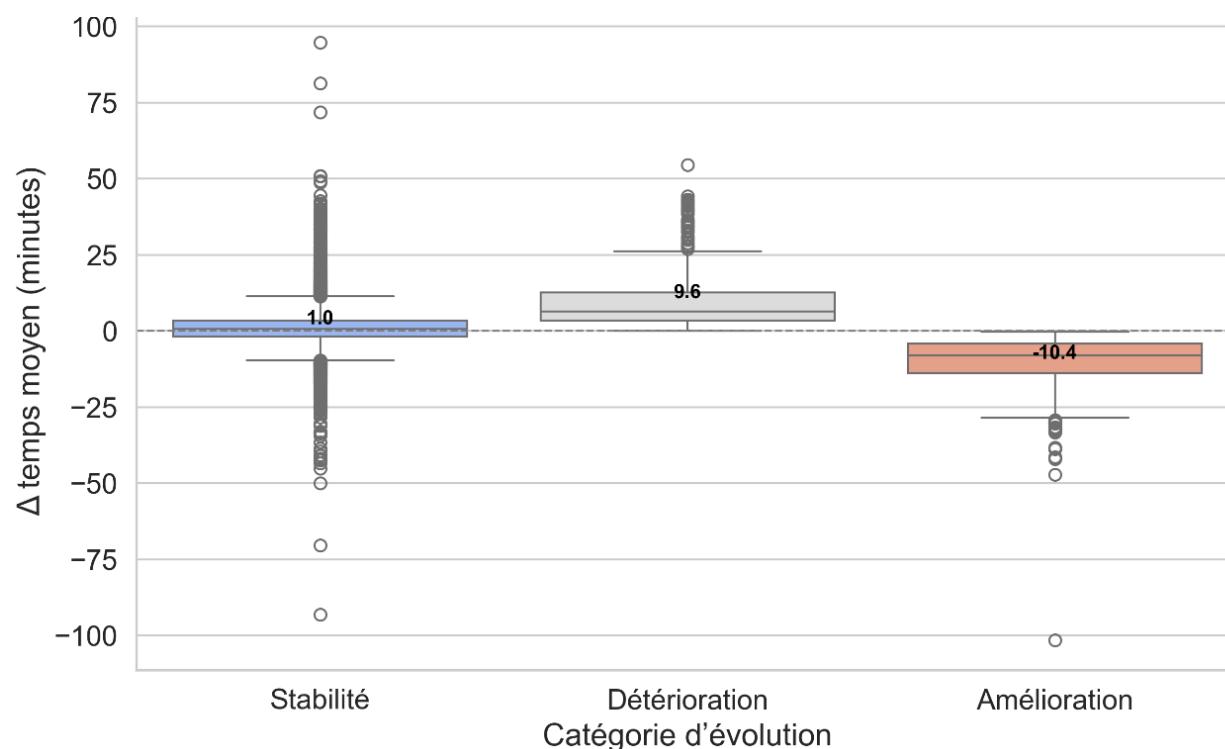


Figure 4-10 : Boîtes à moustaches des variations sectorielles moyennes des temps totaux de trajet entre 2013 et 2018 - Départs simulés à 8h00 - Par catégorie d'évolution

D'un point de vue statistique, les distributions mettent en évidence une asymétrie marquée entre les catégories : les modifications significatives de l'offre en transport collectif sont relativement modestes mais fréquentes sur tout le territoire.

4.2.6 Observations de l'étalement des paires par tendance

Afin de caractériser plus finement les modifications observées sur le réseau de transport collectif, une analyse de distribution des temps de parcours a été réalisée pour les paires OD identifiées comme étant en amélioration ou en détérioration entre 2013 et 2018. L'objectif est de comparer la forme et la dispersion des distributions de temps de trajet total, afin d'évaluer si l'allongement observé relève d'un décalage global (translation de la moyenne).

Le traitement consiste à extraire, pour chaque année, les temps de parcours simulés à une heure donnée, ici, 8h00. Seules les paires OD classées dans les catégories 'Amélioration' ou 'Détérioration' sont conservées, conformément aux tendances préalablement établies.

Pour les distributions à la fois de 2013 et de 2018, trois indicateurs descriptifs sont calculés : la moyenne, la médiane et l'écart-type du temps total de parcours. Ces mesures permettent de

caractériser respectivement la tendance centrale, la position médiane (moins sensible aux valeurs extrêmes), et la dispersion des observations. Les distributions sont ensuite visualisées sous forme d'histogrammes aux Figure 4-11 et Figure 4-14, avec des repères verticaux indiquant la moyenne, la médiane et les bornes d'écart-type.

Ainsi, cette lecture combinée des statistiques descriptives et des distributions permet de confirmer, de manière empirique, la tendance générale identifiée par la classification des paires OD. Elle souligne non seulement une hausse moyenne des temps de parcours, mais également une augmentation de leur variabilité, deux dimensions essentielles pour comprendre l'expérience temporelle du déplacement en transport collectif. Ces résultats fournissent donc une base interprétative pour relier la détérioration observée à des modifications concrètes de l'offre entre 2013 et 2018.

4.2.6.1 Amélioration de l'offre TC : distribution temporelle et spatiale des temps de trajet

Sur la Figure 4-11, la comparaison des deux distributions met en évidence un glissement vers la gauche entre 2013 et 2018, traduisant une diminution générale du temps de déplacement pour les paires OD concernées. Ce déplacement est notamment caractérisé par un rétrécissement de la distribution. Cela suppose qu'il y a davantage d'homogénéité dans les temps de parcours. De ce fait, on a :

- les temps de trajets sont en moyenne plus courts de 3,5 minutes ;
- l'écart type a diminué de 3,1 points, marquant la diminution des longs temps de parcours.

La position relative de la médiane par rapport à la moyenne apporte une information complémentaire sur la forme de la distribution. En effet, les distributions présentent des asymétries positives, indiquant la présence de trajets particulièrement longs tirant la moyenne vers le haut. Pour autant, cet écart entre moyenne et médiane s'est rétréci entre 2013 et 2018, suggérant que les longs trajets temporels ont connu une bonification. Ce phénomène est cohérent avec une amélioration significative de l'offre de transport en commun.

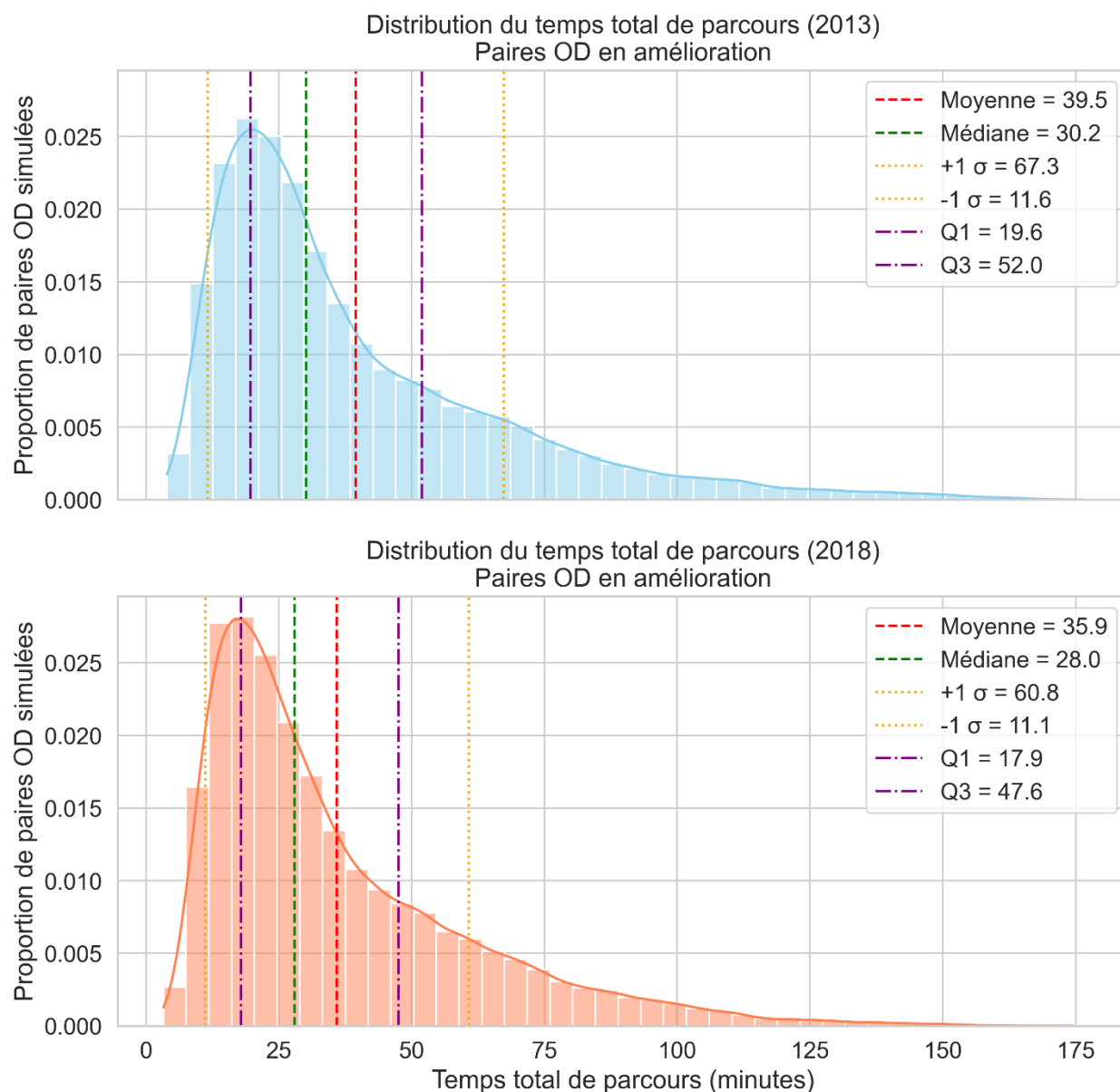


Figure 4-11 : Comparaison 2013 vs 2018 - Temps total de parcours (minutes) – Paires OD simulés à 8h00 en amélioration

Tableau 4-4 : Statistiques des paires OD en amélioration – Départs simulés à 8h00

Année	Moyenne (min)	Médiane (min)	Écart-type (min)
2013	39.5	30.2	27.9
2018	36.0	28.0	24.8

Afin de caractériser la structure des relations entre la distance des déplacements et le temps total de parcours pour les paires OD en amélioration, une analyse de densité est réalisée à partir des données simulées pour 2013 et 2018. La Figure 4-12 présente une superposition de densités accompagnée de nuages de points échantillonnés (bleu pour 2013, rouge pour 2018). Cette figure permet de mettre en lumière la structure globale des relations distances-temps. Les distances sont à vol d'oiseau. Les résultats de cette comparaison de densités suggèrent une translation vers le bas et la gauche du nuage de points entre 2013 et 2018 pour les paires OD classées dans une tendance d'amélioration significative. Ainsi, la majorité des déplacements observés se sont décalés vers des temps de trajet plus courts pour une distance équivalente, traduisant une efficacité accrue du réseau entre les secteurs municipaux concernées. Le nuage de points de 2013, en bleu, présente une structure plus étalée. Pour des distances intermédiaires allant de 10 à 25 km, les temps de trajets sont en partie supérieurs à 60 minutes. Pourtant, le nuage de points de 2018, en rouge, se resserre vers l'origine, indiquant une amélioration du rapport distance/temps, donc un gain d'accessibilité pour un même périmètre spatial.

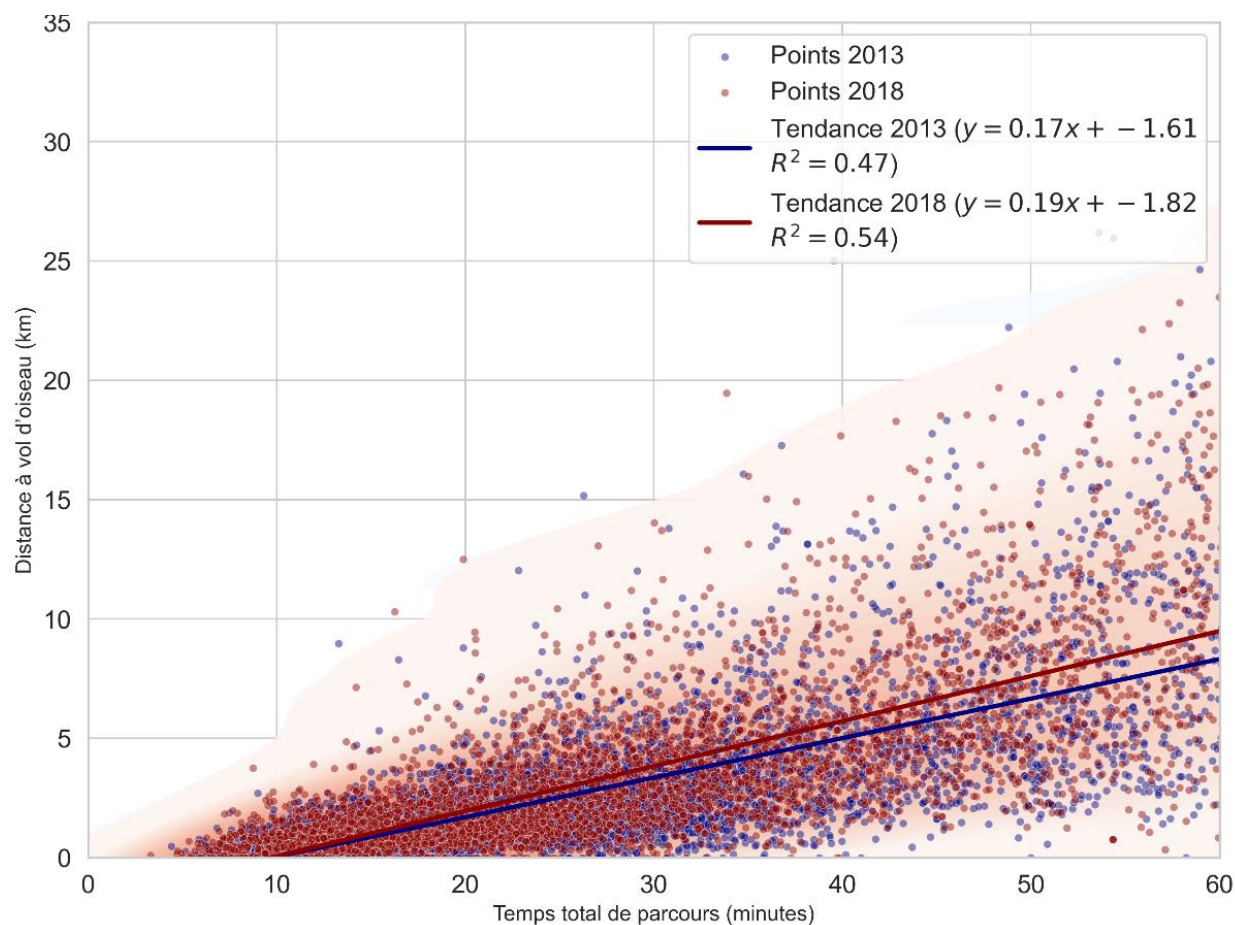


Figure 4-12 : Rapport distance vol d'oiseau /temps total de trajet - Nuages de points – Paires OD en amélioration – Départs simulés à 8h00

La carte différentielle en Figure 4-13 confirme ces tendances : les zones bleues négatives indiquent une diminution de la densité ; donc pour les longs temps de parcours. A côté, les zones rouges positives signalent une augmentation des observations dans les plages de temps inférieures à 40 minutes. Cette redistribution de la densité reflète un glissement structural de la distribution vers une offre de transport plus performante, pour les paires sectorielles concernées, entre 2013 et 2018.

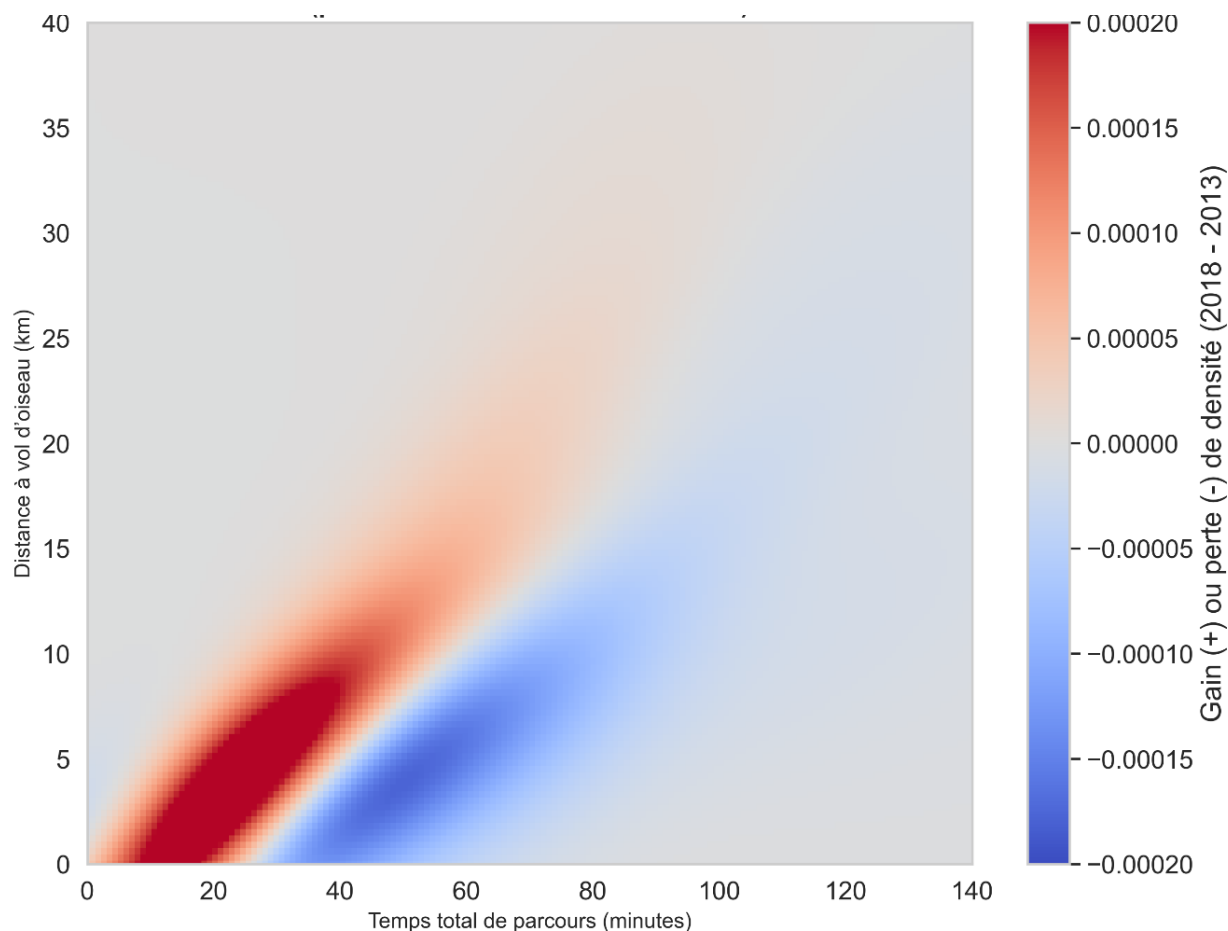


Figure 4-13 : Rapport distance vol d'oiseau/temps total de trajet - Variation des densités 2013 vs 2018 - Paires OD en amélioration - Départs simulés à 8h00

4.2.6.2 Détérioration de l'offre TC : visualisation et distribution des temps de trajet

Sur la Figure 4-14, la comparaison des deux distributions met en évidence un glissement vers la droite entre 2013 et 2018, traduisant une augmentation générale du temps de déplacement pour les paires OD concernées. Ce déplacement est notamment caractérisé par un étalement de la distribution (augmentation de l'écart-type). Cela suppose qu'il y a davantage d'hétérogénéité dans les temps de parcours. De ce fait, on a :

- les temps de trajets sont globalement plus longs de 3,2 minutes ;
- l'écart-type a augmenté de 3,4 points, soulignant la dispersion des temps de parcours.

La position relative de la médiane par rapport à la moyenne apporte une information complémentaire sur la forme de la distribution. En effet, les distributions présentent des asymétries positives, indiquant la présence de trajets particulièrement longs tirant la moyenne vers le haut. Pour autant, cet écart entre moyenne et médiane s'est agrandi entre 2013 et 2018, suggérant que les moyens et longs trajets temporels ont connu une détérioration. Ce phénomène est cohérent avec une détérioration significative de l'offre de transport en commun.

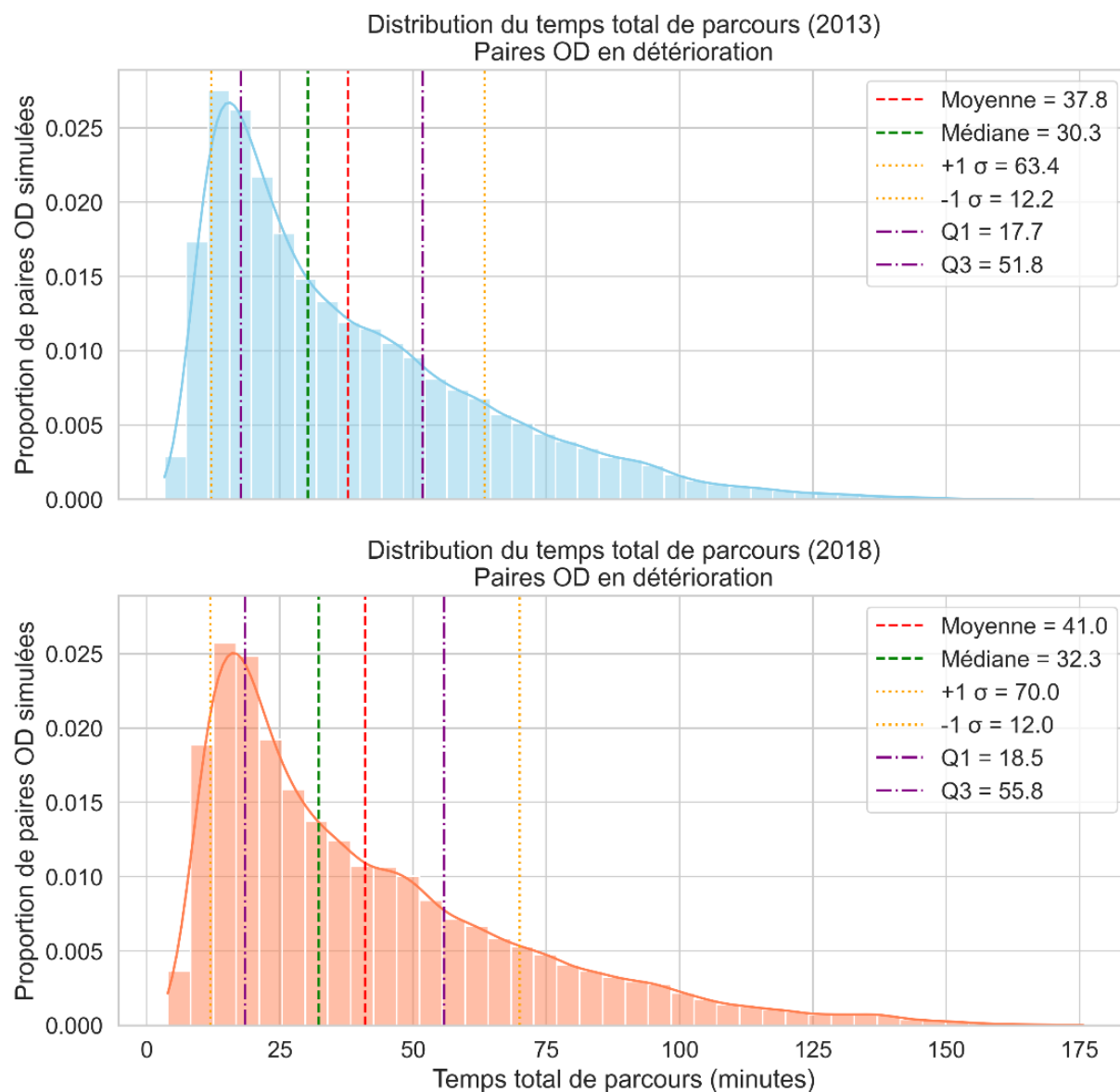


Figure 4-14 : Comparaison 2013 vs 2018 - Temps total de parcours (minutes) – Paires OD simulés à 8h00 en détérioration

Tableau 4-5 : Statistiques des paires OD en détérioration – Départs simulés à 8h00

Statistiques (minutes)	Moyenne	Médiane	Écart-type
2013	37.8	30.3	25.6
2018	41.0	32.3	29.0

Sur la Figure 4-15, les nuages de points présentent une déformation notable de la structure distance-temps entre 2013 et 2018 pour les paires OD classées en détérioration de l'offre TC. Contrairement aux paires en amélioration, le nuage de points de 2018, en rouge, s'est déplacé vers des valeurs de temps plus élevées à distances équivalente. Donc, à distance constante, les temps de trajets augmentent, traduisant une perte d'efficacité du réseau de transport en commun entre les secteurs municipaux concernés.

Le nuage de points de 2013, concentré dans une bande relativement linéaire et compacte, témoigne d'une structure plus homogène de la relation distance–temps. En 2018, cette distribution s'étale, signe d'un allongement des temps de trajet et d'une augmentation de la dispersion.

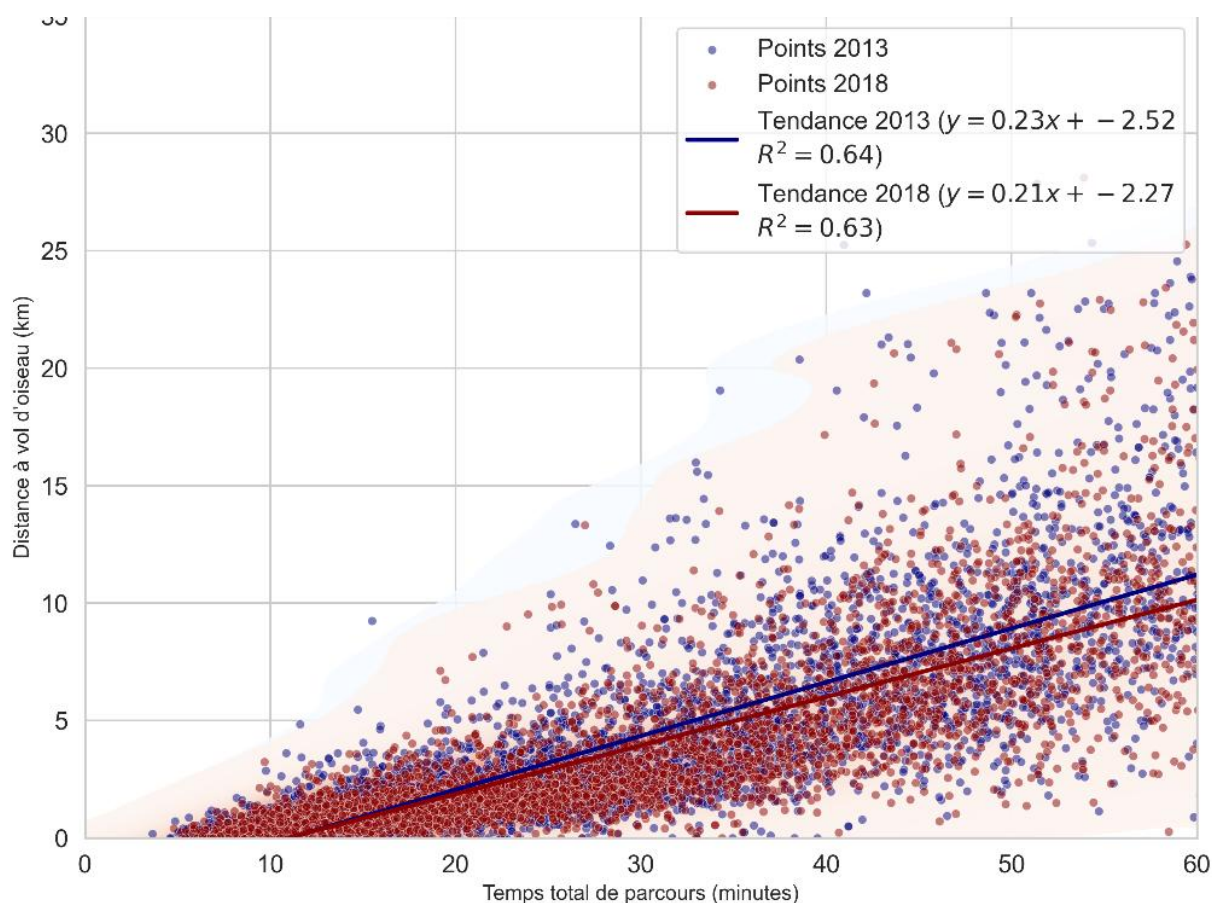


Figure 4-15 : Rapport distance vol d'oiseau /temps total de trajet - Nuages de points – Paires OD en détérioration – Départs simulés à 8h00

La carte différentielle en Figure 4-16 renforce ce constat : la zone en bleue, présente dans la partie inférieure de la carte de chaleur, indique une perte de densité entre 2013 et 2018 pour les courts trajets temporels, alors que la zone rouge apparaît dans les plages temporelles supérieures à 60 minutes. De ce fait, une augmentation du nombre de déplacements longs pour une même distance est bien observée.

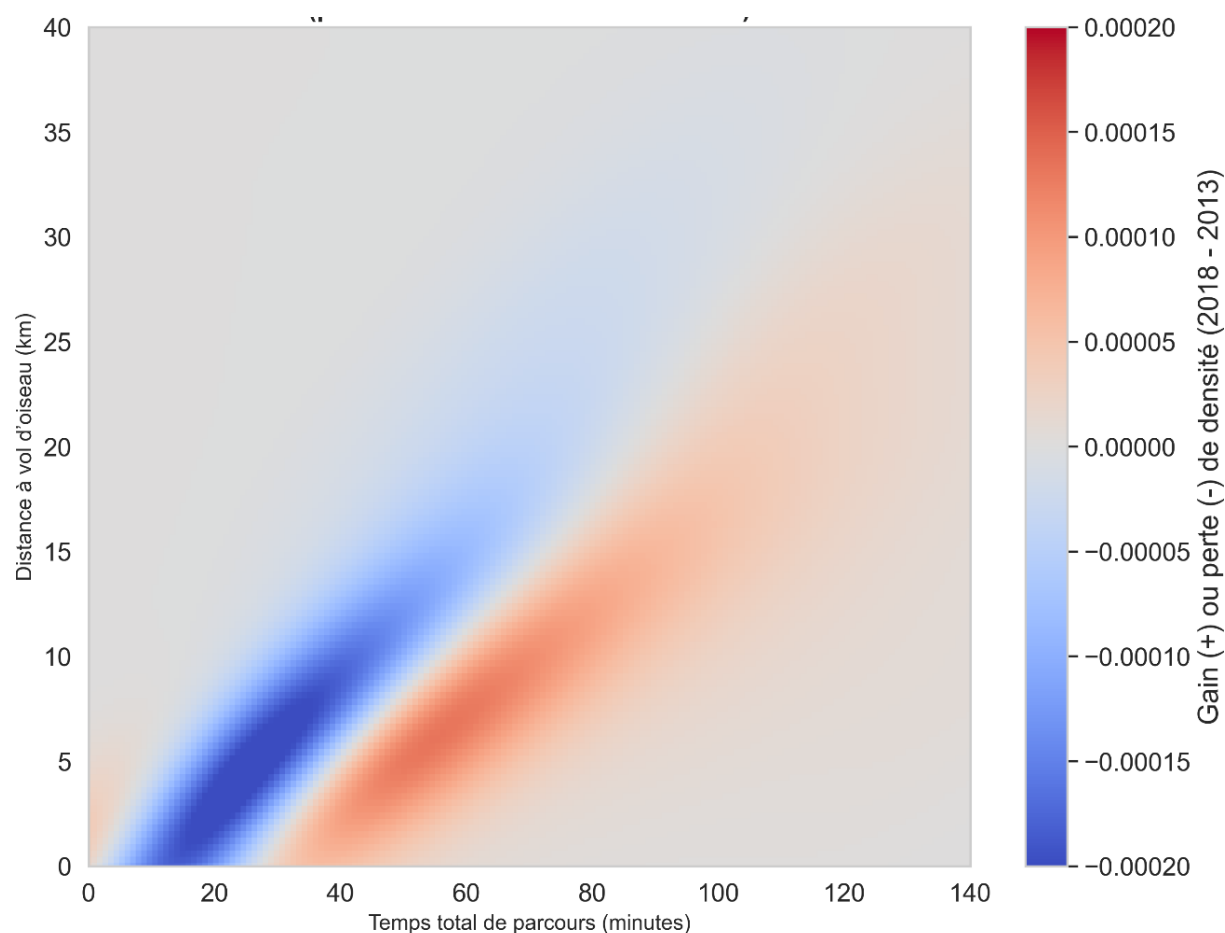


Figure 4-16 : Rapport distance vol d'oiseau/temps total de trajet - Variation des densités 2013 vs 2018 - Paires OD en détérioration - Départs simulés à 8h00

4.3 Analyse des comportements de mobilité

Cette partie présente les différents résultats des analyses effectuées sur les variables socio-démographiques des enquêtes Origine-Destination 2013 et 2018.

4.3.1 Période d'étude

Comme pour l'analyse de l'offre de transport en commun, il est nécessaire de savoir si l'évolution de la part modale du transport en commun entre 2013 et 2018 sur la pointe du matin est significative statistiquement selon les tranches horaires suivantes : 6h00-6h30, 6h30-7h00, 7h00-7h30, 7h30-8h00, 8h30-9h00. Les Figure 4-17 et Figure 4-18 présentent les distributions des parts modales TC pour chaque tranche horaire. Cela permet d'identifier la variabilité intra-pointe du matin d'utilisation du transport en commun. Afin d'évaluer la significativité de ces variations

temporelles, le test non paramétrique de Kruskal–Wallis est appliqué sur les parts modales TC 2013 et 2018.

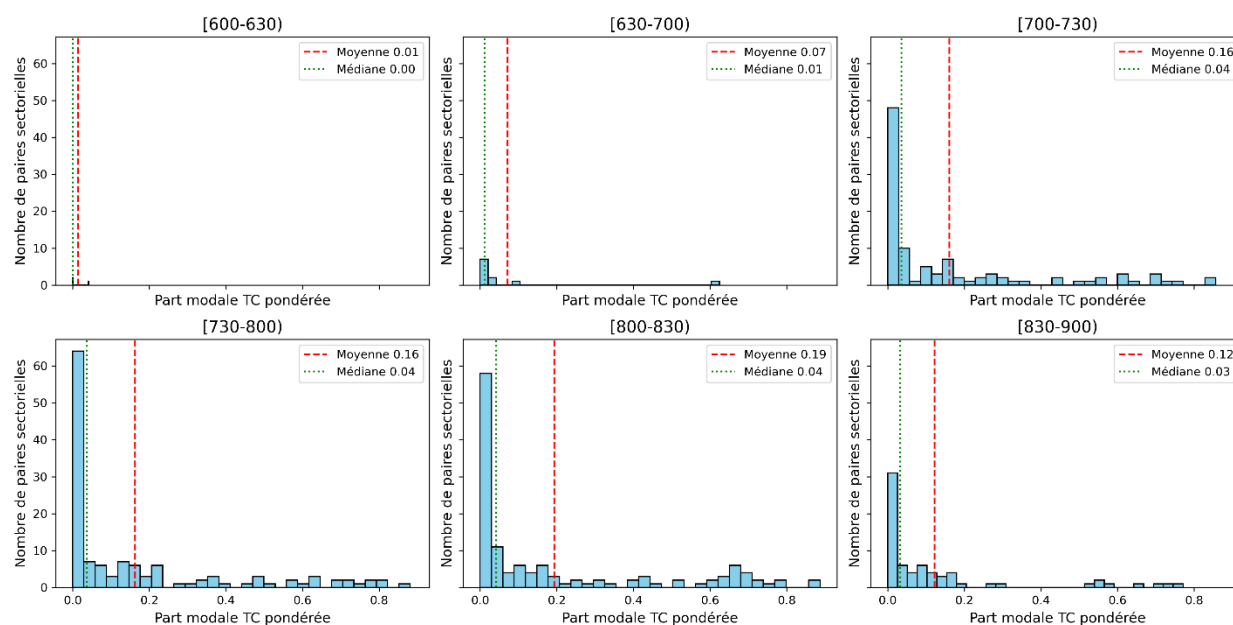


Figure 4-17 : Distribution part modale TC pondérée sur la pointe du matin - 2013

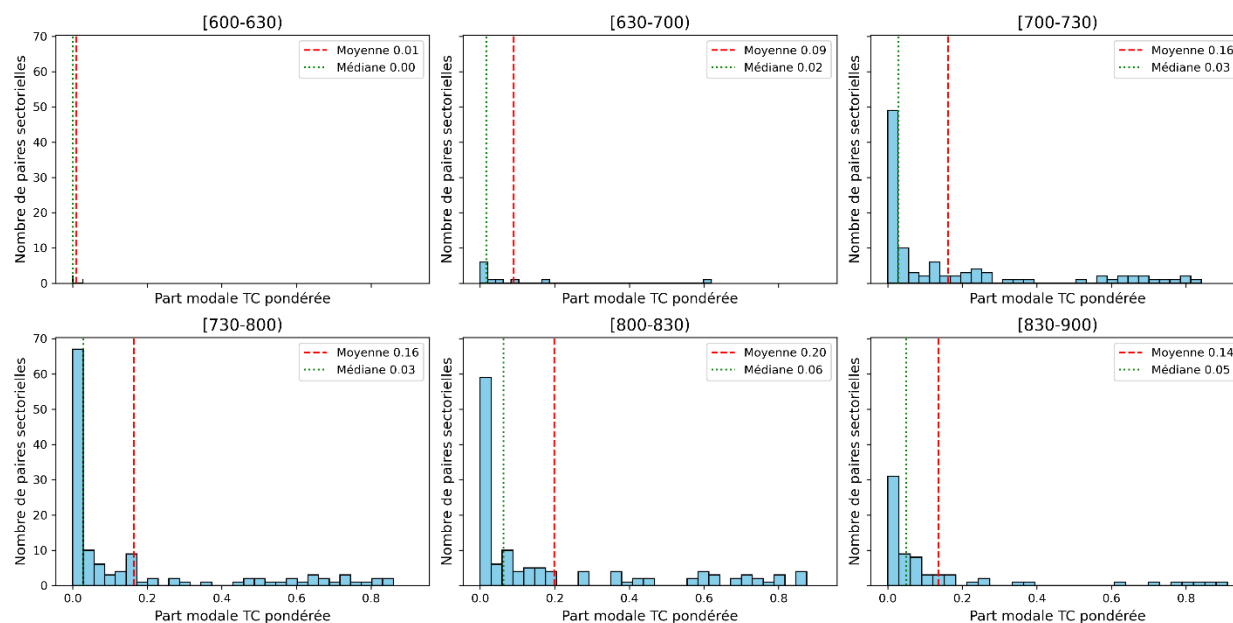


Figure 4-18 : Distribution part modale TC pondérée sur la pointe du matin - 2018

Les résultats des tests de Kruskal Wallis appliqués aux parts modales TC sur la pointe du matin sont résumés dans le Tableau 4-6. Les deux années ne présentent aucune différence significative

entre les tranches horaires ($p \geq 0,05$). La structure temporelle de la part modale est relativement stable sur la pointe du matin, suggérant que le profil modal observé est homogène indépendamment de la sous-branche horaire.

Tableau 4-6 : Résultats des tests de Kruskal Wallis appliqués aux parts modales pondérées TC sur la pointe du matin

	2013	2018
Statistique H	5,032	6,192
p-value	0,4120	0,2880

Comme l'analyse de la modification de l'offre de transport en commun s'est faite pour des départs simulés à 8h00, l'étude des évolutions des comportements de mobilité se fera sur la tranche horaire 8h00-8h30.

4.3.2 Variables d'intérêt

La base de données des enquêtes OD 2013 et 2018 dont les heures de départ sont entre 8h et 8h30 couvrira cette analyse de la demande. L'objectif est d'observer l'évolution de variables socio-démographiques des secteurs où la part modale en nombre de déplacements pondérés a évolué significativement. Les variables considérées sont explicitées dans le Tableau 4-7.

Objectifs de cette analyse :

- Identifier les variables socio-démographiques associées à des variations notables de la part modale TC entre 2013 et 2018.
- Déterminer quelles variables doit être contrôlées dans le modèle explicatif de l'analyse croisée afin d'isoler l'effet de l'offre en transport en commun.

Tableau 4-7 : Variables d'intérêts

Type	Variable	Nature	Effets attendus
Démographique	Âge	Ordinale	Jeunes et âgés plus enclins au TC
Démographique	Sexe	Binaire	Les femmes utilisent davantage le TC
Socio-démographique	Statut professionnel	Catégorielle	Travailleurs / Étudiants / Retraités => différence nette
Mobilité	Possession de permis, nombre d'autos par logis	Binaire, ordinale	Indicateurs de motorisation, souvent corrélés négativement à l'usage du TC
Comportementale	Nombre de déplacements	Continue	Plus élevée chez les usagers TC
Motif	Motif de déplacement	Catégorielle	Les motifs travail et études occupent une part plus importante des déplacements TC
Mode	Mode de déplacement	Catégorielle	Utilisation plus importante de l'auto en cas de diminution de la part modale TC

4.3.3 Modification de la part modale en transport en commun

Cette section s'intéresse à l'évolution de la part modale du transport en commun entre 2013 et 2018, en considérant les déplacements réalisés en période de pointe matinale. L'analyse porte sur les paires sectorielles pour lesquelles le nombre d'observations permet d'assurer la stabilité des estimations. L'objectif est d'identifier les tendances d'évolution de ce choix modal.

4.3.3.1 Observations des parts modales pondérées TC en 2013 et 2018

Les données considérées dans le calcul des parts modales 2013 et 2018 sont les déplacements réalisés entre 8h00 et 8h30, en pointe du matin. Cela permet d'assurer l'homogénéité temporelle des comparaisons. Les paires OD sont donc agrégées par année selon leur secteurs municipaux d'origine et de destination. Pour chaque paire sectorielle, la part modale du transport collectif est calculée en utilisant les pondérations associées à chaque observation. Les pondérations servent à représenter la population étudiée. L'agrégation s'effectue uniquement sur les paires sectorielles contenant au minimum 30 paires OD, afin de garantir la robustesse statistique des estimations. Cette approche pondérée permet de tenir compte de la structure de l'échantillon de l'enquête et d'éviter une surreprésentation de certains groupes de répondants. La Figure 4-19 présente la distribution de ces parts modales calculées, montrant l'étendue et la variabilité de ce comportement de mobilité. Le Tableau 4-8 présente des moyennes d'utilisation du transport en commun en 2013 et 2018 d'environ 20%, ce qui est cohérent avec les résultats de la littérature.

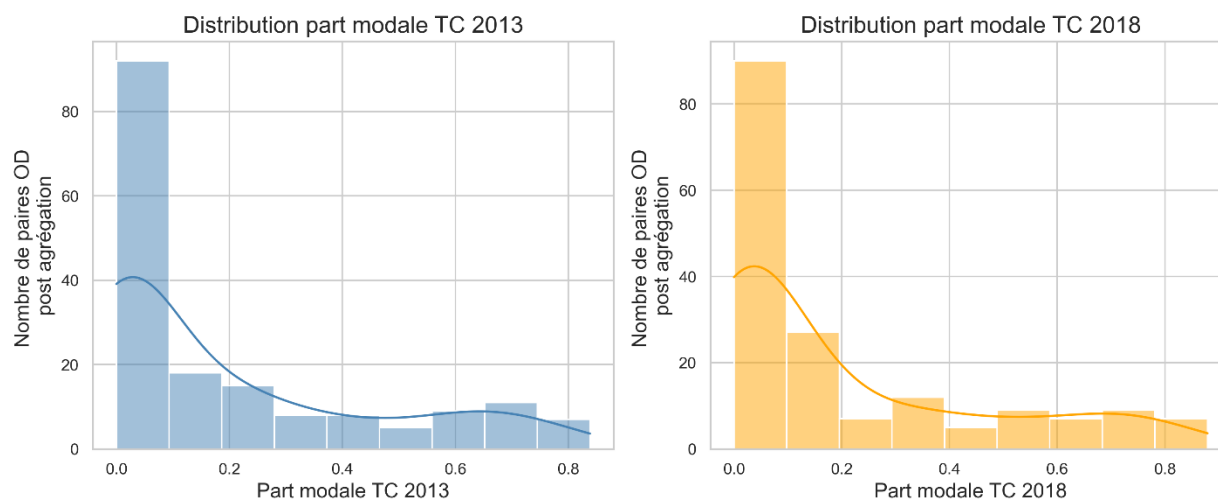


Figure 4-19 : Distributions sectorielles des parts modales TC pondérées 2013 et 2018

Tableau 4-8 : Statistiques des distributions sectorielles des parts modales TC pondérées

	Nombre de paires sectorielles	Moyenne	Écart-type	Q1	Q3	IQR
2013	173	0.199	0.249	0.000	0.316	0.838
2018	173	0.205	0.258	0.000	0.338	0.879

4.3.3.2 Variation de la part modale TC sur la période d'étude

Une fois les parts modales TC estimées pour 2013 et 2018, les deux bases sont fusionnées. La variation temporelle est calculée pour chaque paire sectorielle. La distribution de la variation de la part modale TC permet d'évaluer la dispersion des variations et d'identifier les cas extrêmes. La Figure 4-20 donne une première lecture globale des tendances : la distribution est centrée autour de zéro. Cela suggère une stabilité générale.

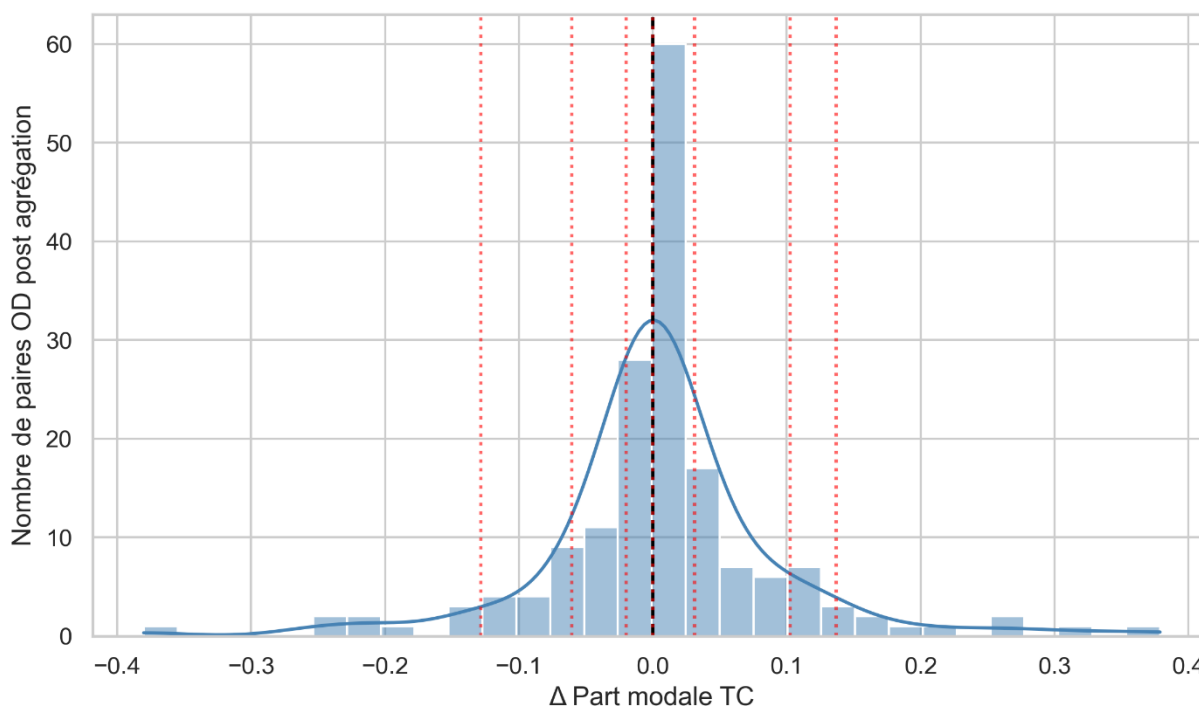


Figure 4-20 : Distribution de la variation de la part modale TC pondérée (2018 – 2013)

Sur la Figure 4-20 est représentée la distribution des variations de la part modale en transport en commun en nombre de déplacements pondérés. Les quantiles sont notamment tracés sur ce graphique en lignes pointillées rouges. Les Tableau 4-9 et Tableau 4-10 résument respectivement les valeurs de chaque quantile et les statistiques descriptives de la variation de la part modale TC.

Tableau 4-9 : Quantiles de la distribution de la variation de la part modale TC

0.05	0.10	Q1 = 0.25	Q2 = 0.5	Q3 = 0.75	0.90	0.95
-0.128623	-0.060726	-0.019913	0.000000	0.031191	0.102734	0.136828

Tableau 4-10 : Statistiques de la distribution de la variation de la part modale TC

Nombre de paires	Moyenne	Écart-type
173	0.005650	0.089043

4.3.3.3 Évolution de la part modale TC : tendance et classification

Afin de vérifier si les variations observées sont statistiquement significatives, un test de proportion bilatéral (z-test) est appliqué à chaque paire sectorielles. Le test compare la proportion d'utilisateurs utilisant le transport en commun entre 2013 et 2018, sous l'hypothèse nulle d'égalité des parts modales ($H_0 : p_1 = p_2$). Les cas où les proportions sont extrêmes (0 ou 1) sont automatiquement exclus pour éviter des erreurs dues à une variance nulle. Les paires OD pour lesquelles la valeur p est inférieure à 0.05 sont considérées comme présentant une évolution statistiquement significative.

Les résultats du test de significativité sont utilisés pour classer les paires OD selon trois catégories présentées en Figure 4-21 :

- Augmentation significative de la part modale TC ($\Delta TC > 0$ et $p < 0.05$) : concerne 41 paires sectorielles sur les 173 utilisées pour l'analyse, soit 23,7%.
- Diminution significative de la part modale TC ($\Delta TC < 0$ et $p < 0.05$) : concerne 48 paires sectorielles sur les 173 utilisées pour l'analyse, soit 27,7%.
- Variation non significative de la part modale TC ($p \geq 0.05$ ou test invalide) : concerne 84 paires sectorielles sur les 173 utilisées pour l'analyse, soit 48,6%.

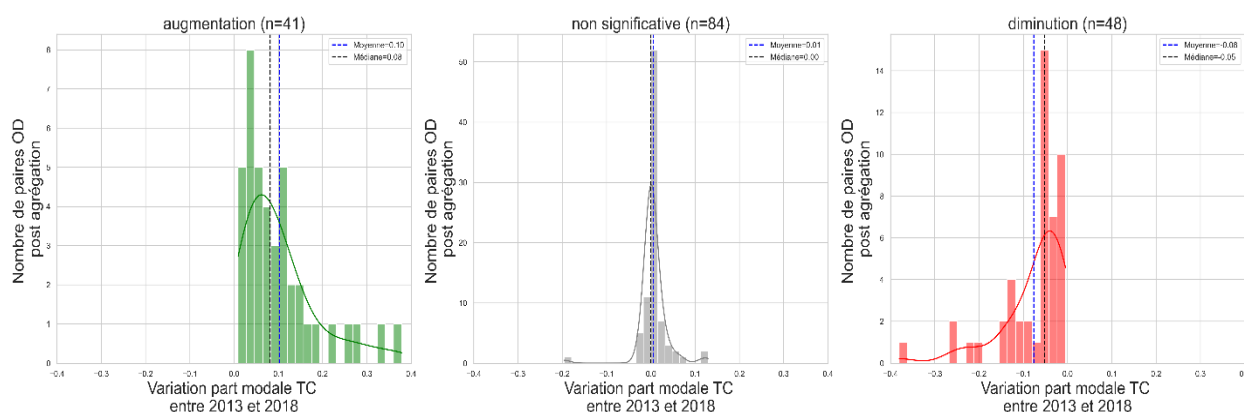


Figure 4-21 : Distribution par catégories d'évolution des variations sectorielles significatives de la part modale TC

Les distributions des variations de la part modale pondérée TC pour chaque catégorie sont donc présentées à la Figure 4-21. Les histogrammes comparatifs montrent la position des moyennes et des médianes, révélant l'asymétrie des distributions. Cette étape permet de caractériser les profils

de variation selon leur amplitude : les augmentations comme les diminutions significatives présentent une dispersion, caractérisée par l'écart entre la moyenne et la médiane.

En plus des dynamiques temporelles représentées par l'intermédiaire des histogrammes, les cartes des

Figure 4-22, Figure 4-23 et Figure 4-24 présentent une approche spatiale des dynamiques modales. Pour chaque catégorie de variation, des cartes de flux OD sont générées, représentant les paires sous forme de segments reliant l'origine et la destination.

Evolution de la part modale TC : non significative (Nombre de paires sectorielles =84)

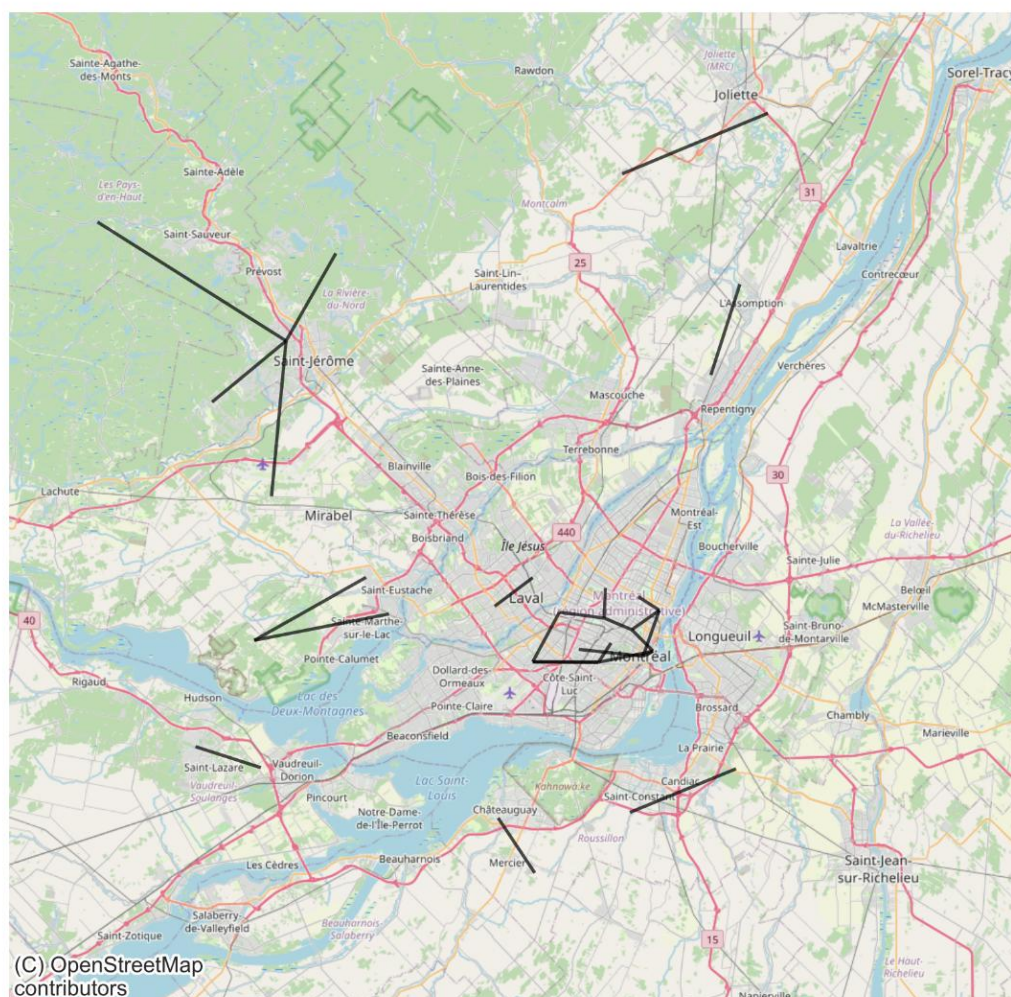


Figure 4-22 : Carte des paires sectorielles selon la tendance d'évolution de la part modale TC : non-significative

Evolution de la part modale TC : augmentation (Nombre de paires sectorielles =41)

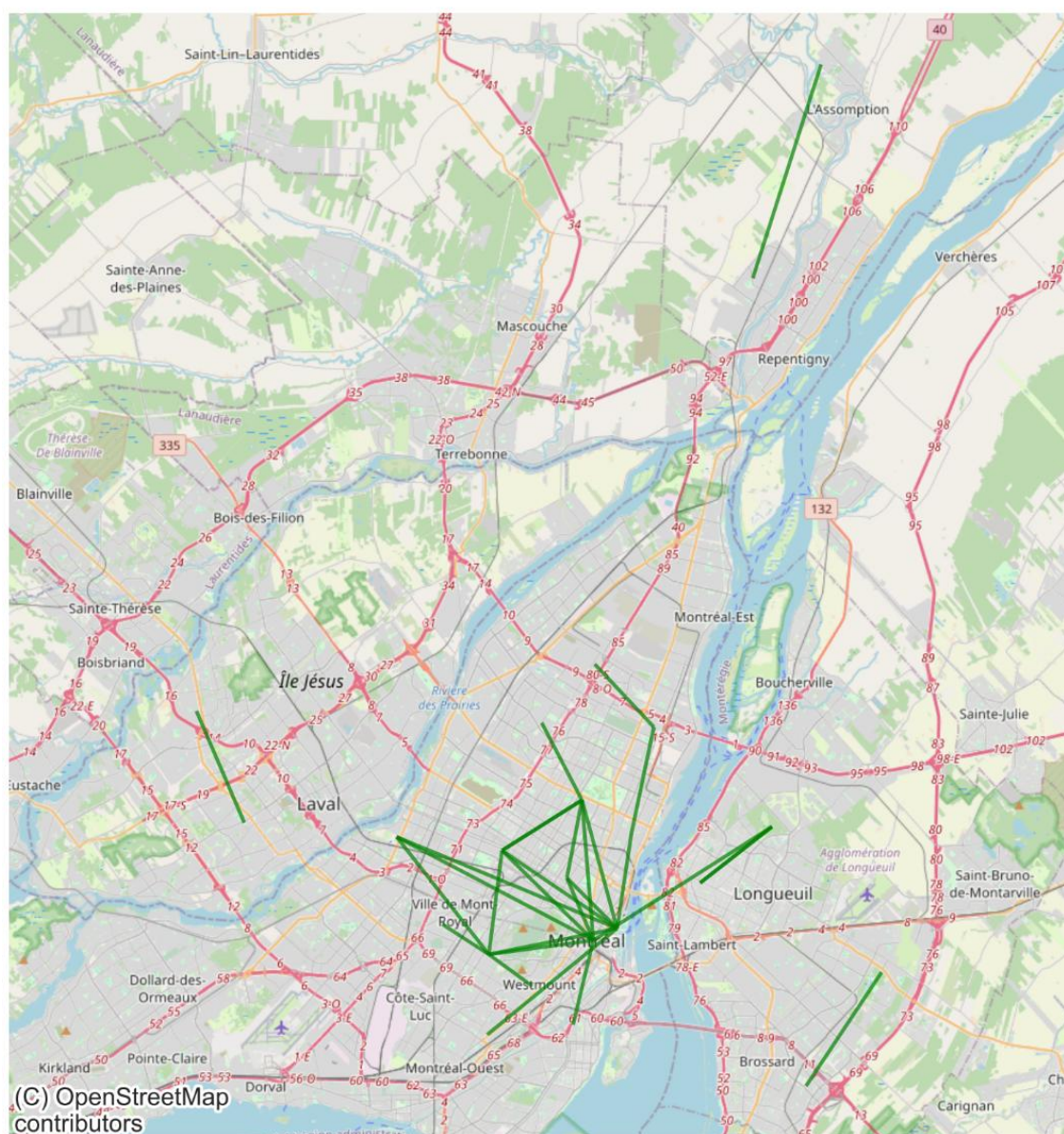


Figure 4-23 : Carte des paires sectorielles selon la tendance d'évolution de la part modale TC : augmentation

Evolution de la part modale TC : diminution (Nombre de paires sectorielles =48)

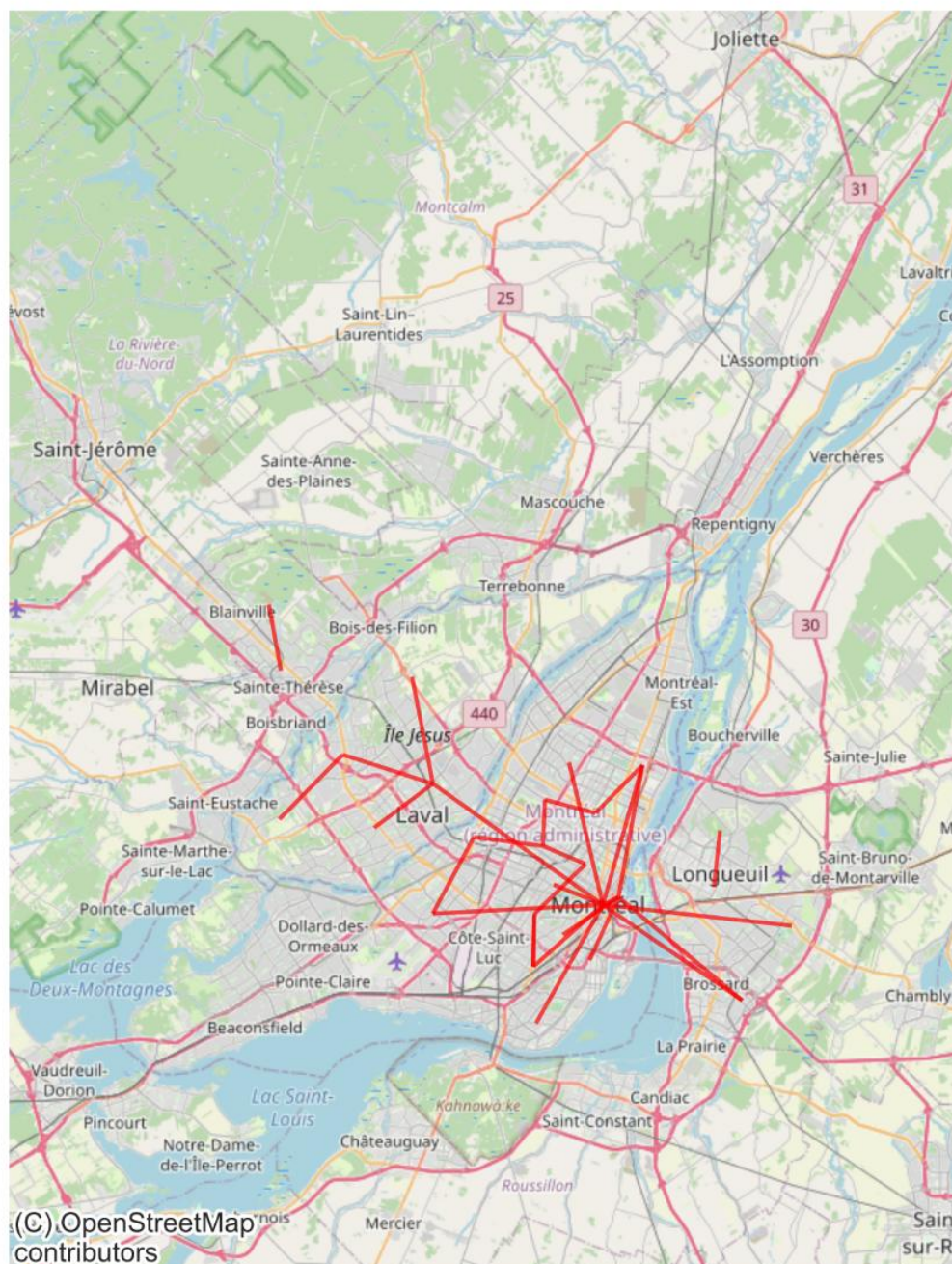


Figure 4-24 : Carte des paires sectorielles selon la tendance d'évolution de la part modale TC : diminution

4.3.4 Évolution de la variation de la part modale TC

Lors de ces analyses, seules les paires sectorielles avec plus de 30 observations ont été gardées pour le calcul de la part modale TC en nombre de déplacements pondérés. Pourtant, en observant la distribution de cette variation, 18.5% des paires ont un delta absolu de plus de 10 points, représenté spatialement aux Figure 4-25 et Figure 4-26. Concernant les cas extrêmes où le delta absolu est de plus de 30 points, 3 paires sectorielles sont concernées : 2 en amélioration et 1 en détérioration. De ce fait, il est intéressant de vérifier les changements socio-démographiques et le filtrage effectué lors de cette analyse. Ces évolutions sont-elles dues à des changements socio-démographiques réels ou à la structure de la base de données ?

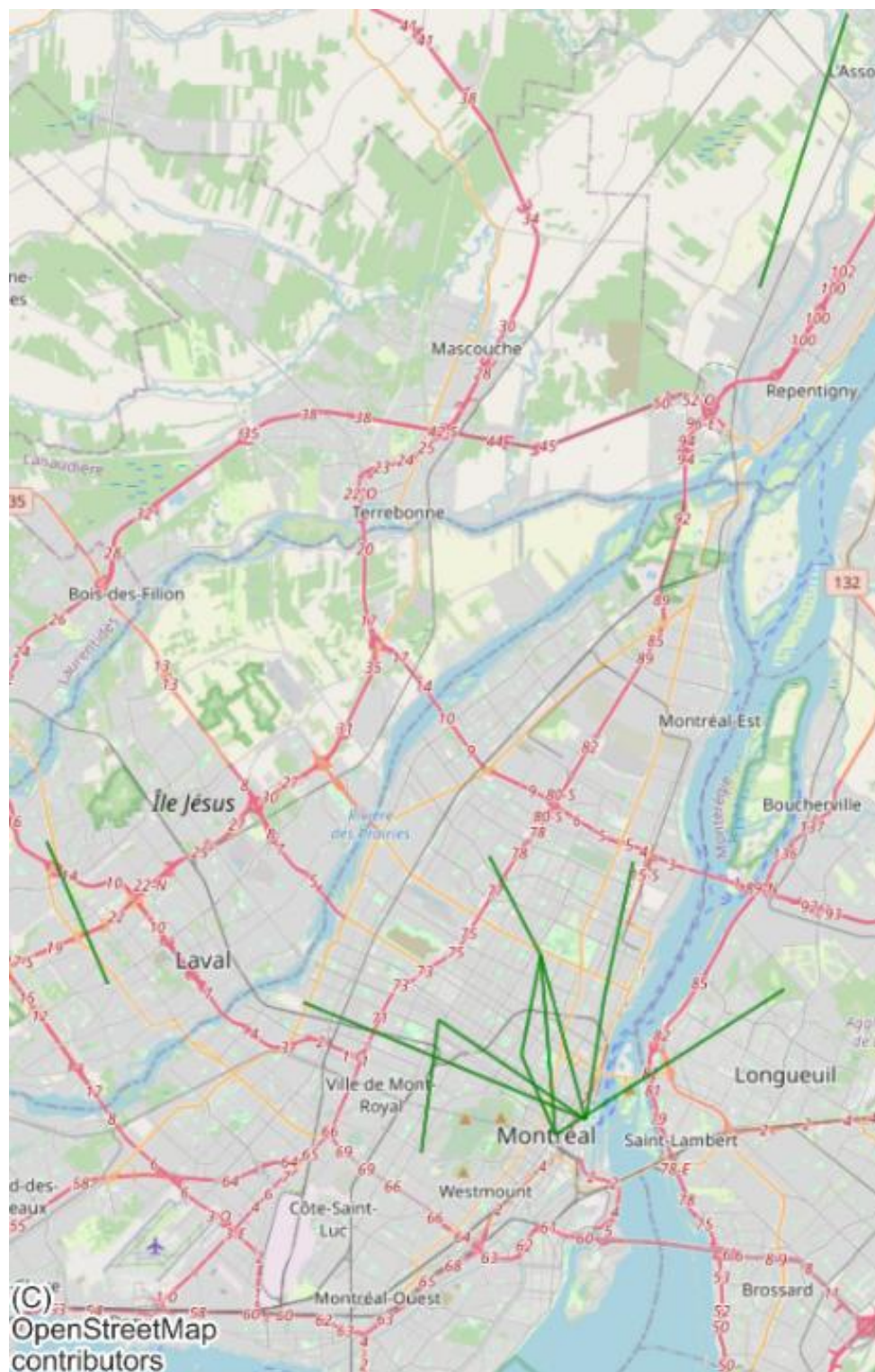


Figure 4-25 : Paires sectorielles avec forte amélioration de la part modale TC (n=18)

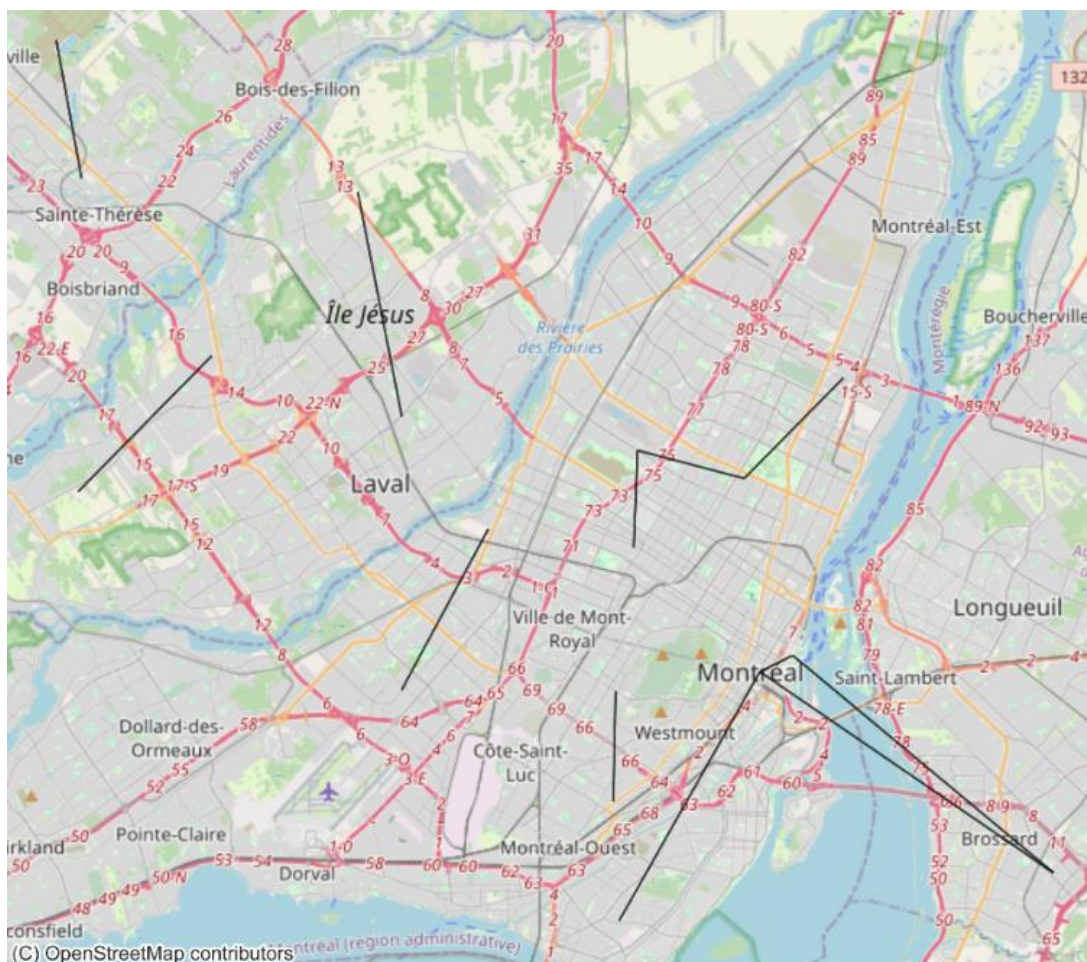


Figure 4-26 : Paires sectorielles avec forte détérioration de la part modale TC (n=14)

4.3.4.1 Observations des comportements socio-démographiques des paires sectorielles à forte évolution de part modale TC

Dans cette partie se pose la question des changements socio-démographiques dans les paires sectorielles aux fortes évolutions de part modale en transport en commun. Sont donc observées pour les paires avec des évolutions absolues de plus de 25 points de la part modale TC, l'âge moyen et les parts des motifs travail et études des paires sectorielles considérées. Les résultats sont résumés dans le Tableau 4-11.

Tableau 4-11 : Évolutions de variables socio-démographiques pour les paires sectorielles à forte évolution de la part modale TC entre 2013 et 2018

	Secteur d'origine	Secteur de destination	Année	Nombre d'observations	Part modale TC	Age moyen (ans)	Motif travail	Motif études
Amélioration	Repentigny, Charlemagne	L'Assomption, Saint-Sulpice, L'Épiphanie	2013	40	4,4%	32	34,4%	42,9%
			2018	47	42,2%	26	23,6%	68,1%
	Montréal : Mercier	Montréal : Sud-Est	2013	34	24,4%	36	53,1%	20,0%
			2018	38	56,9%	36	59,8%	30,3%
	Montréal : Saint-Léonard	Montréal : Rosemont	2013	34	24,8%	42	39,5%	24,9%
			2018	33	52,4%	31	20,2%	56,6%
Détérioration	Laval : Ouest	Laval : Sainte-Rose, Fabreville	2013	36	38,9%	19	8,5%	74,0%
			2018	45	0,9%	24	18,8%	65,3%
	Montréal : Saint-Michel	Montréal : Rosemont	2013	37	38,4%	36	48,1%	22,1%
			2018	30	13,2%	28	18,9%	48,6%
	Brossard	Montréal : centre-ville périphérique	2013	33	77,8%	35	44,5%	47,0%
			2018	31	52,6%	44	77,5%	18,4%

On observe que pour les paires sectorielles à forte amélioration de la part modale TC, une augmentation de la part des déplacements pour le motif 'études' et un rajeunissement moyen de la population ciblée peut expliquer les fortes évolutions. D'un autre côté, pour les paires sectorielles à forte détérioration, on observe que pour les cas en-dehors de l'Île de Montréal, c'est un vieillissement moyen de la population accompagné d'une augmentation de la part des déplacements au motif 'Travail' qui peuvent expliquer ces évolutions. Le cas {Saint-Michel; Rosemont} est différent de la logique perçue dans les autres paires sectorielles. Il témoigne donc de la complexité du lien de causalité entre l'offre et la demande TC.

Dans tous ces cas à fortes variations, on observe notamment que le nombre d'observations individuelles par paires sectorielles est proche de la limite statistique fixée à 30 observations minimum. Il est donc intéressant de se questionner sur le seuil minimal du nombre d'observations utilisé dans cette analyse.

4.3.4.2 Vérification du seuil minimal d'observations

Afin de garantir la robustesse statistique du calcul des parts modales du transport en commun par paires sectorielles, un test de sensibilité a été réalisé sur le paramètre de seuil minimal d'observations individuelles. Ce seuil filtre les paires OD conservées dans le calcul agrégé de la part modale. L'objectif de ce test est d'évaluer dans quelle mesure le choix de ce seuil influence la représentativité des résultats, en particulier le nombre de paires OD retenues et la moyenne de la part modale TC sectorielle. Le Tableau 4-12 résume les calculs effectués sur différents seuils en nombre d'observations individuelles. Les indicateurs suivants y sont présentés :

- le nombre de paires OD retenues après filtrage ;
- la moyenne, la médiane et l'écart-type de la part modale TC sectorielle globale.

Ces résultats, pour les années 2013 et 2018, sont visualisés par l'intermédiaire des Figure 4-27 et Figure 4-28 où :

- une courbe bleue représente la variation du nombre de paires OD retenues selon le seuil ;
- une courbe orange illustrant l'évolution de la part modale sectorielle moyenne du transport en commun pour ces mêmes seuils.

Cette double visualisation permet d'identifier un compromis optimal entre la quantité d'information (nombre de paires considérées) et la qualité statistique (stabilité de la moyenne de part TC).

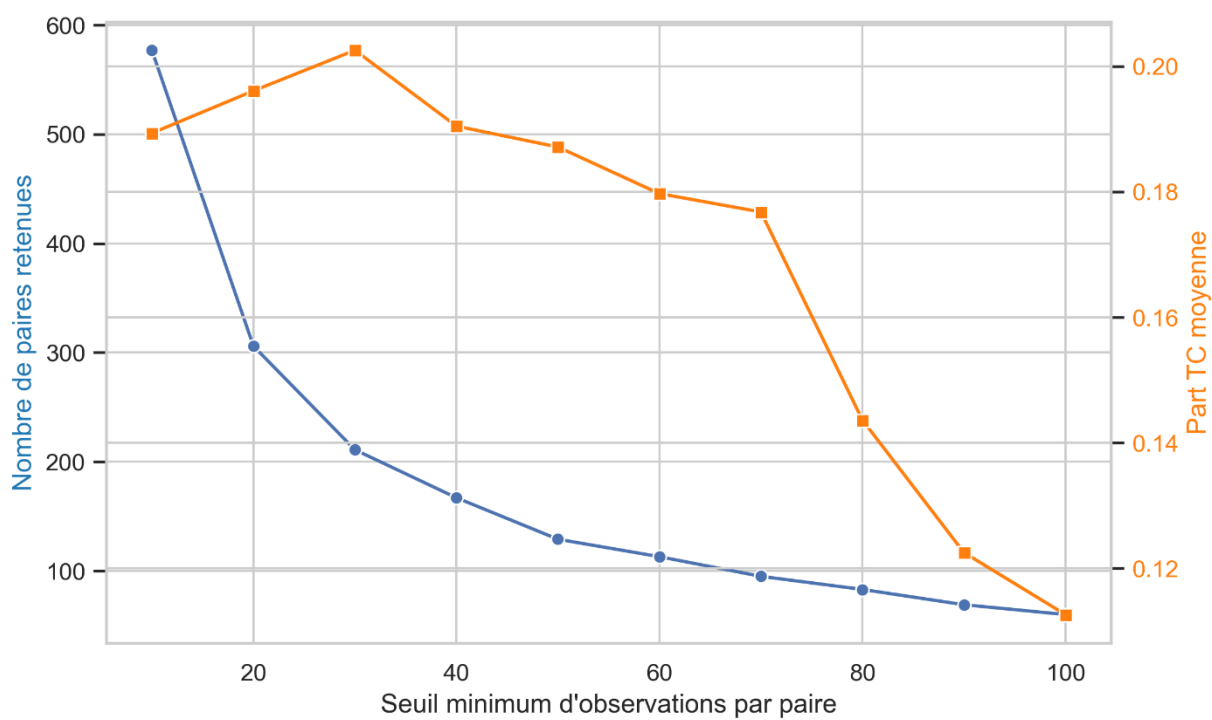


Figure 4-27 : Sensibilité selon le seuil minimum d'observations fixés - 2013

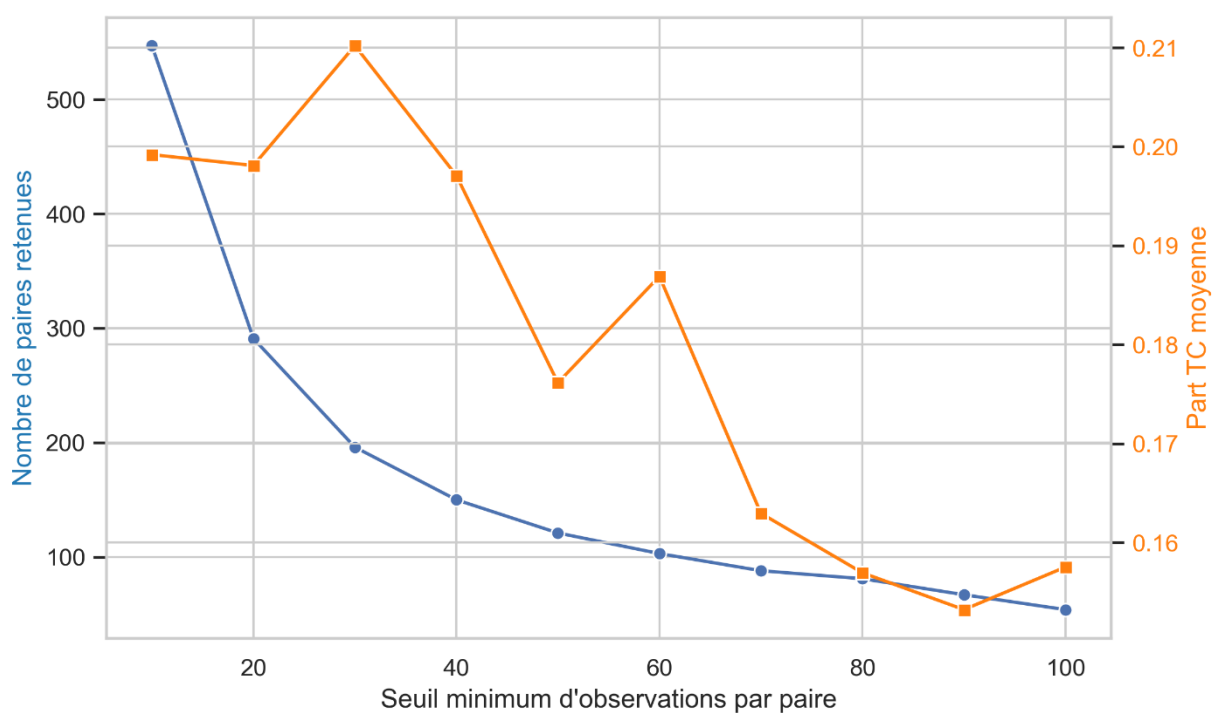


Figure 4-28 : Sensibilité selon le seuil minimum d'observations fixés - 2018

Les résultats du test de sensibilité aux Figure 4-27 et Figure 4-28 mettent en évidence un effet inversement proportionnel entre le seuil minimal d'observations et le nombre de paires OD conservées : plus le seuil est élevé, plus le nombre de paires retenues diminue.

Tableau 4-12 : Résultats statistiques des tests de sensibilité

Seuil (nombre d'observations minimum)	Nombre de paires sectorielles		Moyenne part modale TC (%)		Médiane part modale TC (%)		Ecart-type part modale TC (%)	
	2013	2018	2013	2018	2013	2018	2013	2018
10	577	547	18.9%	19.9%	10.2%	9.1%	22.5%	24.6%
20	306	291	19.6%	19.8%	9.5%	8.4%	23.2%	25.0%
30	211	196	20.3%	21.0%	9.4%	8.3%	24.5%	26.3%
40	167	150	19.0%	19.7%	6.2%	7.0%	24.4%	26.4%
50	129	121	18.7%	17.6%	5.0%	4.2%	25.8%	25.9%
60	113	103	18.0%	18.7%	4.7%	4.9%	25.6%	27.0%
70	95	88	17.7%	16.3%	4.7%	3.2%	25.4%	26.3%
80	83	81	14.4%	15.7%	2.6%	3.1%	22.9%	26.0%
90	69	67	12.3%	15.3%	2.4%	4.2%	21.3%	25.1%
100	60	54	11.3%	15.3%	2.5%	5.0%	19.5%	25.6%

L'écart entre la moyenne et la médiane s'agrandit davantage à partir d'un seuil $n = 40$ observations individuelles OD, révélant donc la potentielle présence de paires extrêmes faisant fluctuer les tendances de l'échantillon. D'après les figures et le tableau, jusqu'à ce seuil de 40 observations individuelles, les moyennes, médianes des parts modales TC sectorielles suivent une tendance stable. L'augmentation du seuil minimum du nombre d'observations dans ce segment n'entraîne

pas de variation significative des résultats agrégés. Ce comportement témoigne donc de la robustesse du calcul de la part modale : le choix d'un seuil intermédiaire permet donc de concilier précision et représentativité.

Finalement, c'est bien le seuil de 30 observations individuelles qui a été retenu pour l'analyse, conformément au seuil approximatif à partir duquel la loi des grands nombres s'appliquerait, garantissant à la fois la fiabilité statistique et la couverture spatiale du territoire d'étude.

4.3.5 Évolutions des comportements des variables d'intérêt

L'objectif de cette partie est de sélectionner les variables de la demande qui vont en partie construire un modèle explicatif cohérent. Une approche à double critère est abordée :

- Critère statistique : la variable doit présenter une différence significative entre 2013 et 2018 ($p\text{-value} < 0.05$) selon un test adapté (z-test pour les variables binaires, test du χ^2 pour les variables multinomiales). Cela garantit que le changement observé n'est probablement pas dû au hasard.
- Critère théorique (logique attendue) : le sens de cette variation doit correspondre à ce qui est attendu selon la littérature ou le cadre conceptuel du modèle explicatif. Cela garantit la cohérence du modèle avec les comportements observés. La logique attendue est comparable à un filtre de plausibilité théorique. En effet, intégrer toutes les variables significatives risquerait d'introduire des relations non causales dans le modèle.

4.3.5.1 Motif du déplacement

L'évolution attendue de cette variable, considérant une augmentation de la part modale en transport en commun, serait une hausse pour les motifs travail ou étude. Ces déplacements sont réguliers, planifiés et mieux couverts par l'offre en transport en commun (El-Geneidy et al., 2014) (Boisjoly & El-Geneidy, 2017). L'approche à double critère donne :

- Critère statistique : $p_value(\chi^2)_{motif} = 3.93 * 10^{-5} < 0.05$
- Critère théorique : Hausse pour le motif étude de 0.5 point, observée sur la Figure 4-29.

De ce fait, cette variable peut être intégrée au modèle explicatif.

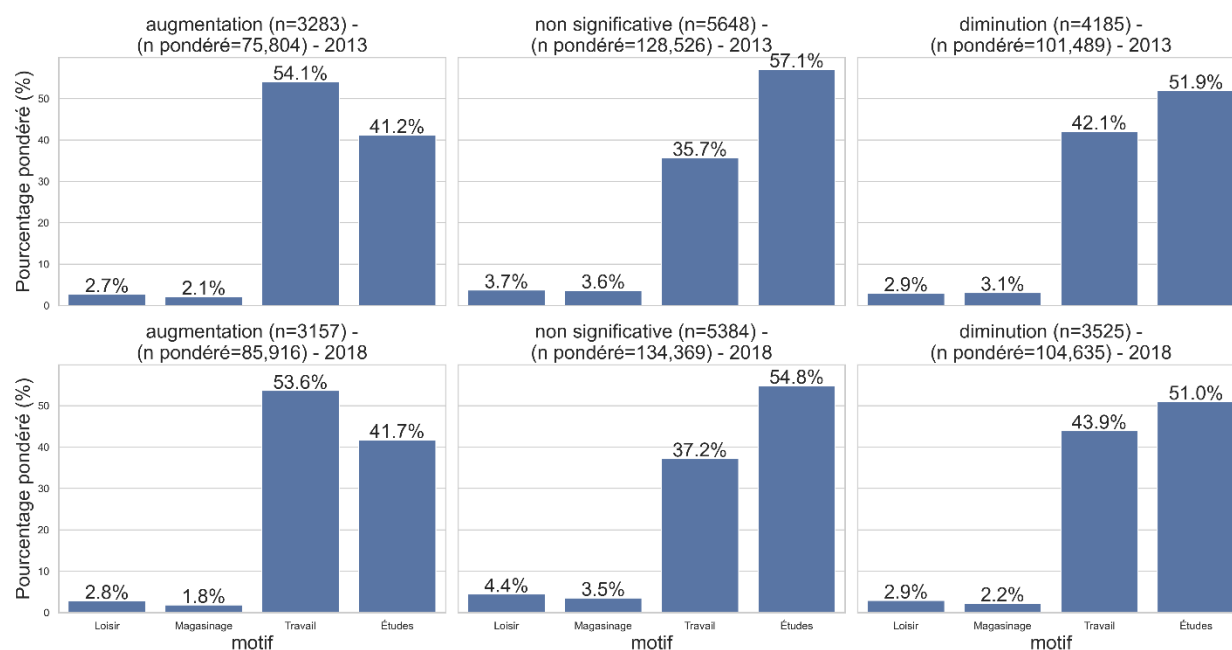


Figure 4-29 : Distribution des motifs par tendance d'évolution de la part modale TC

4.3.5.2 Mode de déplacement

Considérant une augmentation de la part modale en transport en commun, l'évolution attendue de cette variable serait une hausse pour l'utilisation du transport collectif et une baisse d'utilisation de l'automobile (Boisjoly, 2018) (El-Geneidy et al., 2014). L'approche à double critère donne :

- Critère statistique : $p_value(chi^2)_{mode} = 0 < 0.05$
- Critère théorique : Hausse pour le mode TC de 10.6 points, baisse pour la voiture de 5.9 points observées sur la Figure 4-30.

De ce fait, cette variable peut être intégrée au modèle explicatif.

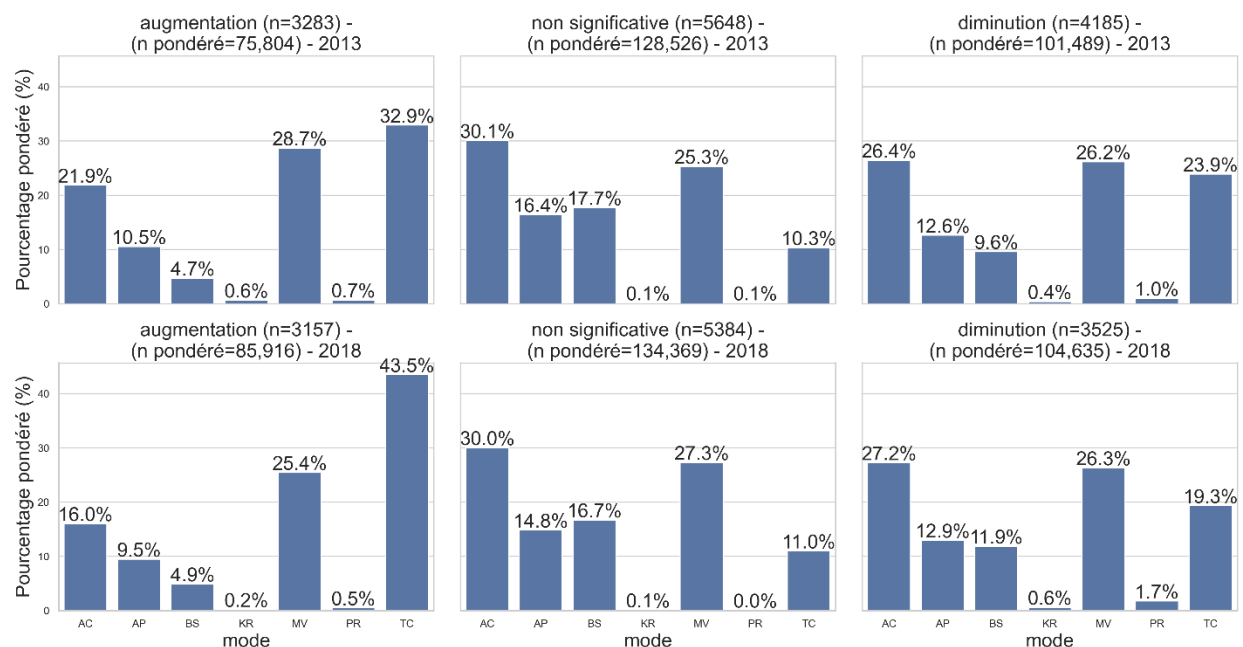


Figure 4-30 : Distribution des modes de déplacement par tendance d'évolution de la part modale TC

4.3.5.3 Statut

Considérant une augmentation de la part modale en transport en commun, l'évolution attendue serait une hausse pour l'utilisation du transport collectif chez les étudiants et retraités. Ces groupes présentent des contraintes économiques et temporelles favorisant l'usage du transport en commun (Polzin et al., 2014) (Boisjoly et al., 2017). L'approche à double critère donne :

- Critère statistique : $p_value(chi^2)_{statut} = 1.17 * 10^{-18} < 0.05$
- Critère théorique : Dans les zones où l'offre de transport en commun s'est améliorée entre 2013 et 2018, la proportion d'étudiants et de retraités a augmenté respectivement de 0.8 et 0.4 point, observés sur la Figure 4-31.

De ce fait, cette variable peut être intégrée au modèle explicatif.

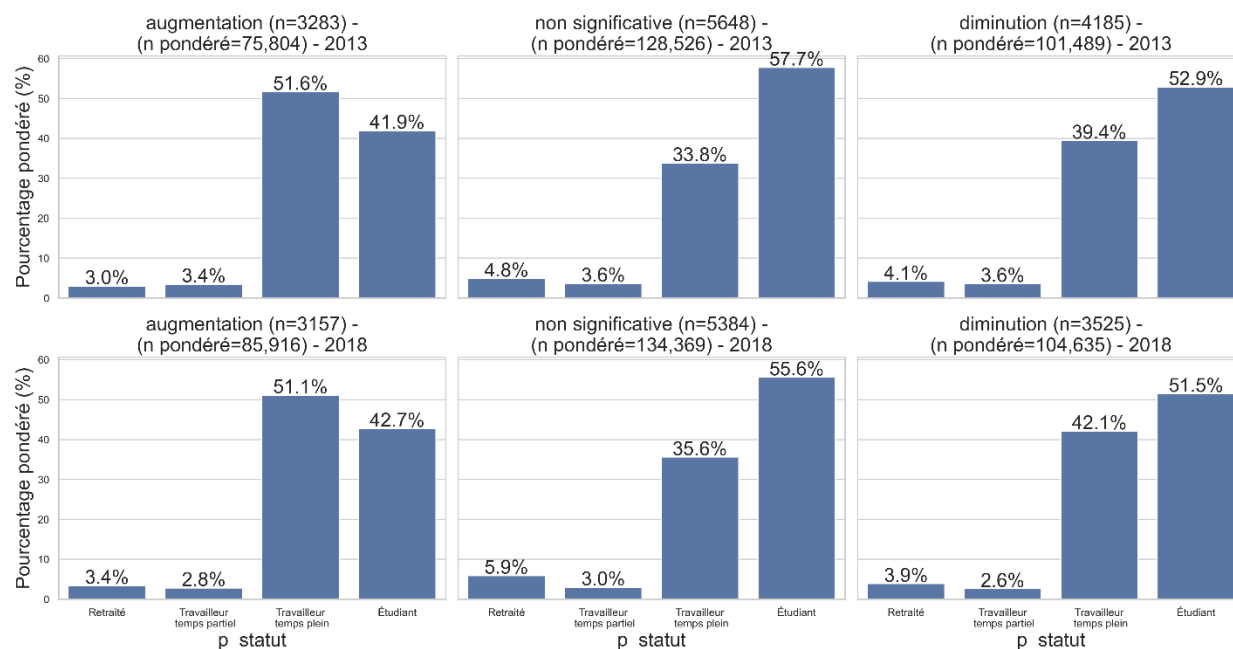


Figure 4-31 : Distribution des statuts par tendance d'évolution de la part modale TC

4.3.5.4 Âge

L'évolution attendue de cette variable, considérant une augmentation de la part modale en transport en commun, serait une hausse pour l'utilisation du transport collectif chez les jeunes et les seniors. Les jeunes adultes sont moins motorisés, et les seniors plus captifs aux transports en commun (Polzin et al., 2014) (Kuhnimhof et al., 2012). L'approche à double critère donne :

- Critère statistique : $p_value(chi^2)_{\text{âge}} = 2.27 * 10^{-49} < 0.05$
- Critère théorique : Dans les zones où l'offre de transport en commun s'est améliorée entre 2013 et 2018, une baisse est observée chez les seniors, observée sur la Figure 4-32.

De ce fait, cette variable ne sera pas intégrée au modèle explicatif

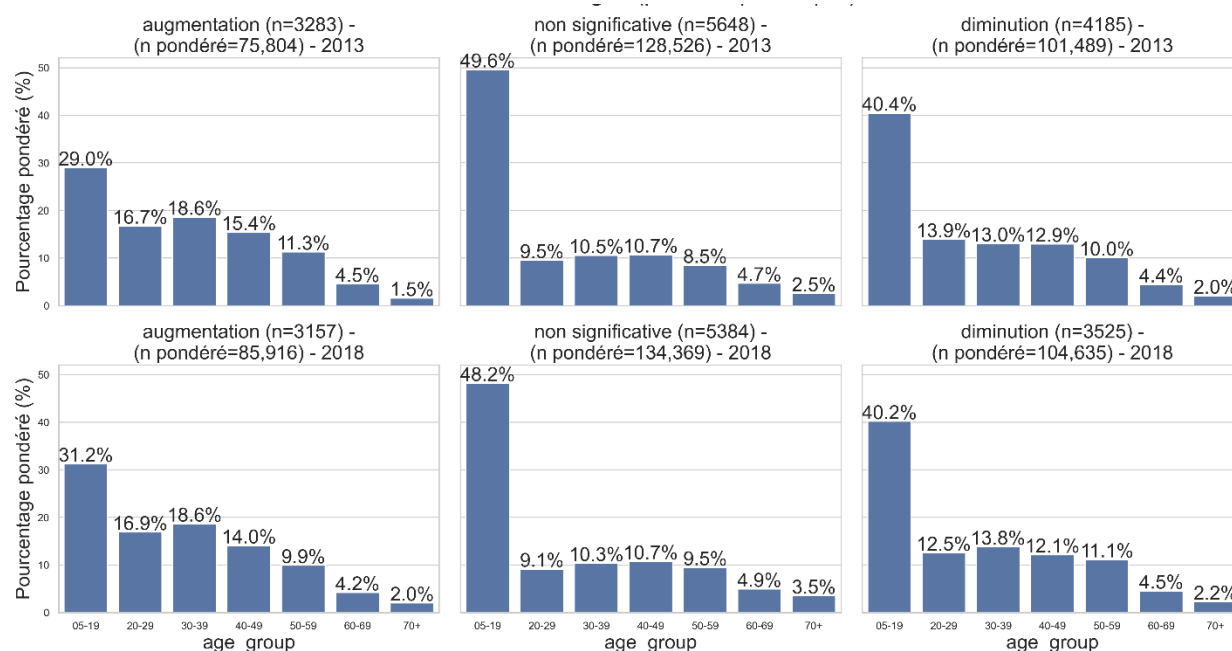


Figure 4-32 : Distribution des âges par tendance d'évolution de la part modale TC

4.3.5.5 Sexe

Considérant une augmentation de la part modale en transport en commun, l'évolution attendue de cette variable serait une hausse pour l'utilisation du transport collectif chez les femmes (Polzin et al., 2014) (Mattioli & Heinen, 2020). L'approche à double critère donne :

- Critère statistique : $p_value(z - tets)_{sexe} = 0.086 > 0.05$
- Critère théorique : Dans les zones où l'offre de transport en commun s'est améliorée entre 2013 et 2018, une hausse de 0.5 point s'observe chez les femmes, observée sur la Figure 4-33.

De ce fait, cette variable ne sera pas intégrée au modèle explicatif

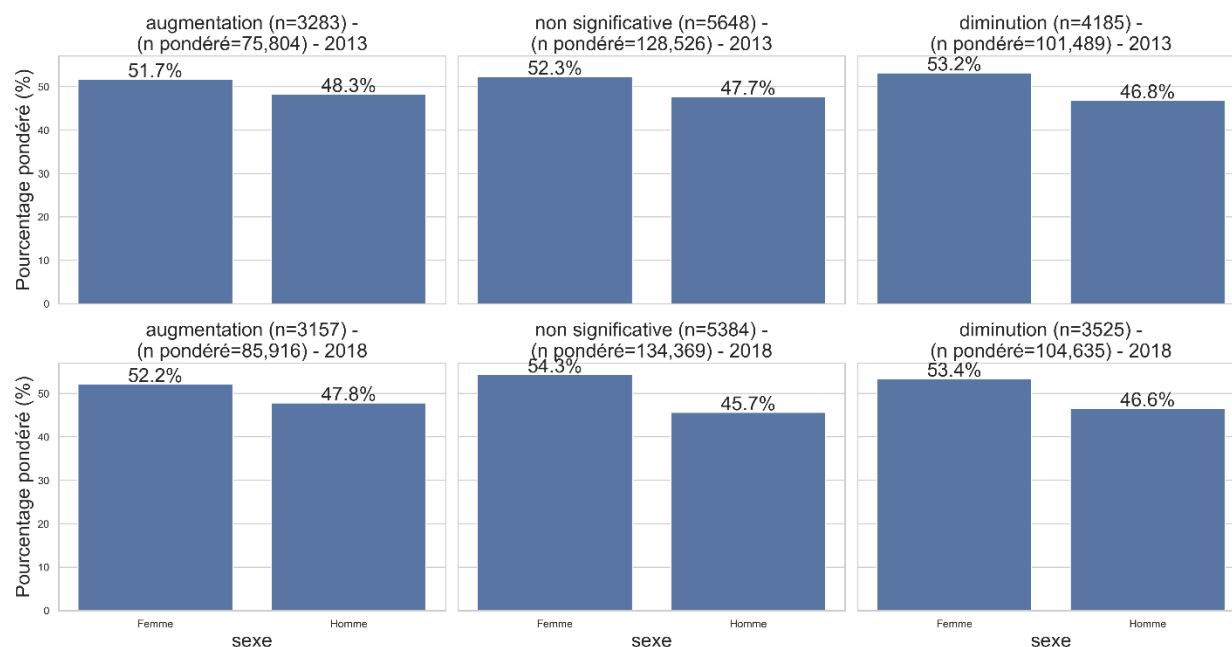


Figure 4-33 : Distribution des sexes par tendance d'évolution de la part modale TC

4.3.5.6 Possession d'un permis de conduire

Considérant une augmentation de la part modale en transport en commun, l'évolution attendue serait une hausse pour l'utilisation du transport collectif chez les personnes sans permis. Les individus sans permis sont plus dépendants du transport collectif et moins enclins à l'utilisation de l'automobile (Mattioli et al., 2020) (El-Geneidy et al., 2014). L'approche à double critère donne :

- Critère statistique : $p_value(z - test)_{permis} = 0.05$
- Critère théorique : Dans les zones où l'offre de transport en commun s'est améliorée entre 2013 et 2018, une baisse de 1.9 points s'observe dans la catégorie de possession de permis, observée sur la Figure 4-34.

De ce fait, cette variable sera intégrée au modèle explicatif

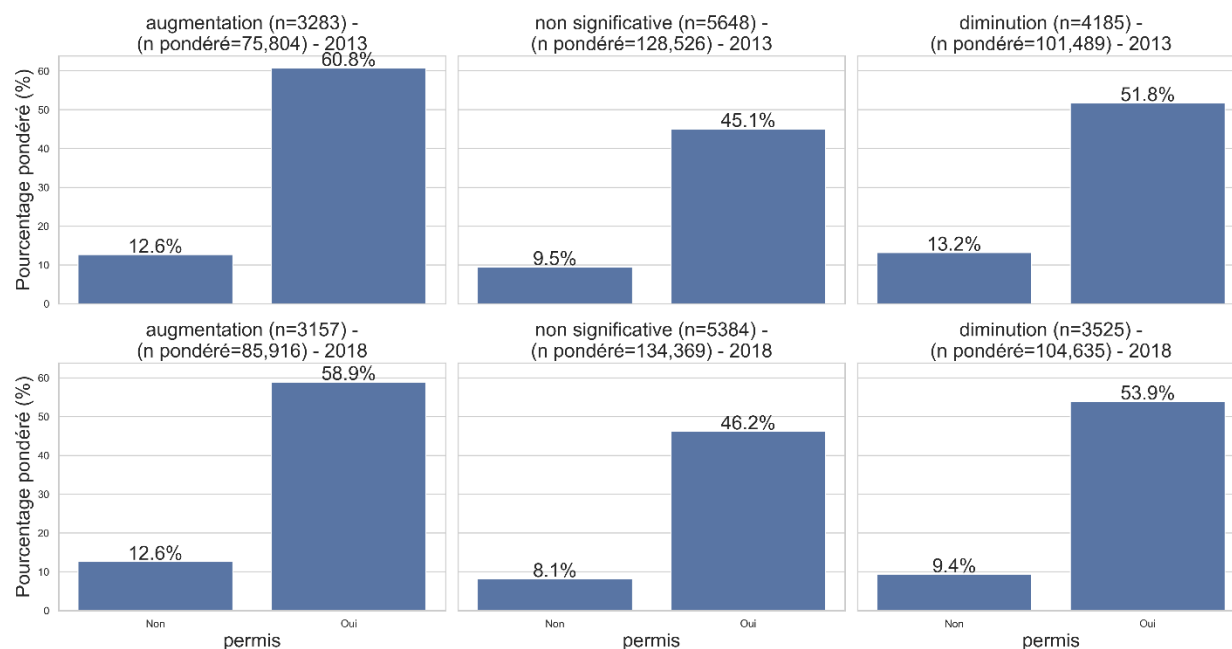


Figure 4-34 : Distribution des possessions de permis par tendance d'évolution de la part modale TC

4.3.5.7 Nombre d'autos par logis

Considérant une augmentation de la part modale en transport en commun, l'évolution attendue serait une baisse pour les ménages motorisés à plus d'une auto. Une faible motorisation reflète une contrainte d'accès à la voiture, renforçant la captation du transport en commun (Boisjoly, 2018) (Kuhnimhof et al., 2012). L'approche à double critère donne :

- Critère statistique : $p_value(chi^2)_{auto_logis} = 1.25 * 10^{-48} < 0.05$
- Critère théorique : Dans les zones où l'offre de transport en commun s'est améliorée entre 2013 et 2018, une hausse de 2.4 et de 1.4 points respectivement pour des ménages à 0 et 2 autos est observée, observée sur la Figure 4-35.

De ce fait, cette variable ne sera pas intégrée au modèle explicatif.

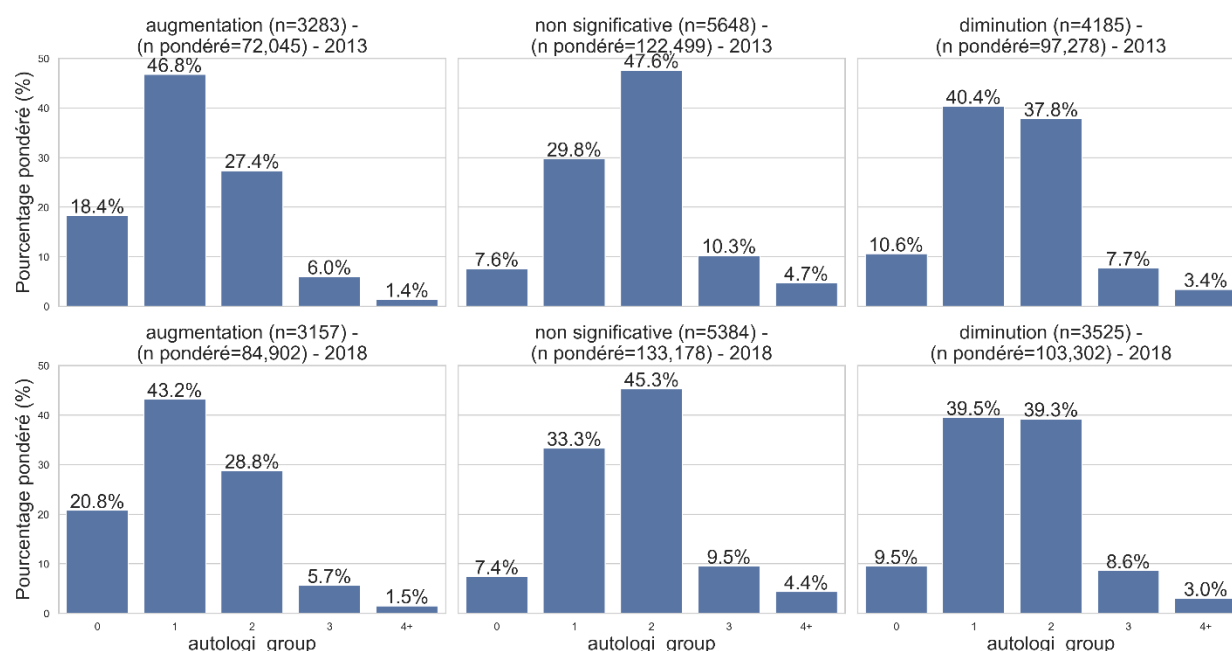


Figure 4-35 : Distribution du nombre d'autos par logis par tendance d'évolution de la part modale TC

4.3.5.8 Nombre de déplacements

Considérant une augmentation de la part modale en transport en commun, l'évolution attendue de cette variable serait une hausse du nombre de déplacements. Une intensification de la mobilité reflète souvent un recours accru au transport collectif, d'autant plus pour les motifs réguliers (Boisjoly, 2018) (Mattioli et al., 2020). L'approche à double critère donne :

- Critère statistique : $p_value(chi^2)_{nmb_deplacement} = 1.96 * 10^{-29} < 0.05$
- Critère théorique : Dans les zones où l'offre de transport en commun s'est améliorée entre 2013 et 2018, davantage de déplacements sont observés, observée sur la Figure 4-36.

De ce fait, cette variable sera intégrée au modèle explicatif.

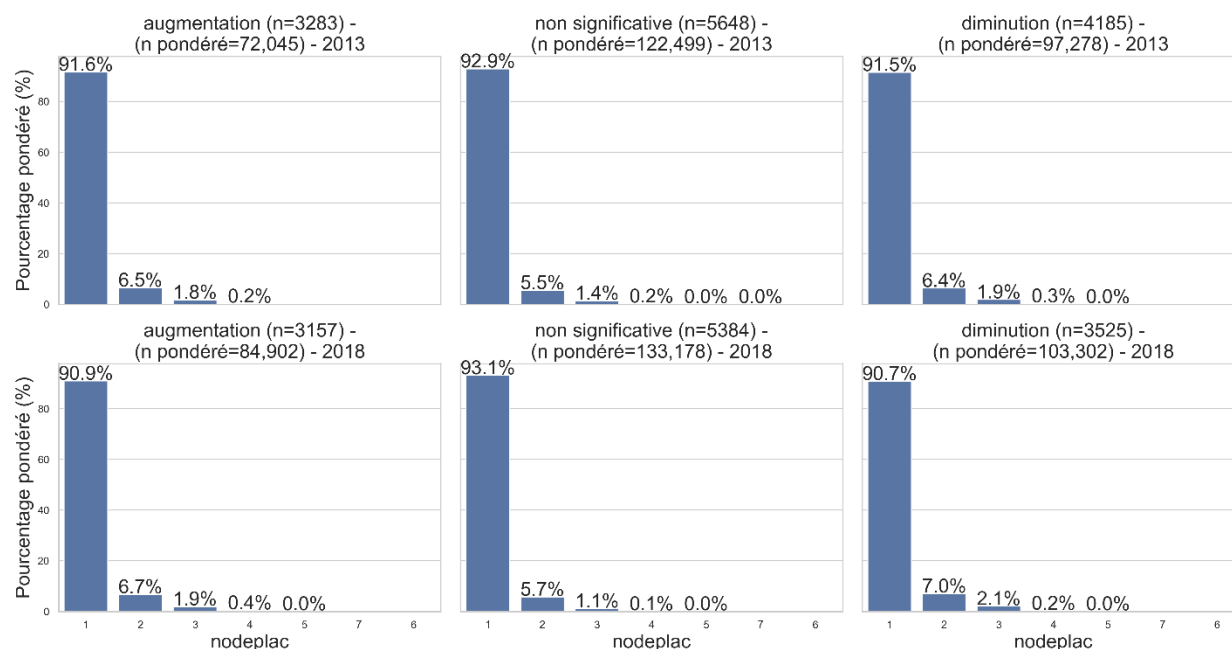


Figure 4-36 : Distribution du nombre de déplacements par tendance d'évolution de la part modale TC

4.3.6 Synthèse

A la fin de cette analyse de la demande, les variables conservées pour le modèle explicatif sont alors le statut, le motif, la possession de permis, le nombre de déplacements et le mode du déplacement étudié.

CHAPITRE 5 ANALYSE CROISÉE

Ce chapitre présente la mise en place d'un modèle explicatif. Ce modèle croise les analyses de l'offre et de la demande dans le but de valider l'existence d'un lien de causalité entre la modification du service de transport en commun et les comportements de mobilité.

Objectif : déterminer si les modifications de l'offre en transport en commun ont une influence sur les comportements de mobilité.

Période d'étude : 2013 et 2018

Espace d'étude : Grande région de Montréal découpée en secteurs municipaux

5.1 Construction des variables explicatives et variabilité

Le modèle a pour but d'expliquer la variation de la part modale du transport collectif entre 2013 et 2018 par :

- La variation de l'offre de transport collectif ;
- La variation de variables structurelles

Le modèle est estimé au niveau des paires OD sectorielles {sorig100 ; sdest100}

5.1.1 Variable dépendante

La variation de la part modale en transport en commun entre 2013 et 2018 pour chaque OD sectorielle :

$$\Delta(Part\ TC) = Part\ TC_{2018} - Part\ TC_{2013}$$

Où

$$Part\ TC_{année} = \frac{\sum_i (1_{mode=TC} * facper_i)}{\sum_i facper_i}$$

5.1.2 Variables explicatives indépendantes

Les variables explicatives indépendantes sont de deux grands types :

- Variables d'offre TC : ces variables décrivent comment l'offre de transport a évolué entre 2013 et 2018, pour chaque OD sectorielle, résumées dans le Tableau 5-1.

Hypothèse : si le temps total de trajet diminue, la part modale TC devrait augmenter.

- Variables socio-démographiques : ces indicateurs ont été intégrés sous forme de delta entre 2013 et 2018. Ils proviennent des variables des enquêtes Origine-Destination 2013 et 2018, agrégées par paire OD sectorielle et résumées dans le Tableau 5-2. Les deltas mesurent les évolutions de la population sur chaque paire OD et sont calculés tels que :

$$\Delta(variable) = variable_{2018} - variable_{2013}$$

Tableau 5-1 : Variables explicatives de l'offre TC

Variable	Signification	Moyenne μ	Ecart-type σ	Coefficient de variation (σ/μ)
delta_moy	Différence moyenne du temps total de trajet (2018-2013)	0.06	6.80	108.9
delta_med	Différence médiane du temps total de trajet (2018-2013), plus robuste aux valeurs extrêmes	-0.15	6.86	45.7
categorie	Catégorie de changement (« Amélioration », « Stabilité », « Détérioration »)	Variable qualitative utile pour analyses séparées		
p_value	Test de Kruskal indiquant si la différence est significative	Si < 0.05 , alors changement significatif		
n_2013, n_2018	Nombre d'observations en simulation (robustesse de la moyenne)			

Tableau 5-2 : Variables explicatives socio-démographiques

Variable	Signification (2013/2018)	Moyenne μ	Écart-type σ	Coefficient de variation (σ/μ)
delta_permis	Variation des parts de titulaires du permis	0.030	0.252	8.4
delta_nodedeplac	Variation du nombre de déplacements	-0.024	0.081	3.4
delta_p_statut	Variation dans la répartition des statuts d'activité	0.008	0.215	26.7
delta_motif	Variation dans la composition modale selon les motifs	-0.043	0.277	6.4

Dans les Tableau 5-1 et Tableau 5-2 est aussi présenté pour chaque variable, un test de variabilité. Ce test permet de vérifier si certaines variables ont une variabilité trop faible. Dans ce cas étudié, on a :

- Variabilité très forte : delta_med et delta_moy. Cela peut traduire l'hétérogénéité des OD.
- Bonne variabilité : delta_p_statut
- Faible variabilité : delta_permis, delta_motif, delta_nodedeplac : effets plus faibles ou homogènes entre OD.

Les variables conservées pour la suite de l'estimation du modèle explicatif sont : delta_med, delta_moy, delta_p_statut, delta_permis, delta_motif et delta_nodedeplac

5.2 Contrôle des variables sélectionnés – Matrice de corrélation

Une matrice de corrélation entre les variables explicatives et la part modale est implémentée. Le but est de détecter la multi colinéarité. Si la corrélation $|r| > 0.7$ entre deux variables indépendantes, il est alors supposé un risque de colinéarité. Une variable sera alors supprimée. Sur la Figure 5-1 est observée la matrice de corrélation. Les variables 'delta_med' et 'delta_moy' sont très corrélées. Comme la différence des médianes est plus robuste aux valeurs extrêmes, ce sera cette variable qui sera conservée pour la suite entre les deux.

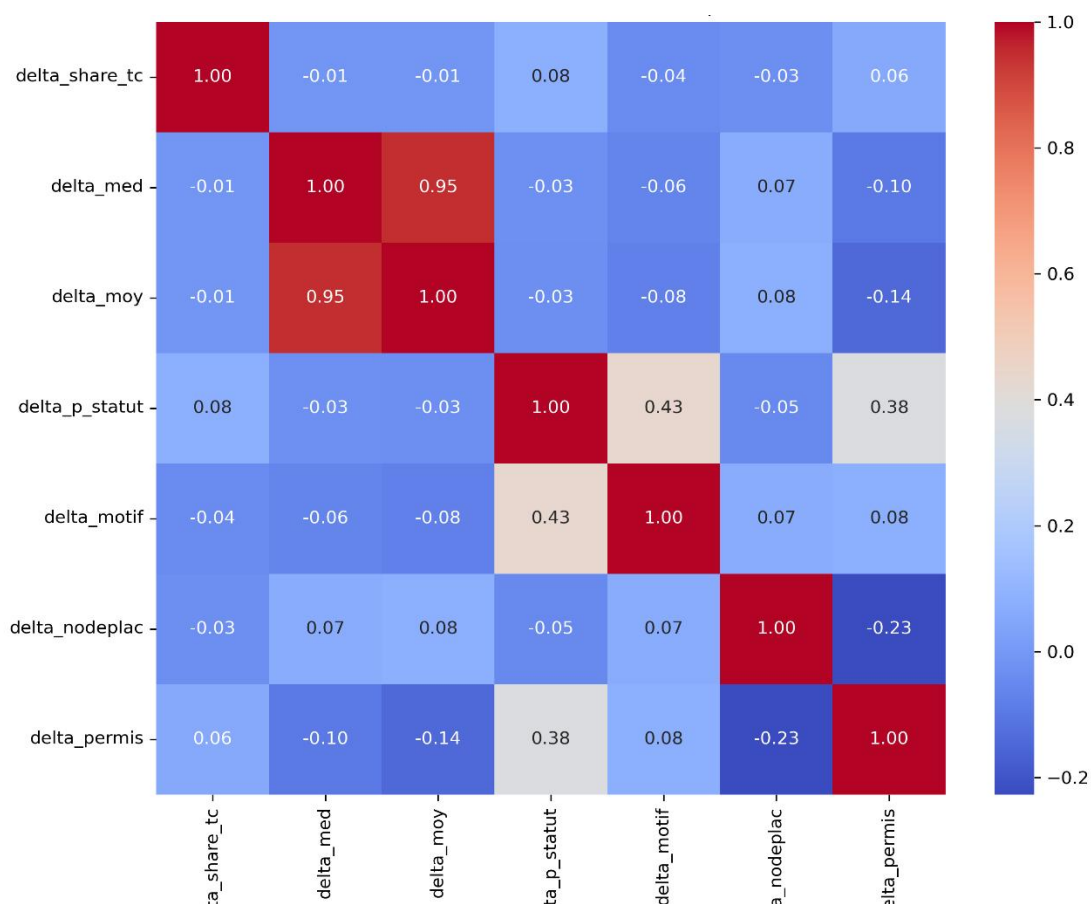


Figure 5-1 : Matrice de corrélation des variables explicatives

Les variables conservées pour la suite de l'estimation du modèle explicatif sont : delta_med, delta_p_statut, delta_permis, delta_motif et delta_nodeplac

5.3 Standardisation des variables explicatives

Les variables conservées pour le modèle explicatif n'ont pas les mêmes unités ni les mêmes amplitudes :

- delta_med : différence de temps en minutes (offre TC)
- delta_nodeplac : différence du nombre de déplacements (comportement)
- delta_permis : variation de la proportion de personnes avec permis
- delta_p_statut : variation de la part de travailleurs à temps plein
- delta_motif : variation de la répartition par motif travail

Une étape de standardisation préalable est effectuée afin de comparer les effets dans le modèle explicatif. Avec cette étape, toutes les variables sont ramenées à une même échelle de comparaison.

Les modèles explicatifs évaluent l'effet relatif de chaque variable en « unités d'écart-type », résumée dans le Tableau 5-3.

Tableau 5-3 : Variables explicatives considérées pour les modèles explicatifs

Variable	Interprétation du coefficient
delta_med	Effet sur la part modale TC lorsqu'on augmente le temps médian de trajet d'un écart-type (amélioration ou détérioration de l'offre)
delta_nodeplac	Effet sur la part modale TC lorsqu'on augmente la variation du nombre moyen de déplacements d'un écart-type (plus de mobilité ou moins de mobilité)
delta_permis	Effet associé à une augmentation d'un écart-type de la proportion de détenteurs de permis entre 2013 et 2018
delta_p_statut	Effet d'un changement d'un écart-type dans la structure socio-professionnelle de la population
delta_motif	Effet d'un écart-type de variation dans la structure des motifs de déplacement

5.4 Modèle explicatif linéaire

Cette partie présente les résultats de l'implémentation d'un modèle linéaire. Ce modèle ne permet pas d'établir de lien de cause à effet.

5.4.1 Régression linéaire multivariée WLS pondérée

La régression linéaire multivariée permet de tenir compte du nombre d'observations par OD. Cette modélisation est linéaire mais reste robuste par l'intermédiaire de l'utilisation d'un estimateur de covariance. Le Tableau 5-4 résume les résultats obtenus pour les trois sous-groupes : global, amélioration, détérioration.

Tableau 5-4 : Statistiques des régressions linéaires WLS pondérées par tendance

	Nombre observations	R ²		Constante	Delta_med	Delta nodeplac	Delta permis	Delta statut	Delta motif
Global	479	0.009	coeff	0.0022	-0.0008	0.0004	0.0010	0.0059	-0.0066
			P> z	0.416	0.579	0.923	0.793	0.144	0.113
Amélioration	99	0.025	coeff	0.0119	0.0062	-0.0078	-0.0029	-0.0023	-0.0045
			P> z	0.077	0.227	0.244	0.680	0.692	0.428
Détérioration	113	0.010	coeff	0.0025	0.0010	-0.0029	0.0047	0.0017	0.0042
			P> z	0.643	0.869	0.723	0.493	0.829	0.620

On constate qu'aucune variable explicative n'est significative dans les trois modélisations implémentées. Cette non-significativité est représentée sur la Figure 5-2. Le graphique généré représente les coefficients pour les trois modèles avec leurs barres d'erreur :

- La ligne horizontale à zéro sert de référence pour identifier rapidement les coefficients statistiquement significatifs (ceux dont l'intervalle de confiance ne croise pas zéro) : aucun dans ce cas
- Les couleurs permettent de distinguer les effets globaux et ceux spécifiques aux sous-groupes

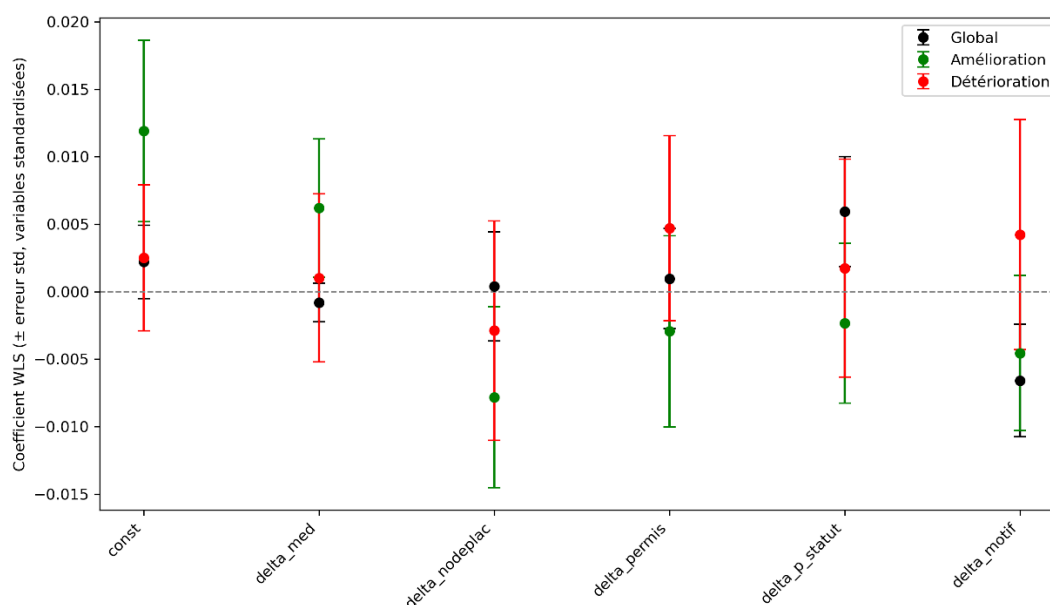


Figure 5-2 : Comparaison des coefficients WLS pour les 3 sous-modèles considérés

5.4.2 Test de robustesse : seuil minimal

Le test de robustesse vise à vérifier la stabilité du modèle explicatif linéaire quand le seuil minimal de fiabilité statistique d'une paire sectorielle est modifié. Si le modèle est robuste, les coefficients restent stables, le r^2 varie peu et le nombre de variables significatifs ne change pas (Figure 5-3)

On obtient comme résultats pour des seuils minimaux d'observations fixés à 10, 20, 30, 50, 60, 80 et 100 que :

- Les coefficients restent stables pour les différents niveaux de seuils ;
- Le coefficient de détermination r^2 varie peu ;
- Le nombre de variables significatifs ne varie pas : quel que soit le seuil, il n'y a aucune variable significative.

Ainsi, ce modèle linéaire ne permet pas d'expliquer un lien de causalité entre l'évolution de l'offre et la demande.

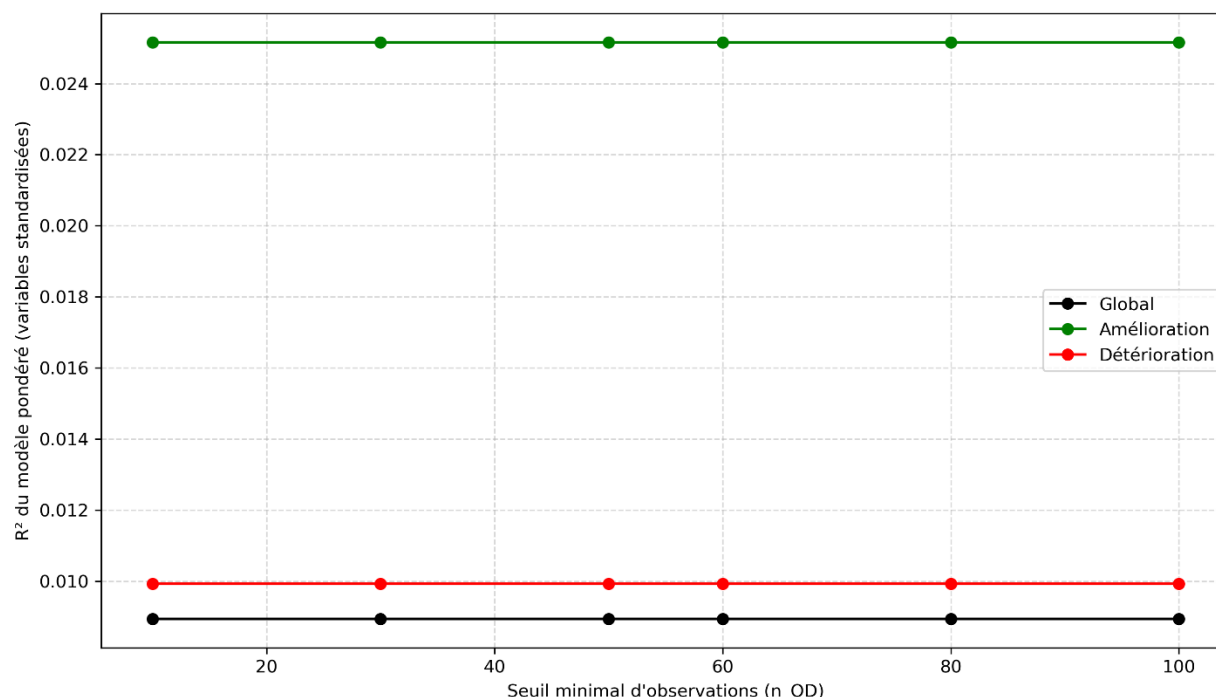


Figure 5-3 : Tests de robustesse WLS selon le seuil minimal d'observations et le sous-modèle considéré

5.5 Modèle explicatif non linéaire – forêt aléatoire

Cette partie présente les résultats de l'implémentation d'un modèle non linéaire de type forêt aléatoire. Les variables utilisées sont les mêmes que pour la construction du modèle linéaire de la partie précédente.

5.5.1 Forêt aléatoire – Importances des variables

Le modèle de type forêt aléatoire a été estimé afin de capturer les corrélations entre les indicateurs d'offre, les variables socio-démographiques et la variation de la part modale du transport collectif. Trois sous-modèles ont été testés, comme pour le modèle explicatif linéaire : un modèle global, couvrant l'ensemble des paires origine-destination (OD), et deux modèles spécifiques, restreints respectivement aux cas d'amélioration et de détérioration de l'offre de transport en commun. Cette distinction repose sur la supposition que les effets d'une modification de l'offre de transport en commun ne sont pas symétriques selon le sens du changement. Les comportements de mobilité peuvent différer selon une amélioration du service ou une détérioration. Le modèle global a pour objectif d'identifier les variables qui, en moyenne, pourraient expliquer la variation de la part

modale du transport en commun sur l'ensemble des paires sectorielles étudiées. Cependant, ce modèle pourrait masquer des mécanismes spécifiques propres aux contextes d'amélioration ou de détérioration de l'offre. L'estimation de deux sous-modèles distincts vise à isoler ces dynamiques différenciées. Cette approche par sous-modèles est une perspective d'évaluation qui pourrait renforcer l'interprétation de l'importance des variables et des effets partiels.

Les résultats en Figure 5-4 montrent des performances explicatives satisfaisantes, avec des coefficients de détermination compris entre 0,42 et 0,79 selon les sous-modèles. Le modèle global atteint un coefficient de 0.42, indiquant que près de la moitié de la variabilité observée dans la variation de la part modale peut être expliquée par les variables incluses dans le modèle. Les sous-modèles présentent des performances plus intéressantes, avec pour chacun, une différence du coefficient de détermination de 30 points avec le modèle global. Le Tableau 5-5 résume les coefficients associés à chaque sous-modèles.

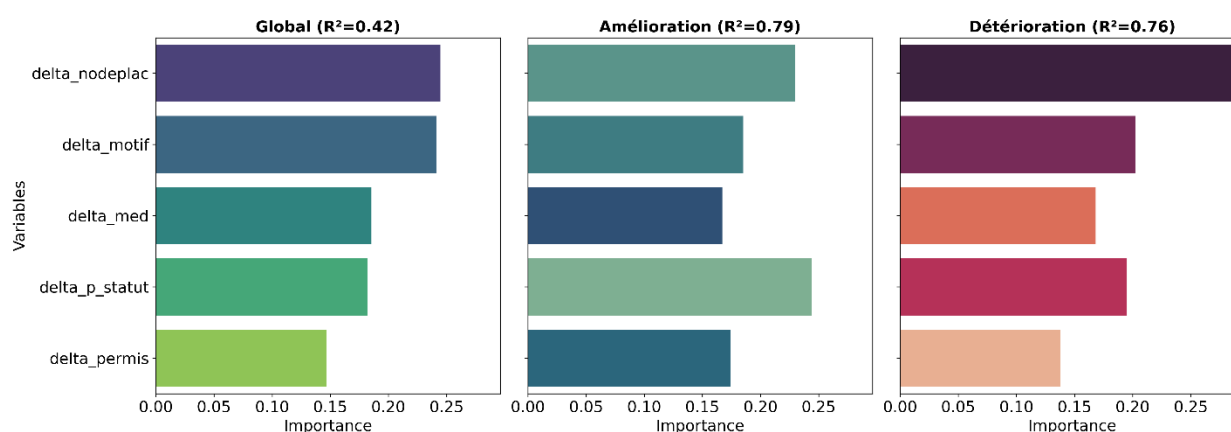


Figure 5-4 : Importance des variables dans les modèles de forêts aléatoires

Tableau 5-5 : Coefficients dans les modèles de forêts aléatoires

	R²	Nombre de déplacements	Motif	Temps médian trajet	Statut	Possession permis
Global	0.42	0.24	0.24	0.19	0.18	0.15
Amélioration	0.79	0.23	0.19	0.17	0.24	0.17
Détérioration	0.76	0.30	0.20	0.17	0.19	0.14

L'analyse des importances des variables révèle plusieurs tendances structurantes. Dans les trois modèles, chaque variable explicative a une importance, aucune variable est hiérarchiquement plus significative dans l'explication de l'évolution de la part modale TC qu'une autre. La structure des déterminants varie légèrement selon la dynamique observée (amélioration ou détérioration de l'offre de transport en commun), illustrant la nature asymétrique de l'évolution de la part modale TC face aux changements d'offre.

Les modifications de l'offre de service — mesurées à travers la performance temporelle — ne sont pas des principaux leviers d'explication des changements de comportement modal à l'échelle métropolitaine, avec les hypothèses posées dans ce projet. Le modèle de forêt aléatoire permet pour autant d'améliorer la capacité explicative du cadre analytique, mais aussi de révéler des comportements de sensibilité différenciée aux changements de l'offre selon les contextes spatiaux et les profils de déplacement.

5.5.2 Effets partiels du modèle de forêt aléatoire

Afin de mieux comprendre les résultats sortant du modèle non linéaire de forêt aléatoire, des diagrammes de dépendance partielle (PDP) ont été générés pour les cinq variables explicatives considérées dans notre étude, et ce pour trois cas distincts : l'ensemble global des paires OD, les situations d'amélioration, et celles de détérioration des temps de parcours totaux d'offre TC.

Les PDP permettent d'isoler l'effet moyen d'une variable donnée sur la variation de la part modale du transport collectif, en maintenant les autres variables constantes. Les graphiques obtenus en Figure 5-5, Figure 5-6 et Figure 5-7 mettent en évidence la présence d'effets non linéaires et parfois asymétriques.

Dans les trois modèles, on observe des tendances irrégulières et non monotones, suggérant des comportements compensatoires dans les choix modaux, résumés dans le Tableau 5-6, le Tableau 5-7 et le Tableau 5-8.

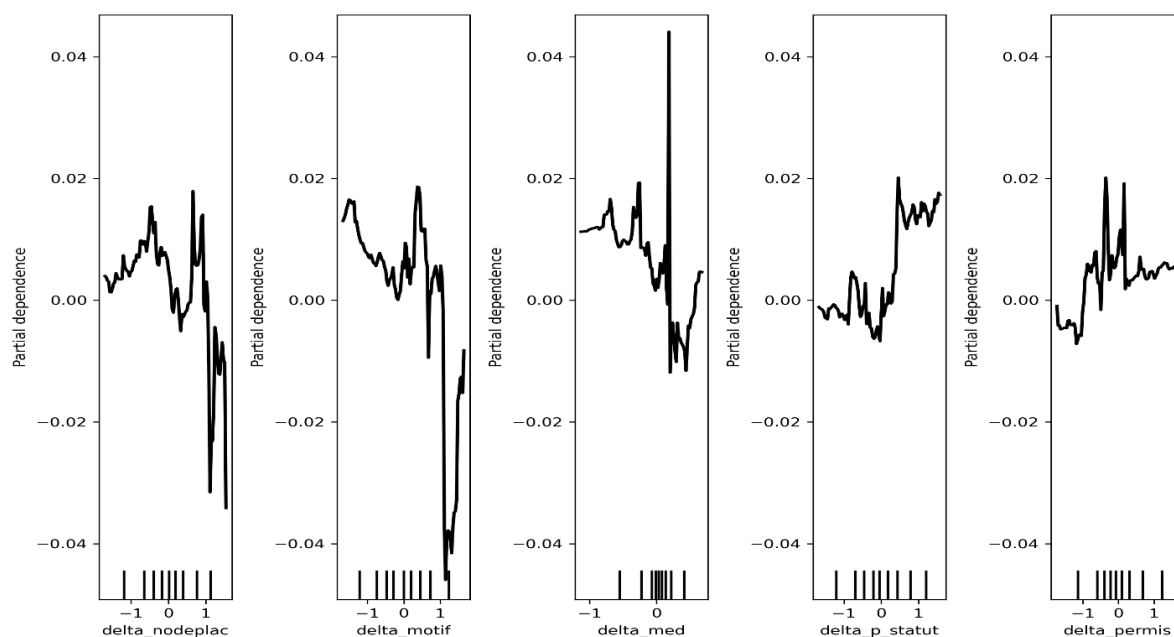


Figure 5-5 : Effets partiels du modèle de forêt aléatoire – modèle global

Tableau 5-6 : Interprétation des effets partiels du modèle global

Variable	Sens de l'effet	Nature de la relation	Interprétation
Variation nombre de déplacements	Non linéaire, pic puis chute	Saturation de la mobilité	Légère hausse de l'utilisation du transport en commun pour une activité modérée. Lorsque la variation devient forte, l'effet s'inverse
Variation motif	Négatif pour les valeurs positives	Asymétrique	Pas de changement de motif observé
Variation temps total médian de trajet	Pic local positif	Non linéaire	Effet favorable dans une plage spécifique
Variation statut socioprofessionnel	Croissant	Bruité	Légère hausse de l'utilisation du transport en commun
Variation possession de permis	Non linéaire	Bruité	Contre intuitif à première vue, mais la forme irrégulière peut être une corrélation indirecte

Dans ce cas, les effets partiels sont bruités, montrant l'existence de multi colinéarité pour certaines valeurs. Des effets asymétriques et non linéaires sont notamment observés, ce qui confirme que la relation entre l'évolution socio-démographique et la variation de la part modale n'est pas monotone.

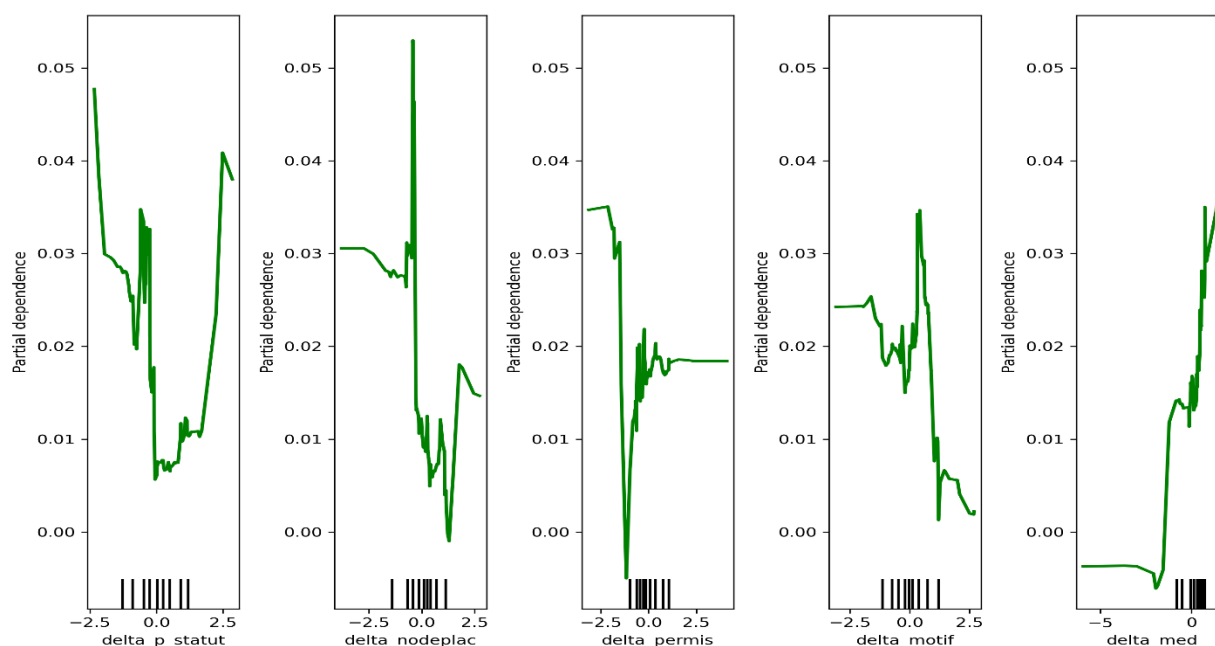


Figure 5-6 : Effets partiels du modèle de forêt aléatoire – modèle Amélioration

Tableau 5-7 : Interprétation des effets partiels du modèle Amélioration

Variable	Sens de l'effet	Nature de la relation	Interprétation
Variation statut socioprofessionnel	Creux central autour de 0	Non linéaire	Les changements extrêmes ont un impact plus marqué sur l'utilisation du transport en commun.
Variation nombre de déplacements	Non linéaire, pic puis chute	Non linéaire	Légère hausse de l'utilisation du transport en commun pour une augmentation modérée. Les diminutions modérées ont peu d'effet.

Tableau 5-7 : Interprétation des effets partiels du modèle Amélioration (suite)

Variation de possession de permis	Effet monotone décroissant pour les valeurs négatives, puis stable	Bruité	Diminution de possession de permis influence la part modale TC. Pour des augmentations de possession de permis, l'effet sur le transport en commun est faible
Variation motif	Non linéaire, pic autour de 0	Non linéaire	Les modifications dans le motif de déplacement peuvent avoir un effet modéré sur la part modale TC
Variation temps total médian de trajet	Stable puis croissant	Non linéaire	Les améliorations significatives de l'offre ont un effet négligeable sur l'utilisation du transport en commun

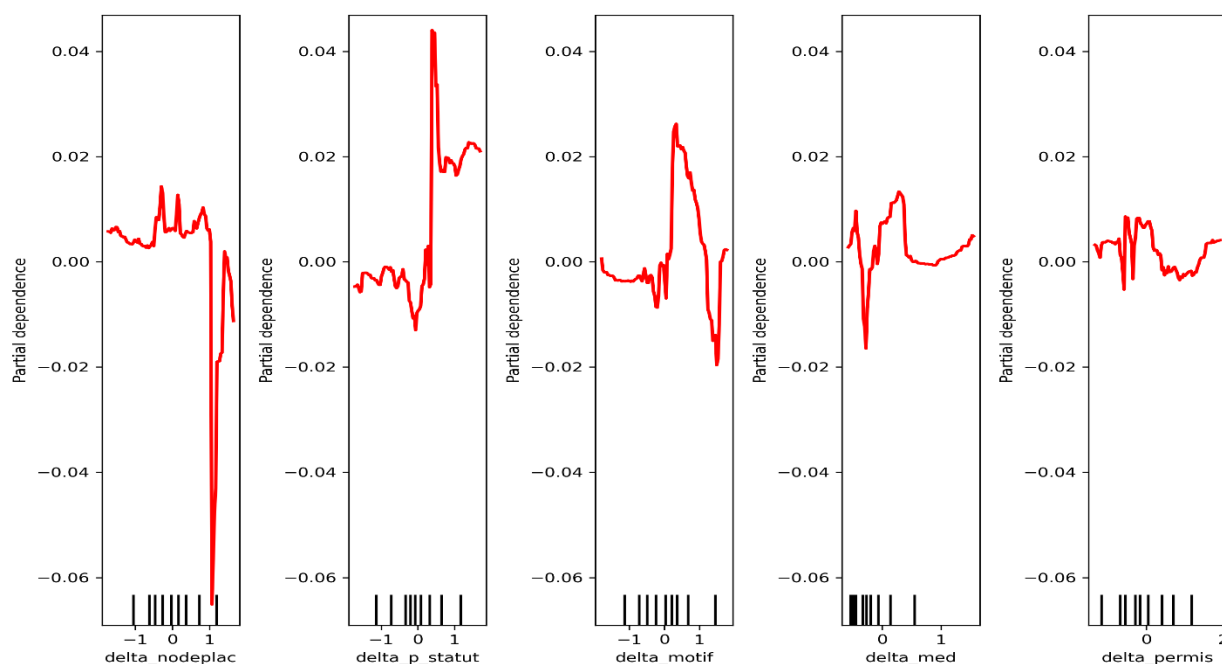


Figure 5-7 : Effets partiels du modèle de forêt aléatoire – modèle Détérioration

Tableau 5-8 : Interprétation des effets partiels du modèle Détérioration

Variable	Sens de l'effet	Nature de la relation	Interprétation
Variation nombre de déplacements	Monotone, pic à 1	Asymétrique	L'effet sur le transport en commun est faible.
Variation statut socioprofessionnel	Croissant	Monotone douce	Légère hausse de l'utilisation du transport en commun
Variation temps total médian de trajet	Pic local	Non linéaire	Les détériorations significatives de l'offre ont un effet négligeable sur l'utilisation du transport en commun
Variation motif	Monotone, pic à 0	Asymétrique	Changements de motifs défavorables au TC.
Variation possession de permis	Monotone	Bruité	L'effet sur le transport en commun est faible.

Ces résultats confirment la pertinence d'un modèle non linéaire comme la forêt aléatoire pour capturer des effets seuils et des zones de saturation, difficilement identifiables par des modèles linéaires classiques. Aussi, les effets des variables sont modérés et non déterminantes dans les cas présentés ci-dessus.

CHAPITRE 6 CONCLUSION

Dans cette partie, une synthèse du contenu de ce mémoire, à savoir la méthodologie utilisée, les résultats obtenus sont présentés afin de mettre en évidence les contributions de la recherche. Des limites sont notamment identifiées, ainsi que des perspectives d'amélioration et de futures recherches.

6.1 Rappel du contenu et des contributions

Ce projet a pour objectif de proposer des perspectives sur les impacts d'une modification significative de l'offre de transport en commun entre 2013 et 2018 sur les comportements de mobilité dans la grande région de Montréal. Afin de répondre à cette problématique, un cadre méthodologique a été développé autour de quatre volets complémentaires : un état des connaissances, une méthodologie d'identification des changements d'offre, une analyse de la demande, et une modélisation croisée intégrant variables d'offre et de demande.

Le mémoire pose d'abord des questionnements centraux dans cette question de recherche : comment définir une modification significative de l'offre, comment intégrer simultanément l'offre et la demande.

Ce mémoire propose ensuite un cadre méthodologique, reproductible et basé sur des tests de significativité. Plusieurs contributions se distinguent :

- Sélection des plages horaires basé sur le test de Kruskal-Wallis : toutes les demi-heures de la pointe du matin ont été testées selon 57 combinaisons possibles.
- Identification des modifications significatives de l'offre par paires sectorielles : comparaison de matrices OD de temps total de trajet simulé 2013 et 2018. Il est ensuite appliqué un z-test afin de vérifier la significativité des variations. Les paires sectorielles sont classées selon trois catégories : amélioration, stabilité, détérioration.
- Utilisation d'indicateurs afin d'analyser la demande : part modale du transport en commun, statut socioéconomique, motorisation, motifs de déplacement, nombre de déplacements, âge, sexe.

L'application du cadre méthodologique au territoire de la grande région de Montréal permet d'obtenir des résultats concernant l'évolution de l'offre et de la demande. D'une part, concernant la modification significative de l'offre entre 2013 et 2018, il a été identifié les paires sectorielles

présentant soit une amélioration, une détérioration ou une stabilité de l'offre en pointe du matin. D'autre part, concernant la demande, l'étude montre que la part modale en transport en commun évolue faiblement pour la majorité des secteurs. Les paires sectorielles ayant connu les plus fortes variations modales présentent également des changements socio-démographiques marqués. Aussi, le modèle croisé non linéaire de type forêt aléatoire permet de mettre en évidence l'existence de contributions de certaines variables d'offre et socio-démographique dans l'évolution de la part modale TC.

En somme, ce projet offre une analyse descriptive des changements de l'offre et de la demande entre 2013 et 2018 par l'intermédiaire d'un cadre méthodologique défini et reproductible.

6.2 Limites de la recherche

Plusieurs limites méthodologiques et analytiques ont été rencontrées au cours de cette étude. D'abord, la présence de tests statistiques (z-test, Kruskal Wallis) a permis d'assurer la significativité des données sur lesquelles des calculs étaient effectués. De ce fait la robustesse des analyses a notamment été fixée. Pour autant, le nombre de conditions liées aux tests a pu réduire la représentativité de certains secteurs à faible nombre d'observations.

Ensuite, l'analyse est limitée par l'absence de certaines variables comportementales : les motivations individuelles, les préférences modales ou les effets d'habitude ne sont pas directement observables. Cette hétérogénéité non observée peut expliquer une part importante des écarts résiduels dans les modèles. Les approches de type modèles à effets aléatoires, propensity score machine (PSM) pourraient, dans de futures recherches, permettre de mieux isoler les effets causaux. Concernant les variables explicatives utilisées, en raison de leur construction qui rend leur variabilité restreinte, les résultats des modèles linéaires comme non linéaires ont été limités.

Sur le plan méthodologique, la modélisation repose sur une approche agrégée par secteurs municipaux. Sont donc captées des comportements ponctuels globaux au détriment de potentielles comportements locaux. De plus, les modèles utilisés — linéaire pondéré WLS et forêt aléatoire — n'intègrent pas de dépendance spatiale explicite, ce qui limite la prise en compte des effets de voisinage ou de diffusion.

Enfin, l'étude se concentre sur les enquêtes pré-Covid (2013–2018), sur la pointe du matin. Les comportements observés et les relations entre offre et demande pourraient avoir évolué depuis,

notamment avec la généralisation du télétravail et les changements d'habitudes de déplacement. Une poursuite de cette étude avec les données d'enquête Origine Destination 2023 ainsi que sur une période plus étendue de la journée pourrait être pertinente.

6.3 Perspectives de recherche

Plusieurs pistes de recherche émergent de cette analyse. D'abord, il serait pertinent d'étendre la méthode aux futures données d'enquêtes post-Covid afin d'évaluer l'impact durable des transformations du réseau et des changements sociétaux sur la demande. Sur le plan méthodologique, l'application de modèles spatiaux ou d'apprentissage machine explicatifs pourrait mieux capturer la structure des dépendances spatiales et temporelles, ainsi que les non-linéarités détectées par les effets partiels.

Concernant l'analyse de l'offre de transport en commun, basée sur les temps totaux de déplacement, une étude intégrant plusieurs composantes de temps (accès, en véhicule, attente) pourrait être établie.. Aussi, la modification de l'offre de transport en commun est mesurée à travers une analyse des variations des temps de déplacement. Cette approche, centrée sur la dimension temporelle du niveau de service, ne capture pas certaines transformations de l'offre pouvant relever de dimensions spatiales ou structurelles. L'intégration d'autres caractéristiques pourrait constituer une perspective intéressante pour enrichir l'évaluation des modifications de l'offre.

De plus, une analyse comportementale désagrégée (par type d'utilisateur, motif de déplacement ou profil socio-économique) offrirait une vision plus fine des sensibilités différenciées à l'offre. Ces approches permettraient d'approfondir davantage la compréhension de ce lien de causalité entre l'offre de transport collectif et les comportements de mobilité. Un travail sur les variables explicatives pourrait être notamment davantage approfondi, en construisant des variables fondées sur plusieurs caractéristiques socio-démographiques par exemple. Aussi, dans l'analyse croisée et les modèles implémentés, il serait intéressant d'étudier un modèle dans lequel la variable dépendante est une variable caractérisant l'offre, ou une variable catégorielle indiquant si la paire a vu une évolution de la part modale en transport en commun.

Cette étude a permis de proposer et de tester un cadre méthodologique pour évaluer les changements dans l'offre et la demande dans la grande région de Montréal entre 2013 et 2018. En mobilisant conjointement des indicateurs d'offre (temps total de parcours, stabilité, amélioration, détérioration) et des indicateurs de demande (part modale, variables socio-démographiques),

l'étude a permis de dégager plusieurs constats. Les analyses montrent que les modifications de l'offre mesurées par la performance temporelle ne constituent pas le seul déterminant du changement de comportement modal, mais qu'elles interagissent avec des facteurs socio-démographiques : statut d'activité, motorisation. L'usage d'un modèle non linéaire, la forêt aléatoire, a confirmé l'existence de corrélations entre variables, d'effets seuils et de zones de saturation, révélant une sensibilité asymétrique de la demande aux variations d'offre. Pour autant, ce modèle ne permet pas d'établir de lien de causalité, mais d'observer des corrélations entre les variables d'offre et de demande.

En définitive, ce travail contribue à enrichir la réflexion sur les relations entre offre et demande de transport collectif.

RÉFÉRENCES

- Al-Salih, W. Q., & Esztergár-Kiss, D. (2021). Linking Mode Choice with Travel Behavior by Using Logit Model Based on Utility Function. *Sustainability*, 13(8), 4332. 10.3390/su13084332
- Autorité régionale de transport métropolitain | ARTM. (2013). *Enquête Origine-Destination 2013*. Autorité régionale de transport métropolitain | ARTM. <https://www.artm.quebec/eod/2013/>
- Autorité régionale de transport métropolitain | ARTM. (2018). *Enquête Origine-Destination 2018*. Autorité régionale de transport métropolitain | ARTM. <https://www.artm.quebec/planification/enqueteod/>
- Ben-Akiva, M., & Bierlaire, M. (1999). Discrete Choice Methods and their Applications to Short Term Travel Decisions. Dans R. W. Hall (édit.), *Handbook of Transportation Science* (p. 5-33). Springer US. 10.1007/978-1-4615-5203-1_2
- Berrebi, S. J., Joshi, S., & Watkins, K. E. (2021). On bus ridership and frequency. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 148, 140-154. 10.1016/j.tra.2021.03.005
- Boisjoly, G. (2018). Invest in the ride_ A 14 year longitudinal analysis of the determinants of public transport ridership in 25 North American cities.
- Boisjoly, G., & El-Geneidy, A. M. (2017). The insider: A planners' perspective on accessibility. *Journal of Transport Geography*, 64, 33-43. 10.1016/j.jtrangeo.2017.08.006
- Cassy, S. R., Natário, I., & Martins, M. R. (2016). Logistic Regression Modelling for Complex Survey Data with an Application for Bed Net Use in Mozambique. *Open Journal of Statistics*, 06(05), 898-907. 10.4236/ojs.2016.65074
- Chatterjee, K. (2011). Modelling the dynamics of bus use in a changing travel environment using panel data. *Transportation*, 38(3), 487-509. 10.1007/s11116-010-9312-y
- Cheng, L., Chen, X., De Vos, J., Lai, X., & Witlox, F. (2019). Applying a random forest method approach to model travel mode choice behavior. *Travel Behaviour and Society*, 14, 1-10. 10.1016/j.tbs.2018.09.002
- Dahmen, V., Weikl, S., & Bogenberger, K. (2024). Interpretable Machine Learning for Mode Choice Modeling on Tracking-Based Revealed Preference Data. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2678(11), 2075-2091. 10.1177/03611981241246973
- Deschaintres, E., Morency, C., & Trépanier, M. (2021). Measuring Changes in Multimodal Travel Behavior Resulting from Transport Supply Improvement. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2675(9), 533-546. 10.1177/03611981211003104
- El-Geneidy, A., Grimsrud, M., Wasfi, R., Tétreault, P., & Surprenant-Legault, J. (2014). New evidence on walking distances to transit stops: identifying redundancies and gaps using variable service areas. *Transportation*, 41(1), 193-210. 10.1007/s11116-013-9508-z
- Ewing, R., & Cervero, R. (2010). Travel and the Built Environment: A Meta-Analysis. *Journal of the American Planning Association*, 76(3), 265-294. 10.1080/01944361003766766

- Farahani, R. Z. (2013). A review of urban transportation network design problems. *European Journal of Operational Research*.
- Fisher's exact test. (25 octobre 2025). Dans *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Fisher%27s_exact_test&oldid=1318713103
- Gouvernement du Québec, Ministère de l'Environnement de la lutte contre les changements climatiques, de la faune et des parcs. (2024). Inventaire québécois des émissions de gaz à effet de serre en 2022 et leur évolution depuis 1990.
- Gouvernement du Québec, Ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l'Electrification des transports. (2018). Politique de mobilité durable - 2030.
- Gudzinis, B. (2012). Development of Long-Distance Multimodal Passenger Travel Modal Choice Model.
- Heinen, E., & Chatterjee, K. (2015). The same mode again? An exploration of mode choice variability in Great Britain using the National Travel Survey. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 78, 266-282. 10.1016/j.tra.2015.05.015
- Kim, E.-J. (2021). Analysis of Travel Mode Choice in Seoul Using an Interpretable Machine Learning Approach. *Journal of Advanced Transportation*, 2021, 1-13. 10.1155/2021/6685004
- Kittelsohn & Associates, Inc., Brinckerhoff, P., KFH Group, Inc., Texas A&M Transportation Institute, Arup, Transit Cooperative Research Program, ... National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. (2013). *Transit Capacity and Quality of Service Manual, Third Edition* (p. 24766). Transportation Research Board. 10.17226/24766
- Kuhnimhof, T., Buehler, R., Wirtz, M., & Kalinowska, D. (2012). Travel trends among young adults in Germany: increasing multimodality and declining car use for men. *Journal of Transport Geography*, 24, 443-450. 10.1016/j.jtrangeo.2012.04.018
- Kumar Ghosh, D. (2024). Perspective Chapter: Linear Regression and Logistic Regression Models. Dans B. Santhosh Kumar (édit.), *Recent Advances in Biostatistics*. IntechOpen. 10.5772/intechopen.1003183
- Litman, T. (s. d.-a). Evaluating Public Transit Benefits and Costs.
- Litman, T. (s. d.-b). How Prices and Other Factors Affect Travel Behavior.
- Ma, L., & Cao, J. (2019). How perceptions mediate the effects of the built environment on travel behavior? *Transportation*, 46(1), 175-197. 10.1007/s11116-017-9800-4
- Mantalos, P., & Zografos, K. (2008). Interval estimation for a binomial proportion: a bootstrap approach. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 78(12), 1251-1265. 10.1080/00949650701749356
- Marshall Baker, D., & Linovski, O. (2022). The Impact of a Single Bus Rapid Transit Corridor on Transit Ridership: The Winnipeg Example. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2676(9), 94-109. 10.1177/03611981221085531
- Mattioli, G., & Heinen, E. (2020). Multimodality and Sustainable Transport: A Critical Perspective. Dans A. Appel, J. Scheiner, & M. Wilde (édit.), *Mobilität, Erreichbarkeit, Raum* (p. 65-82). Springer Fachmedien Wiesbaden. 10.1007/978-3-658-31413-2_5

- Newcombe, R. G. (1998). Two-sided confidence intervals for the single proportion: comparison of seven methods. *Statistics in Medicine*, 17(8), 857-872. 10.1002/(SICI)1097-0258(19980430)17:8%3C857::AID-SIM777%3E3.0.CO;2-E
- Paulley, N., Balcombe, R., Mackett, R., Titheridge, H., Preston, J., Wardman, M., ... White, P. (2006). The demand for public transport: The effects of fares, quality of service, income and car ownership. *Transport Policy*, 13(4), 295-306. 10.1016/j.tranpol.2005.12.004
- Pimenta, A. (s. d.). What About Land Uses in Mobility Hub Planning for Sustainable Travel Behavior?
- Polzin, S. E., Chu, X., & Godfrey, J. (2014). The impact of millennials' travel behavior on future personal vehicle travel. *Energy Strategy Reviews*, 5, 59-65. 10.1016/j.esr.2014.10.003
- Redelmeier, P., & El-Geneidy, A. (2024). If You Cut It Will They Ride? Longitudinal Examination of the Elasticity of Public Transport Ridership in the Post-Pandemic Era. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2678(11), 241-252. 10.1177/03611981241240754
- Rich, J., Holmblad, P. M., & Hansen, C. O. (2009). A weighted logit freight mode-choice model. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 45(6), 1006-1019. 10.1016/j.tre.2009.02.001
- Rodríguez, A., Delgado-Lindeman, M., & dell'Olio, L. (2025). Analysis of public transport quality indicators considering the configuration of routes. *Transportmetrica A: Transport Science*, 1-18. 10.1080/23249935.2025.2512419
- Transition. (s. d.). <http://transition.city/>
- Two-proportion Z-test. (8 octobre 2025). Dans *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Two-proportion_Z-test&oldid=1315740956
- Wallimann, H., Blättler, K., & Arx, W. von. (15 mars 2022). Do price reductions attract customers in urban public transport? A synthetic control approach. arXiv. 10.48550/arXiv.2111.14613

ANNEXE

Dans cette annexe sont présentés les résultats détaillés des modèles WLS présentés en partie 5.4.1. Les Figure 6-1, Figure 6-2 et Figure 6-3 présentent respectivement les résultats du cas global, amélioration de l'offre de transport en commun, détérioration de l'offre de transport en commun.

```

=== Résultats du modèle Global ===
                                WLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          delta_share_tc      R-squared:                0.009
Model:                  WLS                 Adj. R-squared:         -0.002
Method:                 Least Squares       F-statistic:             1.067
Date:                   Sat, 25 Oct 2025    Prob (F-statistic):      0.378
Time:                   16:01:25           Log-Likelihood:          561.22
No. Observations:       479                AIC:                     -1110.
Df Residuals:           473                BIC:                     -1085.
Df Model:               5
Covariance Type:        HC3
=====

```

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	0.0022	0.003	0.813	0.416	-0.003	0.008
delta_med	-0.0008	0.001	-0.555	0.579	-0.004	0.002
delta_nodeplac	0.0004	0.004	0.097	0.923	-0.008	0.008
delta_permiss	0.0010	0.004	0.262	0.793	-0.006	0.008
delta_p_statut	0.0059	0.004	1.460	0.144	-0.002	0.014
delta_motif	-0.0066	0.004	-1.584	0.113	-0.015	0.002

```

=====
Omnibus:                22.439      Durbin-Watson:           1.985
Prob(Omnibus):          0.000      Jarque-Bera (JB):        45.686
Skew:                   0.254      Prob(JB):                1.20e-10
Kurtosis:               4.425      Cond. No.                1.97
=====

```

Figure 6-1 : Résultats détaillés du modèle linéaire WLS : cas global

```

=== Résultats du modèle Amélioration ===
                                WLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          delta_share_tc      R-squared:                0.025
Model:                  WLS      Adj. R-squared:            -0.027
Method:                 Least Squares      F-statistic:            0.7452
Date:                  Sat, 25 Oct 2025    Prob (F-statistic):      0.592
Time:                  16:01:25           Log-Likelihood:         147.66
No. Observations:      99                AIC:                   -283.3
Df Residuals:          93                BIC:                   -267.8
Df Model:              5
Covariance Type:       HC3
=====

```

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	0.0119	0.007	1.770	0.077	-0.001	0.025
delta_med	0.0062	0.005	1.209	0.227	-0.004	0.016
delta_nodeplac	-0.0078	0.007	-1.164	0.244	-0.021	0.005
delta_permis	-0.0029	0.007	-0.413	0.680	-0.017	0.011
delta_p_statut	-0.0023	0.006	-0.396	0.692	-0.014	0.009
delta_motif	-0.0045	0.006	-0.793	0.428	-0.016	0.007

```

=====
Omnibus:                20.440      Durbin-Watson:            2.080
Prob(Omnibus):          0.000      Jarque-Bera (JB):         32.374
Skew:                   0.899      Prob(JB):                 9.33e-08
Kurtosis:               5.149      Cond. No.                 2.69
=====

```

Figure 6-2 : Résultats détaillés du modèle linéaire WLS : cas amélioration

```

=== Résultats du modèle Détérioration ===
                                WLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          delta_share_tc      R-squared:                0.010
Model:                  WLS      Adj. R-squared:            -0.036
Method:                 Least Squares      F-statistic:            0.2556
Date:                  Sat, 25 Oct 2025      Prob (F-statistic):      0.936
Time:                  16:01:25      Log-Likelihood:          136.58
No. Observations:      113      AIC:                    -261.2
Df Residuals:          107      BIC:                    -244.8
Df Model:              5
Covariance Type:       HC3
=====

```

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	0.0025	0.005	0.464	0.643	-0.008	0.013
delta_med	0.0010	0.006	0.165	0.869	-0.011	0.013
delta_nodeplac	-0.0029	0.008	-0.354	0.723	-0.019	0.013
delta_permis	0.0047	0.007	0.685	0.493	-0.009	0.018
delta_p_statut	0.0017	0.008	0.216	0.829	-0.014	0.018
delta_motif	0.0042	0.009	0.496	0.620	-0.012	0.021

```

=====
Omnibus:                6.393      Durbin-Watson:            2.242
Prob(Omnibus):          0.041      Jarque-Bera (JB):         9.582
Skew:                  -0.178      Prob(JB):                 0.00830
Kurtosis:              4.382      Cond. No.                 2.32
=====

```

Figure 6-3 : Résultats détaillés du modèle linéaire WLS : cas détérioration