

Modélisation de la motorisation : enjeux méthodologiques

Jérôme Laviolette, Candidat au doctorat, Génie Civil Transport, Polytehnique Montréal

Codirection: Catherine Morency, Owen Waygood et Konstadinos Goulias (UCSB)

Plan de présentation

- Introduction
 - Mise en contexte
 - Questions de recherche et problématique
- Méthodologie
 - Approche de modélisation
 - > Sources des données et préparation des variables
 - Procédure de modélisation
- Résultats
- Conclusions
 - Éléments clés
 - Limitations et étapes futures



L'importance de comprendre les choix de motorisation des ménages

Au coeur du système d'automobilité



Externalités négatives











Laviolette (2020), Gärling et Steg (2007)



Impacts **majeurs** sur les comportements de mobilité et autres décisions

- Localisation, fréquence et durée des activités
- Choix modal, # de déplacements et distance parcourue
- Attitudes
- Choix de localisation résidentielle

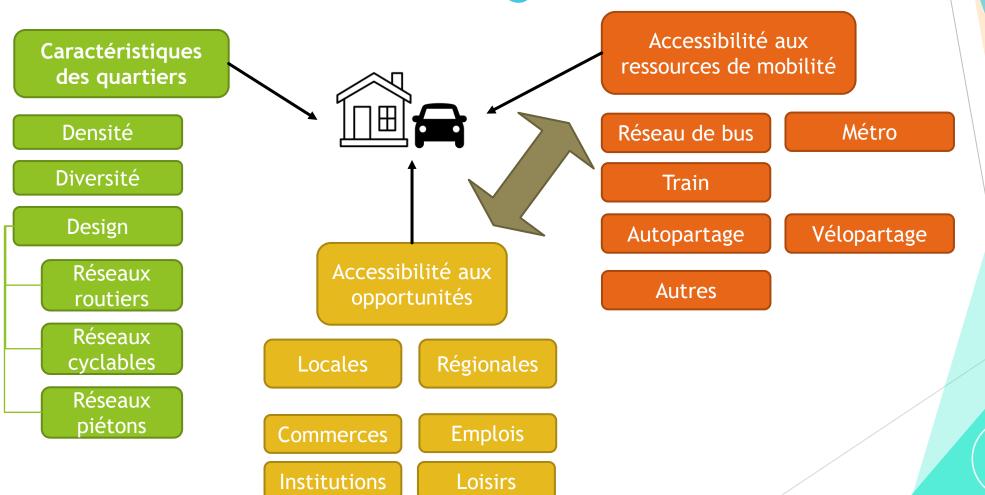


Sioui, Morency, Trépanier (2012), von Behren et al. (2020) Compétition pour espaces urbains limités





Lien entre l'environnement bâti et la motorisation des ménages



Chaire en

Transport

Transformation du

Problématique et questions de recherche

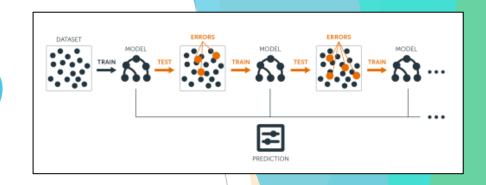
- Enjeux de modélisation retrouvés dans la littérature sur la motorisation :
 - Distances / échelles spatiales de mesure souvent arbitraires, mais très rarement justifiée
 - Zones agrégées « fixes » souvent utilisées
 - Même distance / échelle spatiale utilisée pour toutes les variables
- Questions de recherche:
 - Quelle distance / échelle spatiale devrait être utilisée pour mesurer ces caractéristiques ?
 - Des distances différentes peuvent-elles mener à des conclusions et des recommandations de politiques publiques différentes ?
 - Combien d'opportunités / quelles valeurs (de densité, diversité, design) sont nécessaires pour avoir un impact sur les décisions de motorisation



Gradient Boosting Machine (GBM) decision-trees

- Fonctionne par l'addition séquentielle de modèles simples (weak-learners) (ex. : petits arbres de décision à 1-6 embranchements)
- Chaque nouvel arbre est ajusté aux résidus de l'ensemble existant d'arbres
- L'algorithme fonctionne par descente de gradient: il peut être généralisé à n'importe quelle fonction de perte (loss function). Ceci permet de modéliser différents types de variables: continue, de comptage, classification binaire ou multinomial
- Un gradient de descente stochastique consiste à prendre une fraction aléatoire des données et permet d'éviter de trouver uniquement des minimums locaux.
- Modélisation faites avec xgboost dans R





- 1. Fit un arbre de décision aux données: $F_1(x) = y$
- 2. Fit l'arbre suivant aux résidus du précédent: $h_1(x) = y F_1(x)$
- 3. Ajouter cet arbre à l'algorithm: $F_2(x) = F_1(x) + h_1(x)$
- 4. ...etc. jusqu'à un mécanisme d'arrêt (ex.: validation-croisée)

Modèle séquentielle additif de *b* arbres de décisions individuels:

$$f(x) = \sum_{b=1}^{B} f^b(x)$$

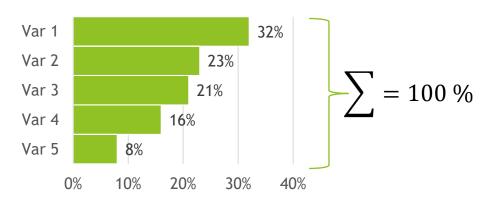
Hastie, Tibshirani, & Friedman (2009, ch. 10) Friedman (2001, 2002) Chen et He (2021)

GBM: Outils d'interprétation des résultats

- 1. Influence relative des variables de prédiction
- Influence moyenne de la variable j sur l'ensemble d'arbre M :

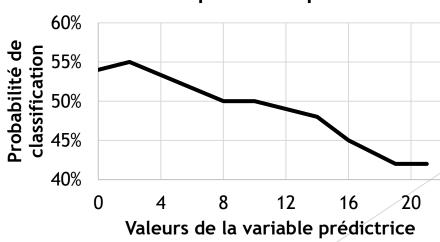
$$I_j^2 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} \sum_{t=1}^{J-1} i_t^2 \ 1(v_t = j)$$

Influence relative



- 2. Courbes de dépendance partielle (partial dependence plot PDP)
- Changement moyen dans la variable prédit, en fonction des valeurs d'une variable prédictrice j, en tenant les autres variables constantes à leur moyenne.

Courbe de dépendance partielle





Sources des données et territoire d'étude

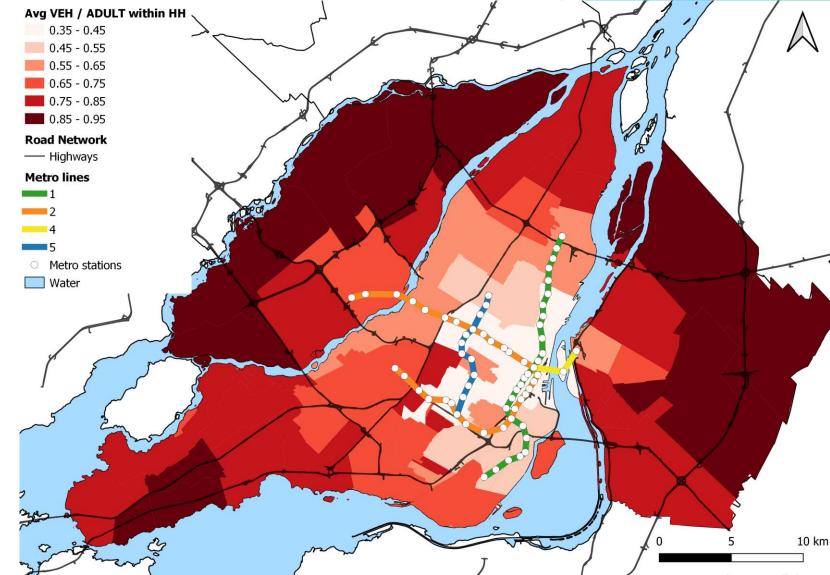
Avg VEH / ADULT Within HH

Enquête OD 2018 de Montréal

- Variables sociodémographiques
- Variable dépendante modélisée (statut de motorisation)

Variables de l'environnement bâti

- Fusion de plusieurs jeux de données spatiaux:
 - Recensement canadien 2016
 - GTFS (horaires et réseaux TC)
 - Utilisation des sols (CMM)
 - Stations Communauto
 - Stations BIXI
 - DMTI Spatial : Opp. Commerciales
 - OSM : Réseaux routiers et piétons







Calcul des zones tampons (« buffers »)

- Création de tampons de distance de marche autour des 46 517 ménages (unique à chaque ménage)
- Accessibilité réseau plus précise et réaliste que tampons à vol d'oiseau
- Réseau piéton OSM utilisé (incluant les chemins exclusifs piétons)
- 7 distances calculées: 400, 800, 1000, 1200, 1400 et 1600 m
- **OUTILS:**
 - « Analyse de réseau » de QGIS





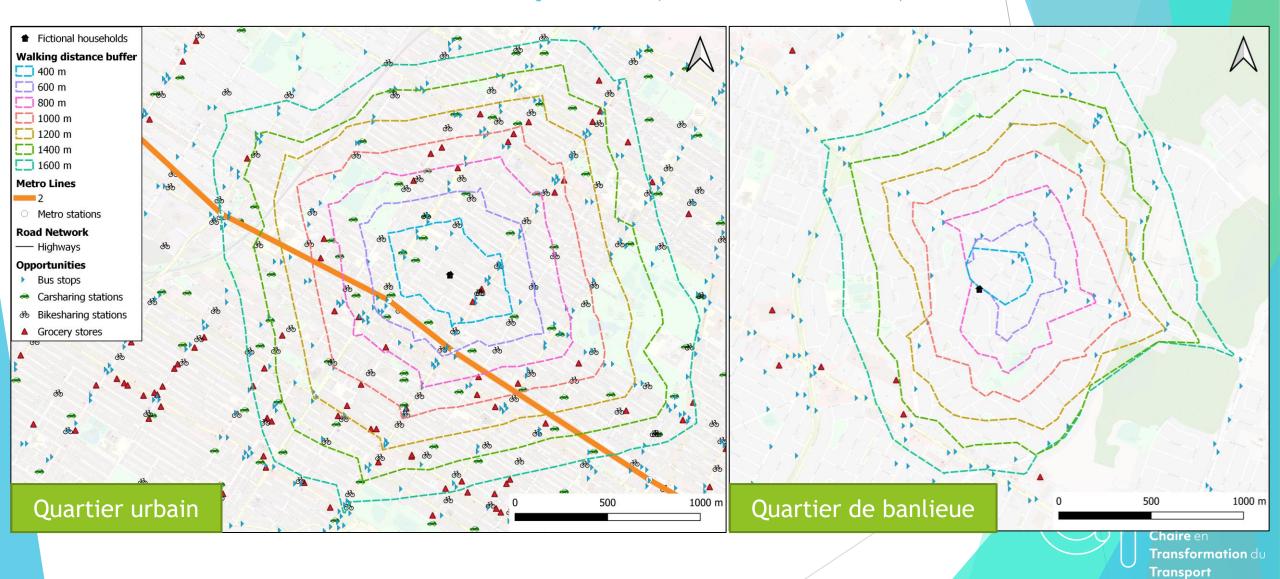


Dernière étape:

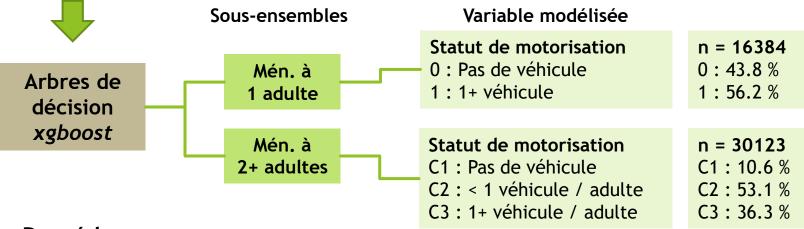
Calculs des variables de l'environnement bâti à l'intérieur de chaque tampon pour chaque ménage.



Calcul des zones tampons (« buffers »)



Quelle distance-tampon devrait être privilégiée pour chaque variable ? Quelle valeur seuil pour chaque variable a un effet structurel sur la motorisation ?



Procédure

- 1. Construire les modèles de référence avec toutes les variables mesurées à 1 km de marche
- 2. Modèles entrainer avec 70 % des observations de chaque sous-ensemble
- 3. Pour chaque sous-ensemble, faire varier la taille de tampon **UNE** variable à la fois, par bond de 200 m [de 400 à 1600 m] en gardant les autres constantes à 1 km.
- 4. Analyser les courbes de dépendance partielle (PDP) et l'influence relative des variables
- 5. Comparer les effets entre sous-ensemble et selon chaque distance testée



Modèles de référence : Ménages à 1 adulte

Précision du modèle sur ensemble

test (30 %) : 70.8 %

Classification correct:

0 véh. : 64.6 %

1+ véh. : **75.7** %

Somme d'influence:

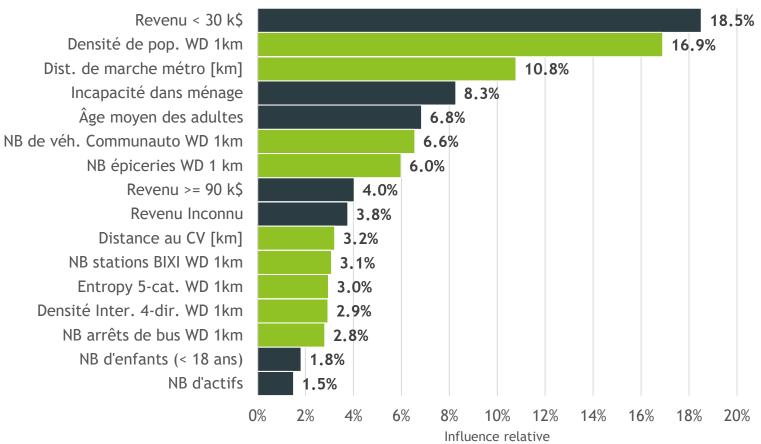
Sociodémo: 44.8 %

Environnement

bâti: 55.2 %



■ Environnement bâti ■ Sociodémographique



*WD: Walk-distance

Modèles de référence : Ménages à 2+ adultes

Précision du modèle sur ensemble

test (30 %): 64.8 %

Classification correct:

0 véh. : 17.6 %

< 1 veh/adu. : 80.8 %

>= 1 veh/adu. : 54.4 %

Somme d'influence:

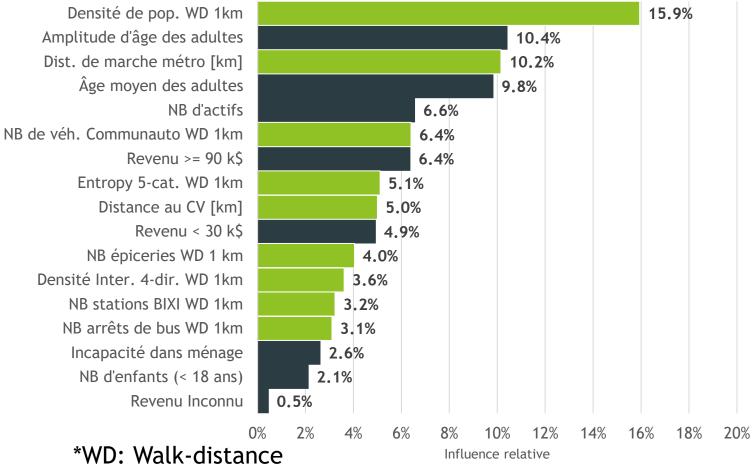
Sociodémo: 43.4 %

Environnement

bâti: 56.6 %

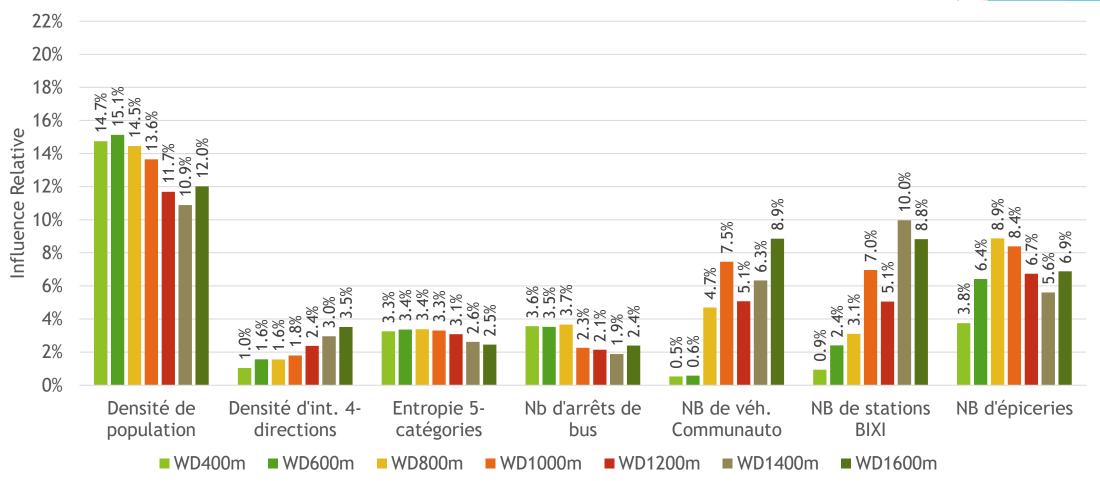
Influence relative des variables

Environnement bâti ■ Sociodémographique

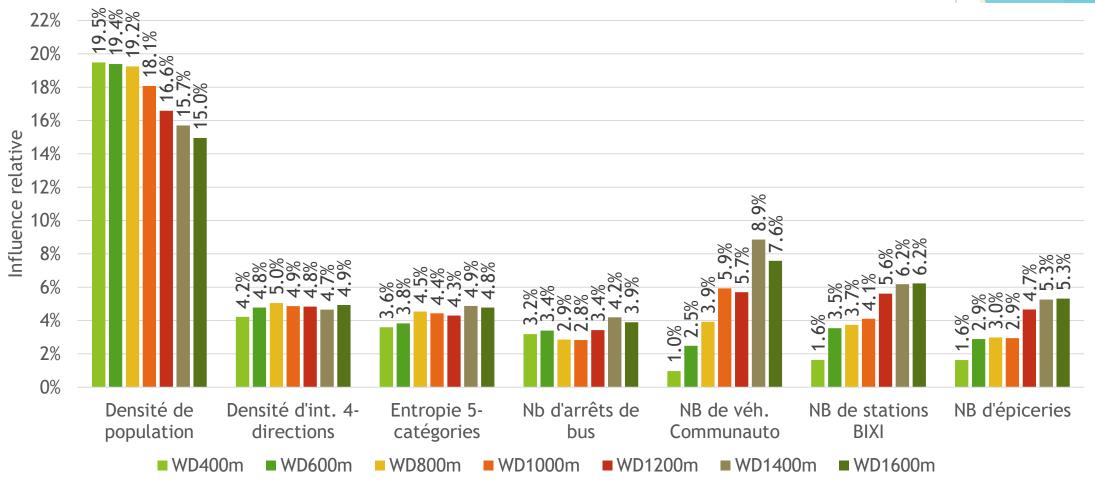


aire en nsformation du nsport

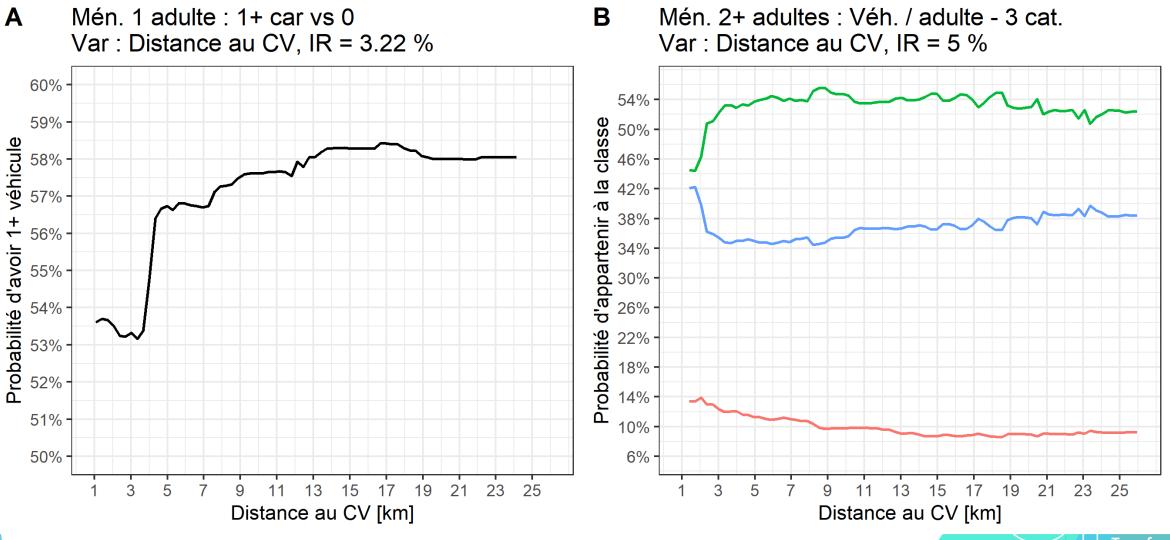
Impacts de la variation de la taille des buffers : Ménages à 1 adulte



Impacts de la variation de la taille des buffers : Ménages à 2+ adultes



PDP: Distance au centre-ville



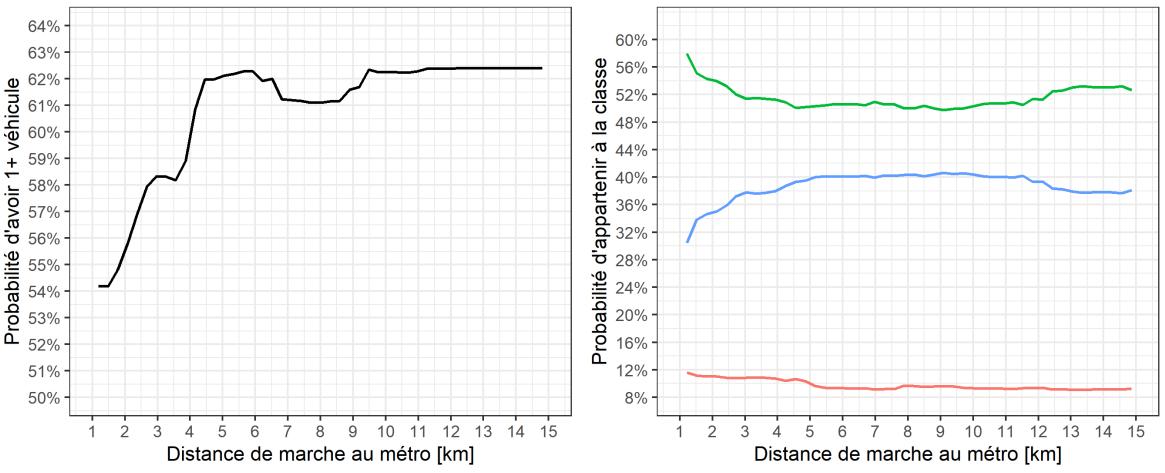
PDP: Distance de marche à une station de métro

Mén. 1 adulte : 1+ car vs 0

War : Dist. de marche au métro, IR = 10.78 %

Mén. 2+ adultes : Véh. / adulte - 3 cat.

Var : Dist. de marche au métro, IR = 10.16 %



Courbes de dépendance partielle

A: Modèle de Ménages à 1 adulte



Probabilité d'être motorisé (1+ veh vs 0)

en fonction de la variable analysée

C: Modèle de Ménages à 2+ adultes

Probabilité d'être de la classe 2: Motorisation partielle: < 1 véh. / adulte

en fonction de la variable analysée

B: Modèle de Ménages à 2+ adultes

Probabilité d'être de la classe 1:

NON-motorisé: 0 véhicule

en fonction de la variable analysée

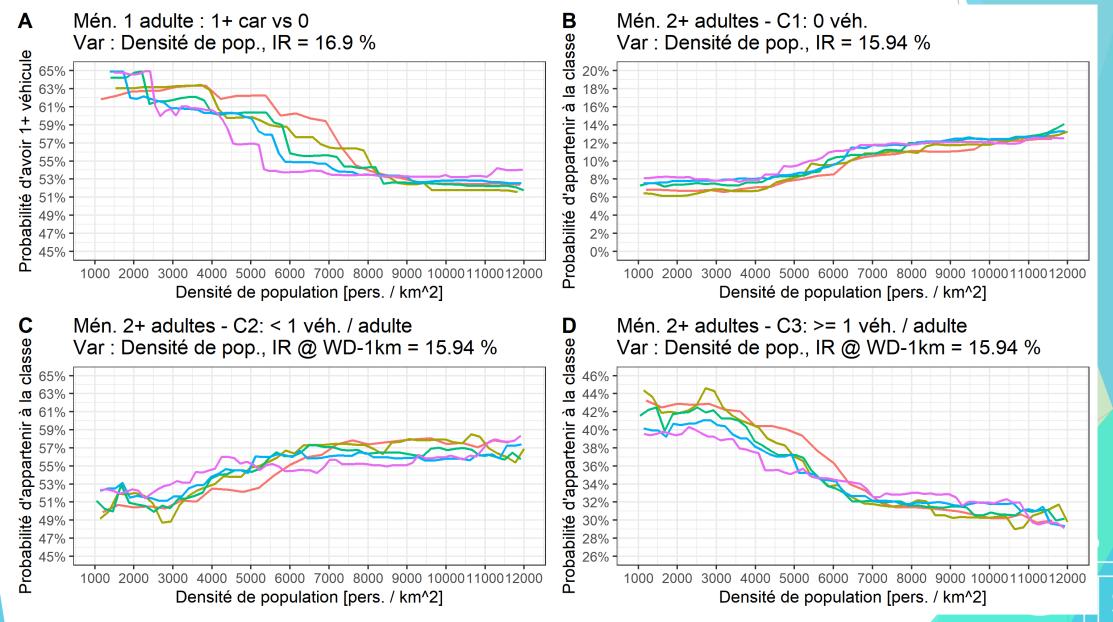
D: Modèle de Ménages à 2+ adultes

Probabilité d'être de la classe 3:

Motorisation complète: >= 1 véh. / adulte

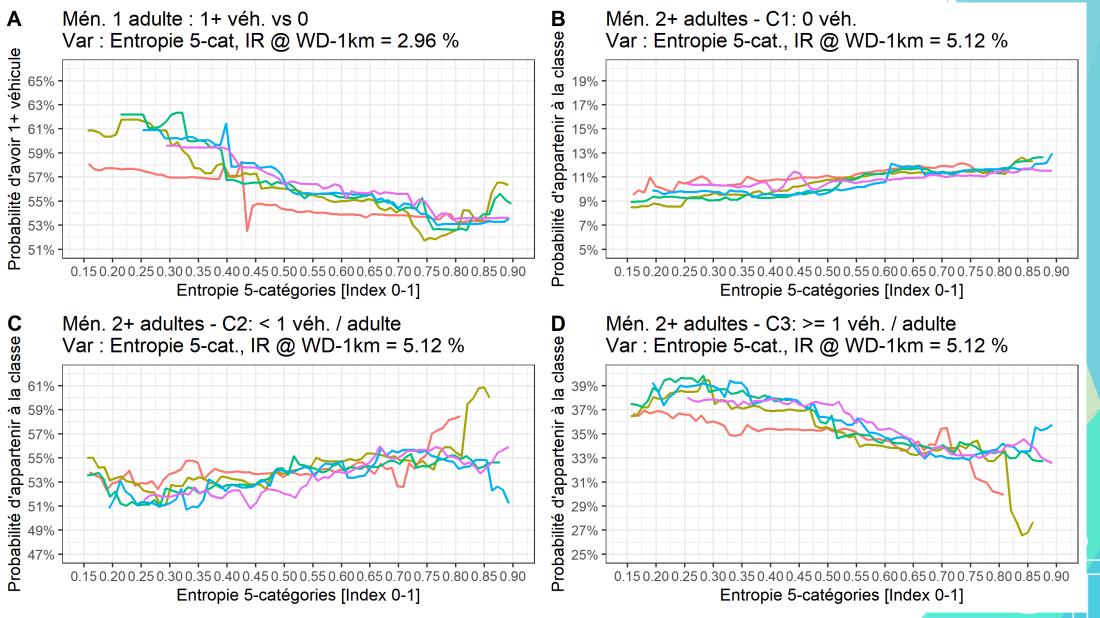
en fonction de la variable analysée

PDP: Densité de population



buffersize — wd400 — wd800 — wd1000 — wd1200

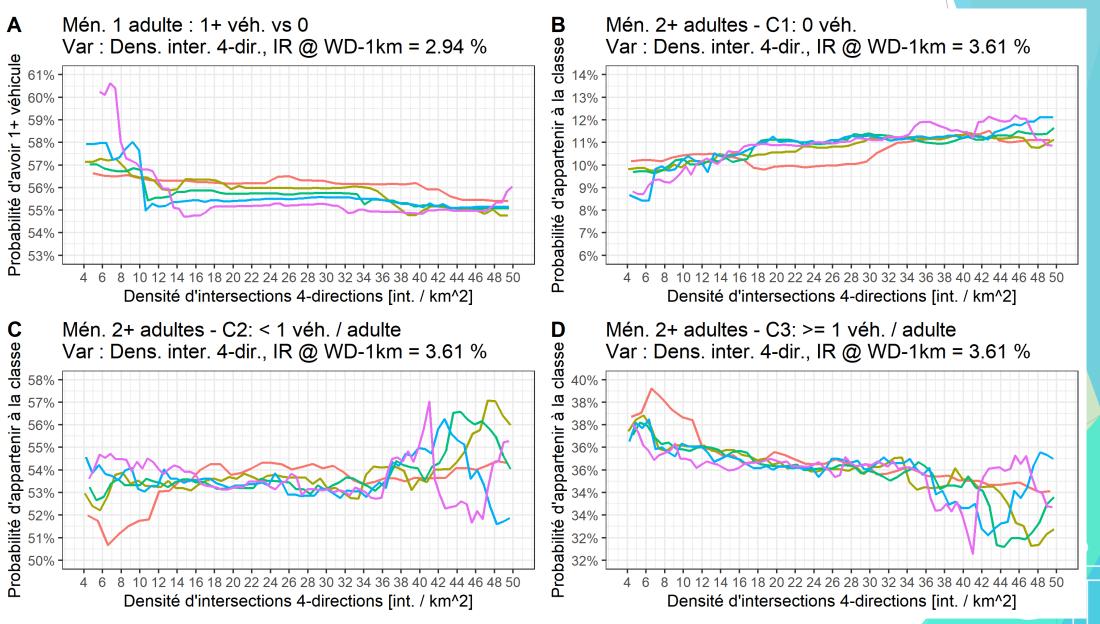
PDP: Entropie 5-catégories (mixité d'usage



— wd800 — wd1000 — wd1200

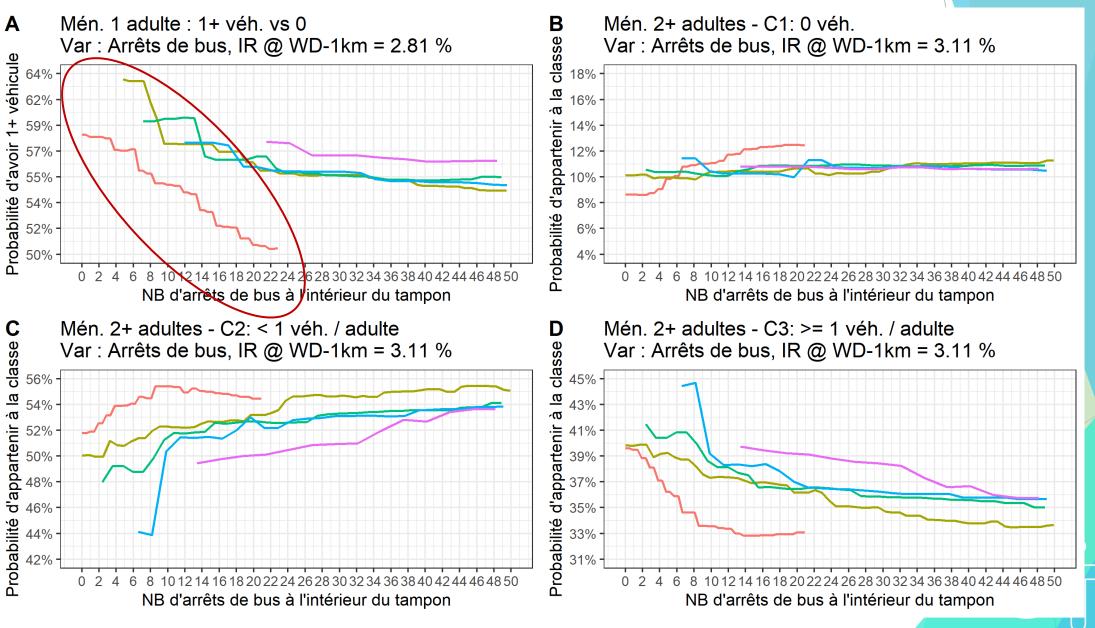
buffersize

PDP: Densité d'intersections 4-dir.



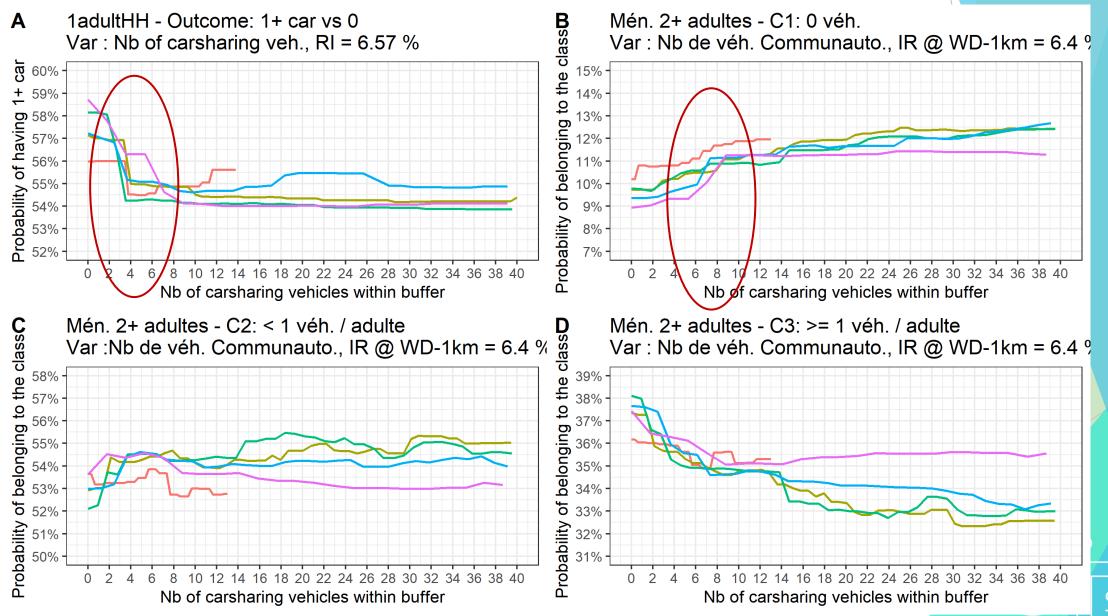
buffersize — wd400 — wd1000 — wd1200

PDP: Arrêts de bus



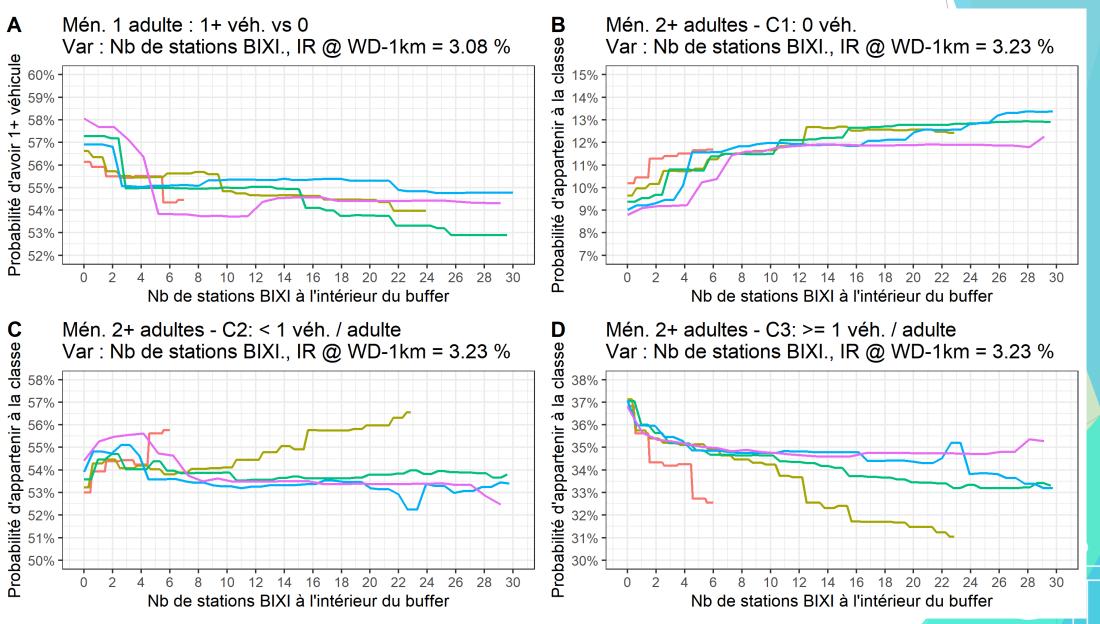
buffersize — wd400 — wd800 — wd1000 — wd1200 — wd1600

PDP: Véhicules d'autopartage (Communauto)



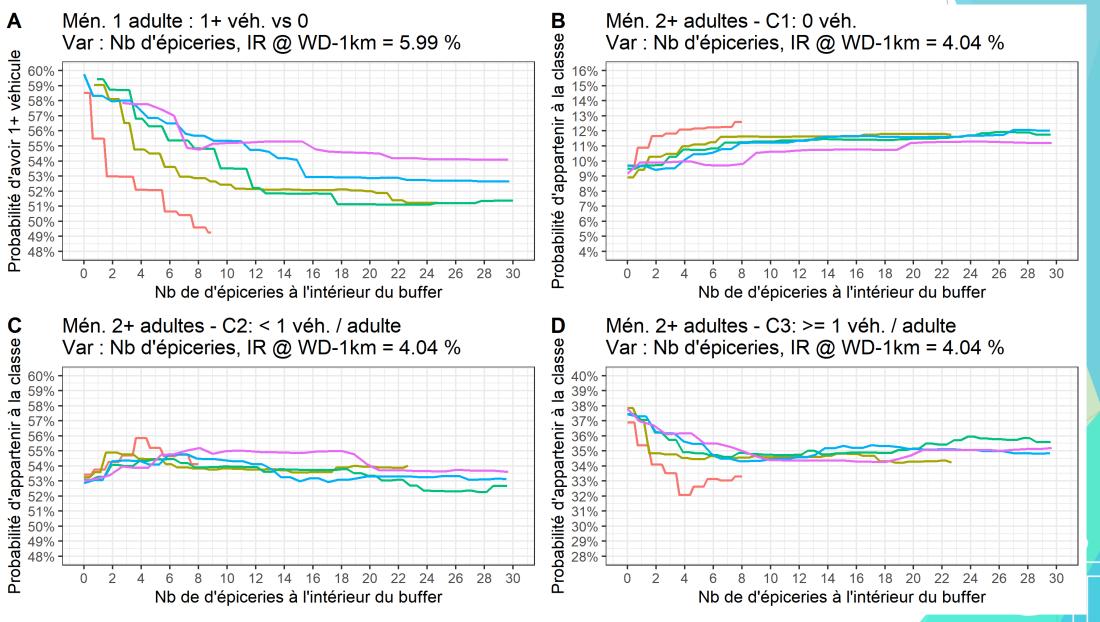
buffersize — wd400 — wd800 — wd1000 — wd1200 — wd1600

PDP: Stations de vélopartage (BIXI)



buffersize — wd400 — wd800 — wd1000 — wd1200 — wd1600

PDP: Épiceries / fruiteries



buffersize — wd400 — wd800 — wd1000 — wd1200 — wd1600

Sommaire des résultats : quoi retenir ?

- Caractéristiques des quartiers:
 - Densité de population, densité d'intersection 4-directions (design) et l'entropie (mixité d'usage des sols)
 - Effets relativement linéaires après ou avant une valeur seuil (ex: Densité, effet linéaire décroissant <= 8500 pers / km²)
 - Ces variables sont moins sensibles à la taille des tampons utilisés
- Accessibilité aux ressources de mobilité et opportunités commerciales
 - Variables <u>très sensibles</u> à la taille des tampons utilisées
 - Arrêts de bus et épicerie : les plus petits tampons « performent » mieux et capturent mieux l'accès très locale à ces services.
 - Communauto et BIXI : les tampons moyens (800-1000 m) affichent des changements de probabilité importants.
 - Les plus gros tampons (1600 m) ont une influence relative + importante. MAIS semblent agir comme « proxies » pour les quartiers centraux.



Sommaire des résultats : effets structurants

Variable	Résumé effet
Densité de population	Effet ~Linéaire jusqu'à 6500-8500 p/km² (tous les tampons) Pas d'effet additionnel après
Dens. Intersections 4-dir. (design)	Probabilité minimale atteinte à 12 int. / km² (tous les tampons)
Entropy (mixité d'usage)	Effet ~Linéaire entre 0.25 et 0.75
Distance au CV	↑ rapide de prob. motorisation entre 3 et 5 km. ↑ Lente jusqu'à de 5 à 14 km. Puis stable
Distance au Métro	↑ rapide de prob. motorisation entre 0 et 4.5 km.
Arrêts de bus	Tampon 400m : ↓ rapide de prob. motorisation entre 0 et 20 arrêts (1adulte) et entre 0 et 12 arrêts (2+ adultes)
Véhicules Communauto	1adulte : effet « seuil » (↓ rapide) à 4 véhicules 2+adultes : ↓ rapide de motorisation de 0 et 14 véhicules @ 800 m
Stations BIXI	1adulte : effet « seuil » (↓ rapide) entre 3-5 stations 2+adultes : ↓ rapide de motorisation de 0 et 12 stations @ 800 m
Épiceries	↓ rapide de prob. motorisation entre 0 et 4 épiceries @ 400 m

ansport

Méthode, limites et recherches futures

Illustre le potentiel des algos de Gradient Boosting Machine pour comprendre les comportements de mobilité

Limitations:

- Influence du revenu contrôlé, mais demanderait davantage d'analyse (effets de l'environnement bâti est très différents selon le revenu)
- Les modèles ne font qu'analyser les corrélations. Pas possible d'évaluer l'effet causal.
- Pas de contrôle pour l'auto-sélection résidentielle des ménages
- Les corrélations entre les variables limitent l'interprération des résultats, surtout dans les quartiers centraux où les opportunités sont fortement corrélées et se cumulent vite

Prochaines étapes:

- Valider les valeurs ayant des effets structurants
- Valider les « distances seuils » pour atteindre certaines valeurs (ou nb d'opportunités)
- Comprendre <u>les effets combinés</u> des variables
- Scénarios d'impacts sur la motorisation



Remerciements

L'article sera présenté le 10 janvier 2022 au Congrès Annuel du Transportation Research Board:

Laviolette, J., Morency, C., & Waygood, E. O. D. (2022). *A kilometer or a mile? Does buffer size matter when it comes to car ownership?* Communication présentée au 2022 Transportation Research Board Annual Meeting, Washington DC.

Article soumis pour publication au Journal of Transport Geography en octobre 2021.





Fonds de recherche Nature et technologies

























Références

- Laviolette, J. (2020). L'état de l'automobile au Québec : constats, tendances et conséquences.
 Fondation David Suzuki. Tiré de https://fr.davidsuzuki.org/publication-scientifique/letat-de-lautomobile-au-quebec-constats-tendances-et-consequences/
- Gärling, T., & Steg, L. (2007). Threats from car traffic to the quality of urban life: problems, causes and solutions. Bingley, West Yorkshire: Emerald Group Publishing Limited.
- Sioui, L., Morency, C., & Trépanier, M. (2012). How Carsharing Affects the Travel Behavior of Households: A Case Study of Montréal, Canada. International Journal of Sustainable Transportation, 7(1), 52-69. https://doi.org/10.1080/15568318.2012.660109
- von Behren, S., Bönisch, L., Niklas, U., & Chlond, B. (2020). Revealing Motives for Car Use in Modern Cities—A Case Study from Berlin and San Francisco. Sustainability, 12(13). doi: https://doi.org/10.3390/su12135254
- Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. The Annals of Statistics, 29(5), 1189-1232. doi: https://doi.org/10.1214/aos/1013203451
- Friedman, J. H. (2002). Stochastic gradient boosting. Computational Statistics & Data Analysis, 38(4), 367-378. https://doi.org/10.1016/S0167-9473(01)00065-2
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction: Springer Science & Business Media.
- Chen, T., & He, T. (2021). xgboost: eXtreme Gradient Boosting. Tiré de https://cran.r-project.org/web/packages/xgboost/xgboost.pdf



