



HAL
open science

Caractérisation des motifs dynamiques de mobilité ayant la contribution à la pollution la plus significative à l'échelle urbaine

Alexandre Jayol

► To cite this version:

Alexandre Jayol. Caractérisation des motifs dynamiques de mobilité ayant la contribution à la pollution la plus significative à l'échelle urbaine. Modélisation et simulation. École Nationale des Travaux Publics de l'État [ENTPE], 2023. Français. NNT : 2023ENTP0016 . tel-04681139

HAL Id: tel-04681139

<https://theses.hal.science/tel-04681139>

Submitted on 29 Aug 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



N° d'ordre NNT : 2023ENTP0016

THÈSE DE DOCTORAT DE L'ENTPE
Membre de l'Université de Lyon

École Doctorale N° 162
MEGA (Mécanique, Energétique, Génie civil et Acoustique)

Spécialité / discipline de doctorat : Génie civil

Soutenue publiquement le 19/12/2023, par :

Alexandre Jayol

Ingénieur des travaux publics de l'Etat

**Caractérisation des motifs dynamiques de
mobilité ayant la contribution à la pollution la
plus significative à l'échelle urbaine**

Devant le jury composé de :

Buisson, Christine	Directeur de Recherche/HDR	LICIT-Eco7/UGE	Présidente
Coll, Isabelle	Professeure	LISA/UPEC	Rapporteuse
Zargayouna, Mahdi	Chargé de Recherche/HDR	GRETTIA/UGE	Rapporteur
Batista, Sergio	Lecturer	Imperial College London	Examineur
Leclercq, Ludovic	Directeur de Recherche/HDR	LICIT-Eco7/UGE	Directeur de thèse
Sengelin, Delphine	ITPE/Docteure	LICIT-Eco7/UGE	Co-directrice de thèse

A ma famille, et à ma très chère tante aimée.

Un jour, un orage s'abattit dans la forêt amazonienne et déclencha un énorme incendie. Tous les animaux de la forêt étaient terrifiés et s'enfuyaient en courant pour se mettre à l'abri. Tous, sauf le petit colibri qui se démenait avec énergie pour éteindre le feu. Il s'agitait à faire des aller-retours pour récupérer quelques gouttes d'eau dans son bec et les verser sur le feu. Un toucan l'aperçut et l'interpella : « Petit colibri, à quoi joues-tu ? Tu vois bien que tu n'arriveras jamais à éteindre l'incendie ! ». Le colibri lui répondit alors : « Je le sais bien, mais je fais ma part ! ».

Légende amérindienne

Résumé

Le secteur routier représente une source majeure de pollution atmosphérique dans les zones urbaines entraînant des conséquences négatives sur la santé, l'environnement, le climat, et l'économie. Les travaux de cette thèse visent à contribuer à la réduction des émissions de polluants atmosphériques, dont les gaz à effet de serre, et de l'utilisation d'énergie fossile en optimisant les itinéraires des véhicules d'un point de vue environnemental (éco-navigation). Ils portent d'une part sur l'évaluation des gains potentiels de l'éco-navigation à travers l'étude à l'échelle urbaine de milliers d'itinéraires reconstitués à partir de traces GNSS, et d'autre part, sur les conséquences de l'éco-navigation sur l'ensemble du système.

Depuis 2022, les applications de navigation GNSS ont désormais l'obligation en France de fournir des informations environnementales aux utilisateurs. La première partie de la thèse étudie le potentiel de l'éco-navigation à travers une base de données composée d'itinéraires issus de traces GNSS. Cependant, bien que les traces GNSS fournissent une grande quantité de données de trafic avec une couverture spatiale et temporelle importante, l'échantillonnage s'avère parfois faible sur certains tronçons du réseau pour déterminer la vitesse du flot de véhicules pour une période donnée. Une méthode basée sur un modèle de Machine Learning supervisé est proposée pour obtenir une carte dynamique de vitesses à partir de FCDs afin de remédier aux sous-échantillonnages. Cette carte permet d'estimer les émissions de polluants sur chaque tronçon du réseau avec le modèle d'émissions COPERT et de rechercher des éco-itinéraires en utilisant l'algorithme « *time-dependent* » de Dijkstra.

Cependant, les phénomènes liés au trafic étant fortement non linéaires, une variation sur un élément du système (modification des flux par Origine-Destination, des itinéraires empruntés, des heures de départ, etc.) peut produire des variations sur l'ensemble du système. La deuxième partie de la thèse étudie ainsi l'impact de l'éco-navigation à l'échelle du réseau urbain par le biais de simulations de trafic réalisées sur Symuvia. En effet, il est nécessaire d'étudier le comportement du réseau en réponse aux changements apportés par les éco-itinéraires. Tout d'abord, une analyse de sensibilité des gains potentiels et effectifs est réalisée en faisant varier les polluants et le taux de pénétration des éco-itinéraires de manière ciblée ou aléatoire. Cette analyse a pour objectif d'analyser l'impact réel des éco-itinéraires obtenus lors des simulations et de mesurer les écarts avec l'impact potentiel attendu. Ensuite, une étude sur la stabilité et la performance des éco-itinéraires est menée en réalisant plusieurs simulations itératives en ciblant certains éco-itinéraires selon 2 scénarios complémentaires. Cette étude vise à évaluer (i) la capacité de la méthode à cibler des éco-itinéraires pour le jour $n+1$ en fonction des conditions de trafic du jour n et (ii) la stabilité et les performances de la méthode à l'issue de plusieurs itérations.

Mots-clés

Eco-navigation, Trace GNSS, Trace GPS, FCD, Pollution atmosphérique, Qualité de l'air, Emission, GES, Gaz à Effet de Serre, Machine Learning, Données manquantes, Copert, Dijkstra, Echelle individuel, Echelle système, Réseau urbain, Symuvia, Simulation de trafic, MFD, Affectation du trafic.

Abstract

The road sector is a major source of air pollution in urban areas, with negative consequences for health, the environment, the climate and the economy. The aim of this thesis is to contribute to the reduction of emissions of atmospheric pollutants, including greenhouse gases, and fossil energy use, by optimizing vehicle routes from an environmental point of view (eco-routing). The project aims to assess the potential benefits of eco-routing by studying thousands of trips reconstructed from GNSS tracks on an urban scale, and the impact of eco-routing on the system as a whole.

Since 2022, GNSS navigation applications in France have been required to provide users with environmental information. The first part of the thesis studies the potential of eco-routing through a database composed of routes derived from GNSS tracks. However, although GNSS tracks provide a large amount of traffic data with significant spatial and temporal coverage, sampling is sometimes poor on certain sections of the network to determine the speed flow of vehicles for a given period. A method based on a supervised Machine Learning model is proposed to obtain a dynamic speed map from FCDs in order to overcome missing data. This map can be used to estimate pollutant emissions on each section of the network using the COPERT emissions model, and to search for eco-routes using Dijkstra's "*time-dependent*" algorithm.

However, as traffic-related phenomena are highly non-linear, a variation in one element of the system (changes in Origin-Destination flows, routes taken, departure times, etc.) can produce variations in the system as a whole. The second part of the thesis studies the impact of eco-routing on the scale of the urban network, using traffic simulations carried out on Symuvia. Indeed, it is necessary to study the behavior of the network in response to the changes generated by eco-routes. First, a sensitivity analysis of potential and actual gains is carried out by varying pollutants and the penetration rate of eco-routes in a targeted or random way. The aim of this analysis is to assess the actual impact of the eco-routes obtained during the simulations, and to measure any deviations from the expected potential impact. Next, a study of the stability and performance of eco-routes is carried out by running several iterative simulations, targeting eco-routes according to 2 complementary scenarios. The aim of this study is to assess (i) the method's ability to target eco-routes for day $n+1$ depending on traffic conditions on day n , and (ii) the method's stability and performance after several iterations.

Keywords

Eco-routing, GNSS track, GPS trace, FCD, Floating Car Data, Air pollution, Air Quality, Emission, GHG, Greenhouse gas, Machine Learning, Missing data, Copert, Dijkstra, Individual scale, System scale, Urban network, Symuvia, Traffic simulation, MFD, Traffic assignment.

Remerciements

A l'issue de mon stage de 2ème année dans le centre de recherche JRC de la Commission Européenne en Italie, je décide de débiter cette folle aventure que constitue la recherche doctorale en 2019. Malgré l'apparition du Covid-19, cette thèse est le résultat de beaucoup d'effort et de persévérance mais elle n'aurait pu aboutir sans l'aide et le soutien de vous tous. Pour cela, je vous exprime mes sincères remerciements.

Tout d'abord, je souhaite remercier mes directeurs de thèse pour la confiance et le soutien qu'ils m'ont apportés tout au long de cette aventure, même durant mes moments de doutes. Delphine, je tiens vraiment à te remercier de m'avoir offert cette opportunité de réaliser cette thèse avec toi et Ludovic. Je suis très honoré d'avoir été ton doctorant et je te suis reconnaissant pour tes conseils toujours pertinents, ton soutien moral et tes encouragements. Ludovic, je te remercie vraiment d'avoir répondu présent aux moments où j'en avais besoin malgré ton emploi du temps surchargé de directeur du LICIT-Eco7.

Ensuite, je remercie mes compagnons de thèse en commençant bien entendu par Mathis, avec qui j'ai partagé mon bureau durant ces trois années (hors covid). On s'est soutenu l'un et l'autre durant cette aventure mélangeant joie et tristesse, satisfaction et déception, mais qui se termine bien grâce à notre courage et notre abnégation. Merci pour tous ces souvenirs partagés. Je vous remercie aussi Louis et Mélanie pour les souvenirs en commun. Louis, c'était vraiment une expérience très sympa d'être ton suppléant, de participer aux conseils UMR et d'échanger sur les cours d'ExPat. Mélanie, merci pour les séances de running et tes encouragements face aux difficultés de la thèse.

Je remercie tous les membres du laboratoire pour tous les moments que j'ai partagés avec eux lors de séminaires, durant la conférence Roadef, aux doctoriales d'AME (de loin les meilleures doctoriales), lors d'afterworks, ou aux sports (Serge, Christine, Thibault, Christophe, Matthieu, Mina, Michele, Carlos, Cyril, Faycal, Pierre-Antoine, Loic, Sylvain, Hugues, Eléonore, Tejas, Romain, Mehdi, Nicolas et Nicolas). J'adresse un grand merci à Sonia, qui prend soin de tout le monde et qui est très présente pour encourager et motiver les doctorants à l'ENTPE. Merci à Angelo de m'avoir mis le pied à l'étrier au tout début de ma thèse quand je faisais mes premiers pas en programmation python. Merci aussi à Manon qui avait toujours son bureau ouvert pour répondre à mes questions. Merci à Cécile pour son aide sur Symuvia. Merci à tous les membres des équipes enseignantes, j'ai vraiment pris du plaisir à donner des cours à l'ENTPE notamment grâce à vous.

Je remercie tous mes amis qui ont partagé une partie de mon voyage. Vous avez tous participé de près ou de loin à ce projet. J'ai une pensée chaleureuse aux étudiants et aux sportifs de l'école avec qui j'ai partagé de super moments sportifs me permettant de m'évader l'espace d'un instant et de revenir à chaque fois revigoré pour parvenir à terminer ma thèse. Je salue également l'ensemble du personnel de l'ENTPE avec qui j'ai eu le plaisir de discuter dans les couloirs de l'école, au détour d'un café à la bissectrice, au CROUS, et qui font de cette école un cadre de travail agréable. Je remercie toutes les personnes qui ont cru en moi et qui m'ont soutenu depuis le début : au lycée Marie Curie, à l'ESTP, au CESFA BTP, au lycée Dorian.

Pour terminer, je voulais remercier ma famille, mes parents, d'avoir été présents. J'espère vous avoir rendus fiers d'avoir été au bout de mes projets toujours plus ambitieux. J'essayerai de ne pas démarrer

de nouvelles études, c'est promis, en revanche je ne m'arrêterai jamais d'apprendre =P ! Je remercie ma femme Rahissah pour son soutien au quotidien, et j'embrasse fort mon fils Mathias qui possède déjà un coup d'œil d'expert en sélection d'itinéraires et ma fille Maëlle née durant cette thèse. J'embrasse également Adrien, Alicia, Jérémy, Jonathan, Johanna, Timéo, Jennifer, Romain, Loïs, Noah. Je dédie cet ouvrage à ma tante qui s'est envolée trop tôt, j'espère que ces lignes te parviendront et te rendront fière.

Table des matières

Résumé.....	vii
Abstract	ix
Remerciements.....	xi
Table des matières.....	xiii
Tables des figures.....	xvii
Liste des tableaux.....	xxiii
Table des notations.....	xxv
Chapitre 1 Introduction.....	1
1.1. Contexte de la recherche	1
1.2. Champs de la recherche.....	3
1.2.1. Eco-navigation	3
1.2.2. Evaluation environnementale des systèmes de transport.....	4
1.2.3. Description générale des données GNSS.....	5
1.2.4. Simulation dynamique de trafic	6
1.3. Objectifs de recherche et contribution.....	6
1.3.1. Verrous scientifiques.....	6
1.3.2. Objectifs de recherche.....	7
1.3.3. Contribution	8
1.4. Guide de lecture.....	8
1.5. Liste des articles et communications.....	9
Chapitre 2 Reconstitution de la carte dynamique des vitesses à partir de FCDs.....	11
2.1. Avant-propos	11
2.2. Traitement préalable des données brutes.....	12
2.2.1. Définition de la zone d'étude géographique	13
2.2.2. Définition de la période d'étude temporelle	14
2.2.3. Partitionnement du réseau routier	14
2.2.4. Nettoyage des données.....	16
2.3. Calcul des vitesses spatiales	17
2.3.1. Méthode de calcul	17
2.3.2. Evaluation des données manquantes brutes	17

2.3.3.	Filtre du réseau secondaire à faible trafic	18
2.4.	Analyse descriptive du réseau routier	22
2.4.1.	Présentation des caractéristiques générales.....	22
2.4.2.	Analyse des observations	24
2.4.3.	Analyse des vitesses spatiales observées	24
2.5.	Imputation des vitesses spatiales manquantes.....	25
2.5.1.	Revue de littérature	25
2.5.2.	Présentation de la méthode	26
2.5.3.	Définition des variables explicatives	30
2.5.4.	Evaluation des modèles.....	31
2.6.	Conclusion.....	39
Chapitre 3	Recherche d'éco-itinéraires à l'échelle usager.....	40
3.1.	Modèle d'éco-navigation.....	40
3.1.1.	Avant-propos.....	40
3.1.2.	Revue de littérature	41
3.1.3.	Présentation du modèle	43
3.2.	Traitement des itinéraires issus des FCDs.....	44
3.2.1.	Préambule.....	44
3.2.2.	Amélioration des itinéraires	44
3.2.3.	Sélection des itinéraires	52
3.3.	Modèle d'émissions : COPERT V	58
3.3.1.	Préambule.....	58
3.3.2.	Evaluation des émissions	59
3.3.3.	Critère multi-polluants	61
3.3.4.	Modèle couplé trafic-émission.....	62
3.4.	Conclusion.....	65
Chapitre 4	Cas d'étude à grande échelle : LYON	66
4.1.	Avant-propos	66
4.2.	Analyses descriptives	67
4.2.1.	Itinéraires réels issus des FCDs	67
4.2.2.	Eco-itinéraires alternatifs	71
4.2.3.	Itinéraire le plus court/rapide	73
4.3.	Analyse des itinéraires alternatifs : véhicule moyen.....	76

4.3.1.	Gains potentiels des itinéraires alternatifs	76
4.3.2.	Conséquences sur la distance et le temps de parcours	78
4.3.3.	Analyse des autres polluants pour le critère CO ₂	83
4.3.4.	Eco-itinéraires minimisant plusieurs polluants	84
4.3.5.	Recherche des variables explicatives	89
4.4.	Analyse des itinéraires alternatifs : véhicules spécifiques	92
4.4.1.	Evolution du nombre d'éco-itinéraires	92
4.4.2.	Prise en compte du parc routier.....	96
4.5.	Conclusion.....	98
Chapitre 5	Etude de l'impact des éco-itinéraires à l'échelle du réseau urbain	100
5.1.	Avant-propos	100
5.2.	Méthodologie.....	101
5.2.1.	Description de la méthode.....	101
5.2.2.	Modélisation du trafic	105
5.2.3.	Simulation de référence	106
5.3.	Analyse de sensibilité des gains	108
5.3.1.	Sensibilité sur les gains potentiels	108
5.3.2.	Sensibilité sur les gains effectifs en simulation	110
5.3.3.	Analyse de la pénétration ciblée des éco-itinéraires : critère CO ₂	113
5.4.	Pénétration itérative des éco-itinéraires à court terme	118
5.4.1.	La méthode « day-to-day » et MSA.....	118
5.4.2.	Scénario 1 : taux de pénétration 10%.....	118
5.4.3.	Scénario 2 : taux de pénétration 10%/n.....	121
5.5.	Conclusion.....	123
Chapitre 6	Conclusion générale et perspectives	125
6.1.	Conclusion générale	125
6.1.1.	Un réel potentiel.....	125
6.1.2.	Mise à jour des conditions de trafic	126
6.1.3.	Politique de ciblage progressive	126
6.2.	Perspectives	127
6.2.1.	Amélioration des modèles.....	127
6.2.2.	Etude d'impact sur les concentrations	127
6.2.3.	Etude d'impact de l'éco-navigation en temps réel.....	127

6.2.4. Perspectives énergétiques	128
6.3. Limites.....	128
Annexes.....	129
Annexe 1 : Signification des classes « <i>frc</i> »	129
Annexe 2 : Signification des classes « <i>fow</i> ».....	129
Annexe 3 : Algorithme d'amélioration des itinéraires.....	130
Annexe 4 : Analyse descriptive des émissions des itinéraires réels	130
Annexe 5 : Analyse descriptive des émissions des itinéraires alternatifs.....	131
Annexe 6 : Distribution des $DR_{alterSP}$ et des $\Delta TT_{alterFP}$	132
Annexe 7 : Evolution de ΔTTT et ΔTTD	132
Bibliographie.....	134

Tables des figures

Figure 1 : Organisation des chapitres.

Figure 2 : Illustration du réseau routier de la zone de collecte des données par Mediamobile. (*Fond de carte* : © Openstreetmap)

Figure 3 : Représentation du réseau routier de la zone d'étude. (*Fond de carte* : © Openstreetmap)

Figure 4 : Partitionnement du réseau routier de la zone d'étude. (*Fond de carte* : © Openstreetmap)

Figure 5 : Analyse du réseau routier par secteur : (a) Répartition du nombre de tronçons ; (b) Longueur du réseau par secteur.

Figure 6 : Répartition des observations selon le secteur : (a) avec périphérique ; (b) sans périphérique.

Figure 7 : Distribution de la fréquence des vitesses moyennes manquantes sur le réseau routier composé de 39 812 tronçons en fonction de chaque période pour le mois de novembre.

Figure 8 : (a) Carte de chaleur des vitesses manquantes par secteur et *netclass* ; (b) Carte de chaleur du nombre de tronçons par secteur et *netclass*.

Figure 9 : Représentation des tronçons de classe « *netclass* » 4, 5 et 6. (*Fond de carte* : © Openstreetmap)

Figure 10 : (a) Carte de chaleur des vitesses manquantes par secteur et *frc* ; (b) Carte de chaleur du nombre de tronçons par secteur et *frc*.

Figure 11 : Représentation des tronçons de classe « *frc 7* ». (*Fond de carte* : © Openstreetmap)

Figure 12 : Représentation du réseau routier composé de 22 796 tronçons de classe « *frc* » 0 à 6. (*Fond de carte* : © Openstreetmap)

Figure 13 : Distribution de la fréquence des vitesses moyennes manquantes sur le réseau routier composé de 22 796 tronçons en fonction de chaque période pour le mois de novembre.

Figure 14 : Analyse du réseau routier par secteur après le filtre du réseau secondaire à faible trafic : (a) Répartition du nombre de tronçons ; (b) Longueur du réseau par secteur.

Figure 15 : Distribution de données caractéristiques du réseau routier : (a) Vitesse maximale autorisée (km/h) ; (b) Vitesse en condition fluide (km/h) ; (c) Classe fonctionnelle du tronçon ; (d) Importance du tronçon dans le réseau ; (e) Type de voie.

Figure 16 : Distribution des observations et du nombre de véhicules du mois de novembre 2017.

Figure 17 : (a) Distribution des vitesses observées sur la zone d'étude ; (b) KDE des vitesses observées par secteur.

Figure 18 : Méthodologie d'imputation des vitesses manquantes.

Figure 19 : Illustration des deux variables explicatives caractérisant les similitudes spatiales dans le secteur 8. (*Fond de carte* : © Openstreetmap)

Figure 20 : Analyse de sensibilité de R^2 selon la profondeur maximale des arbres de décision.

Figure 21 : Analyse de sensibilité de RMSE selon la profondeur maximale des arbres de décision.

Figure 22 : (a) Distribution des écarts entre les vitesses inférées et observées sur la zone d'étude ; (b) KDE des écarts entre les vitesses inférées et observées par secteur ; (c) Distribution des écarts entre les vitesses inférées et observées sur la zone d'étude ; (d) KDE des écarts entre les vitesses inférées et observées par secteur.

Figure 23 : Carte de chaleur des vitesses spatiales d'un échantillon de tronçons du secteur 0 le 6 novembre 2017 (a) Vitesses observées et manquantes ; (b) Vitesses observées ou inférées si manquantes.

Figure 24 : Importance des variables explicatives dans la construction des modèles RF par secteur.

Figure 25 : (a) Distribution des vitesses inférées sur la zone d'étude ; (b) KDE des vitesses inférées par secteur ; (c) Distribution des vitesses observées ou inférées si manquantes sur la zone d'étude ; (d) KDE des vitesses observées ou inférées si manquantes par secteur.

Figure 26 : Cartographie des tronçons et des itinéraires empruntant ces tronçons utilisés pour évaluer les modèles RF d'imputation des vitesses manquantes.

(Fond de carte : © Openstreetmap)

Figure 27 : Profil des vitesses observées et inférées sur 2 tronçons routiers : (a) profil du tronçon 1 pour une journée avec un R^2 élevé ; (b) profil du tronçon 1 pour une journée avec un R^2 faible ; (c) profil moyen du tronçon 1 pour le mois de novembre 2017 ; (d) profil du tronçon 2 pour une journée avec un R^2 élevé ; (e) profil du tronçon 2 pour une journée avec un R^2 faible ; (f) profil moyen du tronçon 2 pour le mois de novembre 2017.

Figure 28 : Profil des vitesses observées et inférées sur 2 itinéraires réels issus de FCDs : (a) itinéraire réel empruntant l'A6 et l'A7 ; (b) itinéraire réel empruntant plusieurs secteurs dont le secteur 8.

Figure 29 : Graphe orienté composé de 39 509 tronçons utilisé pour la complétion spatiale des itinéraires lacunaires.

Figure 30 : Evolution du nombre d'itinéraires améliorés en fonction du seuil de complétion des itinéraires mise en perspective avec le nombre d'itinéraires continus avec et sans filtre.

Figure 31 : Evolution de la couverture moyenne des tronçons parcourus par secteur en fonction du seuil de complétion des itinéraires.

Figure 32 : Evolution de la couverture spatiale des tronçons parcourus en fonction du seuil de complétion des itinéraires améliorés le 01/11/2017 : (a) seuil 500m ; (b) seuil 1 000m ; (c) seuil 1 500m ; (d) seuil 2 000m ; (e) seuil 2 500m ; (f) seuil 3 000m.

(Fond de carte : © Openstreetmap)

Figure 33 : Evolution de la couverture spatiale des tronçons parcourus en fonction du seuil de complétion des itinéraires améliorés le 02/11/2017 : (a) seuil 500m ; (b) seuil 1 000m ; (c) seuil 1 500m ; (d) seuil 2 000m ; (e) seuil 2 500m ; (f) seuil 3 000m.

(Fond de carte : © Openstreetmap)

Figure 34 : Exemple d'itinéraires discontinus qui sont améliorés à l'aide de l'algorithme de Dijkstra : (a) itinéraires discontinus avec un seuil de complétion inférieur à 1 000m ; (b) itinéraires améliorés avec un seuil de complétion inférieur à 1 000m.

(Fond de carte : © Openstreetmap)

Figure 35 : Exemple d'itinéraires discontinus qui ne sont pas améliorés et qui sont retirés de la base de données. (*Fond de carte : © Openstreetmap*)

Figure 36 : Exemple d'itinéraires restant à retirer de la base de données : (a) exemple 1 ; (b) exemple 2. (*Fond de carte : © Openstreetmap*)

Figure 37 : Fonction de répartition empirique du DR_{ED} des itinéraires « continus » pour les dix premiers jours de novembre 2017 : (a) répartition de l'ensemble des valeurs ; (b) focus sur les dix derniers percentiles.

Figure 38 : Fonction de répartition empirique du DR_{ED} des itinéraires « améliorés » pour les dix premiers jours de novembre 2017 : (a) répartition de l'ensemble des valeurs ; (b) focus sur les dix derniers percentiles.

Figure 39 : Fonction de répartition empirique du $DR_{réelSP}$ des itinéraires « continus » pour les dix premiers jours de novembre 2017 : (a) répartition de l'ensemble des valeurs ; (b) focus sur les dix derniers percentiles.

Figure 40 : Fonction de répartition empirique du $DR_{réelSP}$ des itinéraires « améliorés » pour les dix premiers jours de novembre 2017 : (a) répartition de l'ensemble des valeurs ; (b) focus sur les dix derniers percentiles.

Figure 41 : Couverture spatiale des tronçons parcourus par les itinéraires « continus » et « améliorés ». (*Fond de carte : © Openstreetmap*)

Figure 42 : Facteur d'émission et de consommation COPERT selon le type de véhicule : (a) Emission de CO₂ ; (b) Consommation de carburant ; (c) Emission de NO_x ; (d) Emission de PM₁₀.

Figure 43 : Facteur d'émission multi-polluants selon le type de véhicule.

Figure 44 : Fonctionnement du modèle couplé Trafic-Emission.

Figure 45 : Carte représentant les émissions de CO₂ estimées du lundi 06/11/2017 : (a) à 6h00 ; (b) à 7h00 ; (c) à 8h00 ; (d) à 9h00 ; (e) à 10h00 ; (f) à 11h00 ; (g) à 12h00. (*Fond de carte : © Openstreetmap*)

Figure 46 : Carte représentant les conditions de trafic estimées du lundi 06/11/2017 : (a) à 6h00 ; (b) à 7h00 ; (c) à 8h00 ; (d) à 9h00 ; (e) à 10h00 ; (f) à 11h00 ; (g) à 12h00. (*Fond de carte : © Openstreetmap*)

Figure 47 : Distributions statistiques des itinéraires réels : (a) répartition selon le jour du trajet ; (b) distance parcourue ; (c) temps de parcours ; (d) vitesses moyennes.

Figure 48 : Répartition des itinéraires réels en fonction de différentes caractéristiques : (a) zone de départ ; (b) zone d'arrivée ; (c) heure de départ ; (d) heure d'arrivée.

Figure 49 : Répartition des ODs des itinéraires réels en fonction des secteurs de la zone d'étude.

Figure 50 : Distribution des émissions et des consommations des itinéraires réels selon le type de véhicule : (a) Emission de CO₂ (kg) ; (b) consommation de carburant (litres) ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀.

Figure 51 : Graphe orienté composé de 22 796 tronçons utilisé pour la recherche d'éco-itinéraires.

Figure 52 : Distributions statistiques des itinéraires alternatifs : (a) distance parcourue selon le type de polluant ; (b) distance parcourue selon le type de véhicule ; (c) temps de parcours selon le type de

polluant ; (d) temps de parcours selon le type de véhicule ; (e) vitesses moyennes selon le type de polluant ; (f) vitesses moyennes selon le type de véhicule.

Figure 53 : Distribution des émissions et des consommations des itinéraires alternatifs selon le type de véhicule : (a) Emission de CO₂ (kg) ; (b) consommation de carburant (litres) ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀.

Figure 54 : Distributions statistiques des itinéraires les plus courts/rapides : (a) distance parcourue ; (b) temps de parcours ; (c) vitesses moyennes.

Figure 55 : Distribution des émissions et des consommations des itinéraires SP selon le type de véhicule : (a) Emission de CO₂ (kg) ; (b) consommation de carburant (litres) ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀.

Figure 56 : Distribution des émissions et des consommations des itinéraires FP selon le type de véhicule : (a) Emission de CO₂ (kg) ; (b) consommation de carburant (litres) ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀.

Figure 57 : Distribution des gains potentiels de consommations ou d'émissions pour un véhicule moyen selon le type de polluant par un histogramme.

Figure 58 : Répartition des itinéraires alternatifs ayant des gains potentiels d'émissions en fonction de différentes caractéristiques : (a) jour du trajet ; (b) heure de départ ; (c) heure d'arrivée.

Figure 59 : Impact de l'itinéraire alternatif sur la distance et le temps de parcours par rapport aux itinéraires réels pour un véhicule moyen selon le type de polluant : (a) Distribution des ratios de détour $DR_{alt\acute{r}\acute{e}el}$; (b) Distribution des différences de temps de parcours $\Delta TT_{alt\acute{r}\acute{e}el}$.

Figure 60 : Répartition des itinéraires alternatifs en fonction de leurs gains potentiels d'émissions ΔTE et de leurs gains ou pertes en termes de distance à parcourir ΔTD : (a) CO₂ ; (b) consommation de carburant ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀.

Figure 61 : Exemple d'éco-itinéraires : (a) itinéraire parcourant une distance courte (3km) avec des gains potentiels importants (17-20%) ; (b) itinéraire parcourant une distance longue (14km) avec des gains potentiels importants (10-15%). (*Fond de carte : © Openstreetmap*)

Figure 62 : Distribution des gains potentiels d'émissions

Figure 63 : Distributions statistiques des itinéraires alternatifs minimisant le critère multi-polluants selon le type de véhicule : (a) distance parcourue ; (b) temps de parcours ; (c) vitesses moyennes.

Figure 64 : Distributions des émissions de multi-polluants des itinéraires alternatifs minimisant ce critère selon le type de véhicule : (a) itinéraires réels ; (b) éco-itinéraires alternatifs.

Figure 65 : Gains potentiels moyens des éco-itinéraires selon un critère à minimiser (CO₂, carburant, NO_x, PM₁₀, ou multi-polluants) pour les émissions de : (a) CO₂ ; (b) carburant ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀ ; (e) multi-polluants.

Figure 66 : Résultat de la méthode de régression par Lasso des éco-itinéraires selon le critère à minimiser : (a) CO₂ ; (b) carburant ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀ ; (e) multi-polluants.

Figure 67 : Tronçons traversés principalement par les itinéraires réels ayant les gains potentiels les plus importants : (a) selon « *netclass* » ; (b) selon secteur.
(*Fond de carte : © Openstreetmap*)

Figure 68 : Evolution des gains potentiels des éco-itinéraires réalisés par des véhicules spécifiques par rapport à ceux réalisés par des véhicules moyens : (a) évolution identique ; (b) évolution positive ; (c) évolution négative.

Figure 69 : Distribution des gains potentiels d'émissions et de consommation pour 15 répartitions aléatoires du parc automobile : (a) CO₂ ; (b) carburant ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀ ; (e) multi-polluants.

Figure 70 : Méthodologie de l'étude de sensibilité.

Figure 71 : Méthodologie du scénario 1.

Figure 72 : Méthodologie du scénario 2.

Figure 73 : Représentation du réseau routier de la zone d'étude. (*Fond de carte : © Openstreetmap*)

Figure 74 : Chronique de la demande de la simulation de référence

Figure 75 : Carte du trafic de la simulation de référence. (*Fond de carte : © Openstreetmap*)

Figure 76 : Gains potentiels à l'échelle du système pour : (a) les émissions de CO₂ ; (b) la consommation de carburant ; (c) les émissions de NO_x ; (d) les émissions de PM₁₀ ; (e) le critère multi-polluants.

Figure 77 : Gains effectifs à l'échelle du système pour : (a₁) les émissions de CO₂ ; (b₁) la consommation de carburant ; (c₁) les émissions de NO_x ; (d₁) les émissions de PM₁₀ ; (e₁) le critère multi-polluants. Gains potentiels à l'échelle du système pour : (a₂) les émissions de CO₂ ; (b₂) la consommation de carburant ; (c₂) les émissions de NO_x ; (d₂) les émissions de PM₁₀ ; (e₂) le critère multi-polluants.

Figure 78 : Evolution des ratios des gains effectifs vs gains potentiels des éco-itinéraires : (a) pénétration ciblée ; (b) pénétration aléatoire.

Figure 79 : Evolution du trafic avec un ratio $\beta > 1$ entre la simulation de référence et la simulation de l'itération 1 en fonction du taux de pénétration : (a) taux de pénétration 10% ; (b) taux de pénétration 20% ; (c) taux de pénétration 30% ; (d) taux de pénétration 40% ; (e) taux de pénétration 50%. (*Fond de carte : © Openstreetmap*)

Figure 80 : Evolution des vitesses spatiales entre la simulation de référence et la simulation de l'itération 1 : (a) simulation de référence ; (b) taux de pénétration 10% ; (c) taux de pénétration 20% ; (d) taux de pénétration 30% ; (e) taux de pénétration 40% ; (f) taux de pénétration 50%. (*Fond de carte : © Openstreetmap*)

Figure 81 : Distributions statistiques des gains obtenus sur les émissions de polluants du scénario 1 entre chaque itération : (a) gains entre l'itération 0 et 1 ; (b) gains entre l'itération 1 et 2 ; (c) gains entre l'itération 2 et 3 ; (d) gains entre l'itération 3 et 4.

Figure 82 : Evolution des gains effectifs du système sur les émissions pour le scénario 1 : (a) par rapport à l'itération précédente ; (b) par rapport à la simulation de référence.

Figure 83 : Distributions statistiques des itinéraires alternatifs minimisant le critère multi-polluants selon le type de véhicule : (a) distance parcourue ; (b) temps de parcours ; (c) vitesses moyennes.

Figure 84 : Evolution des gains effectifs du système sur les émissions pour le scénario 2 : (a) par rapport à l'itération précédente ; (b) par rapport à la simulation de référence.

Liste des tableaux

Tableau 1 : Extrait de la matrice des données d'entrée du modèle RF du secteur 0 en amont de la normalisation des données (en bleu les variables explicatives, en rouge les variables de réponse).

Tableau 2 : Résultats de R^2 et RMSE pour dix modèles RF avec échantillonnage aléatoire des données d'entrée par secteur.

Tableau 3 : Résultats de R^2 des tronçons utilisés pour l'analyse des performances des modèles RF.

Tableau 4 : Répartition du nombre d'itinéraires alternatifs en fonction du ratio de détour $DR_{altréel}$ pour un véhicule moyen (en pourcentage).

Tableau 5 : Répartition du nombre d'itinéraires alternatifs en fonction de la différence de temps de parcours $\Delta TT_{altréel}$ pour un véhicule moyen (en pourcentage).

Tableau 6 : Analyse descriptive des émissions de multi-polluants issues des itinéraires réels de la base de données.

Tableau 7 : Analyse descriptive des émissions de multi-polluants issus des itinéraires alternatifs.

Tableau 8 : Quantité d'éco-itinéraires trouvés en fonction du critère à minimiser et de leurs gains potentiels.

Tableau 9 : Proportion d'éco-itinéraires avec un $\Delta TE > 0$ et leurs gains potentiels moyens associés en fonction du polluant, du type de véhicule et du moteur.

Tableau 10 : Evolution de la proportion d'éco-itinéraires réalisés par un véhicule moyen ou un véhicule spécifique en fonction de leur gains potentiels de consommations et d'émissions.

Tableau 11 : Pénalités appliquées aux tronçons ayant des vitesses spatiales très faibles.

Tableau 12 : Evolution des émissions des véhicules du système pour une pénétration ciblée entre l'itération 0 et l'itération 1.

Tableau 13 : Analyse des tronçons avec un ratio $\beta > 1$ en fonction du taux de pénétration.

Tableau 14 : Evolution de ΔTTT et ΔTTD de l'itération 1 en fonction du taux de pénétration des éco-itinéraires minimisant les émissions de CO_2 .

Tableau 15 : Evolution de ΔTTT , ΔTTD et ΔTTE des itérations 3 et 4 du scénario 1.

Tableau 16 : Evolution de ΔTTT , ΔTTD et ΔTTE des itérations 3 et 4 du scénario 2.

Table des notations

ATRs : Automatic Traffic Recorders

CAN : Controller Area Network

CH₄ : Méthane

CO₂ : Dioxyde de carbone

COPERT : COmputer Programme to calculate EMissions from Road Transport

COV : Composés volatiles organiques

ffs : free flow speed

fow : form of way

frc : functional road class

FCD : Floating Car Data

FE : Facteur d'émission

FP : Fastest Path

GES : Gaz à Effet de Serre

GIEC : Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat

GNSS : Global Navigation Satellite Systems

GPS : Global Positioning System

IA : Intelligence Artificielle

IFSTTAR : Institut Français des Sciences et Technologies des Transports, de l'Aménagement et des Réseaux

INSEE : Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques

KDE : Kernel Density Estimation

ML : Machine Learning

MSA : Method of Successive Averages

NA : Non Attribué

N₂O: Protoxyde d'azote

NO_x : Oxyde d'azote

OEM : On-road Emission Measurements

OD : Origine-Destination

PEMS : Portable Emission Measurement System

PM_{2.5} : Particules fines < 2.5µm

PM₁₀ : Particules fines < 10µm

R² : Coefficient de corrélation

RF : Random Forest

RMSE : Root Mean Square Error

SO₂ : Dioxyde de soufre

SP : Shortest Path

TD : Distance parcourue

TT : Temps de parcours

UGE : Université Gustave Eiffel

VMA : Vitesse Maximale Autorisée

Chapitre 1

Introduction

1.1. Contexte de la recherche

La pollution atmosphérique anthropique représente un enjeu fondamental de notre société contemporaine. Elle est à l'origine de l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre GES (polluants atmosphériques ayant un impact à l'échelle planétaire : CO₂, CH₄, N₂O, O₃, etc.). Elle accentue l'effet de serre naturel de la Terre, modifiant ainsi le climat avec notamment un réchauffement supplémentaire la surface terrestre. Elle est également à l'origine des émissions de polluants atmosphériques à l'échelle locale, notamment dans les environnements urbains (polluants atmosphériques ayant un impact à l'échelle locale : particules fines PM₁₀, PM_{2.5}, COV, NO_x, SO₂, etc.). Elle augmente la concentration des polluants et dégrade la qualité de l'air ambiant avec des effets nocifs sur la santé et l'environnement dans son ensemble.

Historiquement, certains écrits montrent une compréhension relativement ancienne des liens entre la qualité de l'air et la santé. A l'époque de la Grèce antique, le traité *des airs, des eaux et des lieux* attribué à Hippocrate considérait déjà l'air et l'eau comme des facteurs majeurs de la santé humaine [1]. Vitruve, un architecte de la Rome antique du I^{er} siècle av. J.C., estimait dans son ouvrage *De Architectura* qu'il était nécessaire pour un architecte de connaître les propriétés de l'air, des terrains et des eaux pour construire une habitation salubre [2]. Néanmoins, le premier ouvrage de référence dans le domaine de la chimie atmosphérique et de la pollution de l'air est écrit par le chimiste écossais Robert Angus Smith durant notre période contemporaine. En effet, il examine l'impact des émissions industrielles sur la qualité de l'air, de l'eau et la santé dans son livre *Air and Rain : The Beginnings of a Chemical Climatology* publié en 1872 [3]. Il expose ainsi ses travaux de recherche sur la présence de composés chimiques dans l'air et dans la pluie, montrant notamment comment la pollution atmosphérique pouvait affecter les précipitations et entraîner la formation de pluie acide.

La prise de conscience internationale de la pollution atmosphérique s'est développée au cours des dernières décennies, à mesure que les preuves scientifiques de ses impacts sur la santé humaine et l'environnement sont devenues évidentes. En 1952, le smog de Londres provoqué par la combustion de charbon d'origine domestique et industriel a entraîné la mort de milliers de personnes. Cet événement a conduit le Royaume-Uni à mener des réformes majeures sur la qualité de l'air. En 1966, New York connaît également un épisode de smog provoquant une centaine de décès. En 1985, la découverte du « trou » dans la couche d'ozone a suscité une préoccupation mondiale des effets de la pollution sur l'environnement, en particulier la stratosphère. Les smogs survenus dans les années 1980-1990 dans de nombreuses métropoles ont également renforcé cette prise de conscience

mondiale de la pollution atmosphérique. Dès les années 1960, les Etats-Unis et d'autres pays industrialisés commencent à mettre en œuvre des réglementations sur la qualité de l'air en vue de contrôler les émissions de polluants atmosphériques tels que le soufre et les particules fines. En 1970, la première journée de la Terre a contribué à sensibiliser le grand public aux problèmes environnementaux, notamment sur la pollution de l'air. L'Agence de Protection de l'Environnement des Etats-Unis (EPA) est ainsi créée à la suite de cet événement. En 1979, la convention sur la pollution transfrontière à longue distance (CLRTAP) est adoptée à Genève en vue de réduire les émissions de polluants atmosphériques transfrontaliers en Europe. Le protocole de Kyoto, un accord international à la Convention-Cadre des Nations Unies sur les Changements Climatiques (CCNUCC), est adopté en 1997 puis entré en vigueur en 2005 (ratifié par 192 pays) avec pour objectif une diminution des émissions de GES et la réalisation d'inventaires d'émissions. Ce protocole est orienté par le second rapport d'évaluation du Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC) suggérant « une influence perceptible de l'homme sur le climat global ». L'Union Européenne adopte deux directives sur la qualité de l'air fixant les valeurs limites de concentration concernant les principaux polluants atmosphériques en 2004 et 2008. En 2016, elle adopte une nouvelle directive fixant des objectifs de réduction des émissions de polluants par rapport aux émissions de 2005 pour les horizons 2020 et 2030.

Dans les années 1950, le double mouvement d'urbanisation et d'industrialisation transforme la France avec une prise de conscience accrue des risques liés à la pollution atmosphérique. En 1959, le ministre de la Santé reconnaît alors la pollution atmosphérique comme un fait social et un fait scientifique conduisant à l'adoption d'une loi-cadre sur l'air en 1961. Les décrets d'application concernant les véhicules automobiles paraîtront quelques années plus tard en 1969, fixant, pour la première fois en ce qui les concerne, des valeurs limites à ne pas dépasser [4]. Depuis, le cadre légal et technique de la pollution atmosphérique s'est développé avec notamment la création de l'association AIRPARIF en 1979 puis celle des associations AASQAs avec la loi LAURE en 1996. Les lois Grenelle 1 (2009) et Grenelle 2 (2010), puis la loi sur la transition énergétique pour la croissance verte (2015) ont par la suite renforcé cette politique pour lutter contre la pollution atmosphérique. Adoptée en 2019, la loi énergie-climat fixe de nombreux objectifs dont l'objectif de neutralité carbone en 2050 à la suite notamment des accords de Paris (21^{ème} conférence des Parties de la CCNUCC). Dans le domaine des transports routiers, des mesures ont été adoptées en 2022 pour promouvoir des trajets écologiques en obligeant les applications de mobilité à fournir des informations environnementales aux utilisateurs.

De nombreuses études montrent que la pollution atmosphérique a un impact négatif sur la santé humaine [5,6], sur l'environnement [7-9], sur le climat [10,11]. En 2022, l'Agence Européenne de l'Environnement estimait que les particules fines étaient à l'origine de 412 000 décès prématurés pour l'année 2020 dans les pays membres de l'UE. En 2021, Santé Publique France leur attribuait en France 40 000 décès prématurés par an pendant la période 2016-2019. Le rapport Secten 2023 du Citepa évaluait les émissions de GES et de polluants atmosphériques de 1990 à 2022 [12]. Les résultats montrent globalement une stagnation des émissions de GES et une décroissance des émissions de polluants étudiés depuis 1990 pour le secteur des transports. Ce secteur est considéré pour l'année 2021 comme étant le principal contributeur aux émissions de NOx (49%), et comme un contributeur significatif aux émissions de carbone suie (21%), CO (15%), de PM₁₀ (9%) et PM_{2,5} (9%). Ce secteur est également responsable de manière significative des émissions de métaux lourds, tels que As (27%), Cd (19%), Cu (93%), Ni (21%), Pb (33%), Zn (49%) ou encore Cr (36%) dues aux phénomènes d'usure (pneus, freins, route, etc.) et de combustion (des combustibles et d'une partie des huiles moteur). Par ailleurs, il est représenté comme étant la source la plus importante des

émissions de gaz à effet de serre en France, responsable de 31% des émissions de CO_{2eq} en 2021. Il est notamment le principal contributeur des émissions de CO₂ (39%) et participe aux émissions de HFC de manière significative (22%). Le transport routier est le principal émetteur pour l'ensemble de ces polluants parmi tous les types de transport considéré (ferroviaire, fluvial de marchandises, maritime domestique, aérien français, autres navigations). Une étude réalisée en 2014 par le Cebr (Centre for Economics and Business Research) estime à 43,9 heures le nombre d'heures perdues pour l'année 2013 et à 46,5 heures pour l'année 2030 en France par conducteur. En conséquence, cette étude évalue le coût financier total (direct et indirect) cumulé pour l'ensemble des ménages en France à 468 milliards de dollars entre 2013 et 2030 [13].

A la suite de multiple mises en demeure par la Commission Européenne, la Cour de Justice de l'Union Européenne (CJUE) a condamné la France le 24 octobre 2019 pour non-respect des obligations fixées par la directive européenne du 21 mai 2008 sur la qualité de l'air ambiant. En effet, entre 2010 et 2016, la France a dépassé les plafonds d'émission de NO₂ dans douze agglomérations. Deux autres procédures ont été engagées contre la France pour non-respect des Valeurs Limites de Concentration des PM10 et pour une transposition incomplète de la directive 2008/50/CE. En 2021 et en 2022, deux décisions du Conseil d'Etat condamnaient l'Etat à payer trois astreintes d'un montant total de 30 millions d'euros sur le constat de mesures insuffisantes pour faire respecter la directive européenne sur la qualité de l'air.

Malgré une diminution des émissions de la majorité des polluants atmosphériques et de leur concentration moyenne depuis 1990 grâce au progrès technologique, le secteur du transport routier demeure un véritable enjeu sanitaire, environnemental et économique concernant la lutte contre la pollution atmosphérique en raison d'un parc vieillissant et d'une dynamique de renouvellement lente. Il constitue en outre un enjeu important de la lutte contre le changement climatique en étant le principal contributeur des émissions de GES. Il existe de nombreuses solutions pour lutter contre la pollution atmosphérique issue du trafic routier comme les normes Euro, l'incitation au covoiturage, notamment le plan national « covoiturage du quotidien » (2023-2027) qui offre une prime au primo-conducteurs en 2023, l'incitation à l'achat de vélo électrique et/ou voiture électrique, avec des primes à la conversion, la mise en place de ZFE, le développement de l'éco-conduite, de l'éco-navigation, etc. Complémentaires, toutes ces politiques et technologies ont pour objectif de participer à l'effort de diminuer les émissions de polluants atmosphériques et de GES issues du trafic routier. Dans le cadre de cette thèse, les champs de la recherche porteront notamment sur l'éco-navigation sans pour autant se substituer aux autres solutions, l'éco-navigation constituant seulement une partie des solutions possibles à évaluer et à développer.

1.2. Champs de la recherche

1.2.1. Eco-navigation

L'éco-navigation désigne le processus de détermination de l'itinéraire optimal d'un véhicule en fonction de critères environnementaux. A ce titre, son objectif est principalement de trouver un éco-itinéraire entre une origine et une destination (OD), i.e. un itinéraire permettant à un véhicule de consommer moins de carburant et/ou d'émettre moins de polluants. Bien que le chemin le plus court (SP) ou le chemin le plus rapide (FP) semble a priori être la bonne solution pour y parvenir, certaines études montrent que les éco-itinéraires ne correspondent pas toujours à ces chemins, en particulier

lorsque les vitesses sont inférieures à celles de la congestion [14–16]. Un second objectif de l'éco-navigation est définir une stratégie permettant de minimiser les émissions de polluants et la consommation de carburant à l'échelle d'un système. De nombreuses études ont ainsi été réalisées pour rechercher des éco-itinéraires minimisant les émissions de polluants et/ou la consommation de carburant. Ces études ont utilisé différentes approches employant soit des modèles de simulation de trafic [15,17–20] soit des données provenant du monde réel [16,21–25] combinées avec un modèle d'émission microscopique [15,26] ou macroscopique [18,27]. Elles ont montré que l'éco-navigation nécessite d'une part une évaluation environnementale du trafic routier et d'autre part, une connaissance des conditions de trafic pouvant être obtenues soit à partir de mesures de trafic collectées directement sur le terrain (boucle de comptage, données GNSS, etc.), soit à partir de données provenant de simulations de trafic. Ces éléments sont développés dans les sous-parties 1.2.2, 1.2.3 et 1.2.4 ci-après.

1.2.2. Evaluation environnementale des systèmes de transport

L'évaluation environnementale des systèmes de transport peut être envisagée par l'exploitation de données provenant directement du trafic routier ou par l'utilisation de modèles de trafic routier couplés à des modèles d'émissions de polluants atmosphériques. L'exploitation de données issues du trafic routier permet une évaluation réaliste des systèmes de transports en s'appuyant soit sur les caractéristiques de trafic réel couplées à un modèle d'émissions soit sur les émissions mesurées directement sur les véhicules lors de leur itinéraire. Les modèles de trafic permettent de simuler et d'évaluer différents scénarios de gestion de trafic à grande échelle.

Il existe des équipements embarqués OEMs (On-road Emission Measurements) et PEMS (Portable Emission Measurement System) permettant de mesurer directement les émissions d'un véhicule sur lequel ils sont installés. Ils sont installés directement dans les véhicules afin de recueillir des informations précises sur la conduite en condition réelle. Les dispositifs embarqués sont souvent utilisés dans la recherche sur l'éco-navigation en raison de leur facilité à enregistrer des informations provenant directement du véhicule, telles que sa vitesse, son accélération, sa consommation de carburant ainsi que ses émissions de polluants. La géolocalisation des enregistrements constitue un avantage supplémentaire lors de l'utilisation de ces dispositifs. Les études réalisées à l'aide de ces équipements sont néanmoins onéreuses et sont restreintes aux véhicules impliqués dans la collection des données.

Au début des années 2000, l'exploitation de données GNSS a été de plus en plus utilisée dans deux domaines de recherche : la science des transports, qui étudie les déplacements des personnes et des véhicules, et la géographie humaine, qui explore la relation entre les personnes, les lieux et l'environnement [28]. Dans le domaine des transports, les données GNSS sont principalement utilisées pour étudier les modèles de mobilité urbaine [29,30], les systèmes de transport intelligents [31,32], l'estimation et la prévision des états de trafic [33,34]. Malgré certaines limites telles que des données manquantes (e.g. signaux GNSS bloqués dans des sites souterrains), des interférences à proximité d'immeubles de grande hauteur, des positions hors du réseau routier et du bruit (e.g. détours de trajet, délai d'arrêt de l'appareil GNSS) [35,36], les traces GNSS caractérisent mieux les trajets que les capteurs statiques. Elles offrent une excellente résolution pour suivre la position d'un véhicule à grande échelle par rapport aux données mobiles ainsi qu'une bonne couverture du réseau routier urbain avec une excellente distribution spatiale et temporelle. En outre, elles sont représentatives de l'ensemble du parc de véhicules et fournissent des trajectoires quotidiennes réelles. En conséquence,

les données GNSS permettent d'estimer avec précision la vitesse des véhicules sur les tronçons du réseau, donc les vitesses spatiales moyennes et leur variation au cours de la journée. Des études antérieures suggèrent que les taux de pénétration devraient être supérieurs à 20 % pour garantir une estimation précise de la vitesse sur les tronçons d'un réseau routier urbain [37].

Il existe de nombreux outils de simulation de trafic, statiques ou dynamiques, définis à l'échelle microscopique, mésoscopique ou macroscopique (Syamut, Contram, Vissim, etc.). En 2005, le laboratoire LICIT-Eco7 a développé Symuvia, un modèle microscopique présentant une loi d'écoulement simplifiée, dérivée d'un modèle macroscopique. Ce modèle a été conçu pour représenter un trafic urbain intégrant le réseau routier avec une signalisation dynamique et différents modes de transports (véhicules, transports en commun) [38]. Cette plateforme est particulièrement adaptée dans le cadre d'une évaluation environnementale, car elle permet de caractériser précisément les phénomènes de congestion, qui contribuent fortement aux émissions en milieu urbain.

Les émissions liées au trafic peuvent être évaluées à l'échelle microscopique (véhicule, haute résolution temporelle) et macroscopique (flottes de véhicules, créneaux horaires de quelques minutes). L'échelle microscopique semble plus précise avec des modèles tels que PHEM (Passenger Car and Heavy Duty Emission Model) [39,40], CMEM (Comprehensive Modal Emission Model) [41] et CRUISE [42], qui fournissent des émissions instantanées à partir de paramètres tels que la vitesse, l'accélération et les caractéristiques du moteur. Néanmoins, cette approche nécessite des données avec une précision élevée amenant ainsi à des temps de calcul très importants, ce qui est adapté pour des zones très localisées mais inapproprié lorsque les études sont réalisées à une grande échelle urbaine [43,44]. A cette échelle, la méthode macroscopique est régulièrement utilisée en raison de sa pertinence et de son efficacité pour évaluer les émissions du trafic avec seulement deux variables du trafic comme entrées (la vitesse moyenne de déplacement et la distance de déplacement correspondante). Parmi les modèles d'émissions macroscopiques tels qu'ARTEMIS (Assessment and Reliability of Transport Emission Models and Inventory Systems) [45] et HBEFA (Handbook for Emission Factors for Road Transport) [46], COPERT (COmputer Programme to calculate EMissions from Road Transport) [47] apparaît comme un modèle efficace pour estimer les émissions liées au trafic à l'échelle urbaine en Europe, en tenant compte de la répartition du parc automobile et des taux d'émission des véhicules [44,48]. Le modèle COPERT permet notamment de prendre en considération la distribution du parc de véhicules et les taux d'émission des véhicules selon leur catégorie (taille du véhicule, carburant, norme Euro, etc.).

1.2.3. Description générale des données GNSS

Le terme FCD signifie « *Floating Car Data* », i.e. les données issues de voiture en circulation. Le principe consistant à utiliser des véhicules circulant sur le réseau (*Moving Vehicle*) a été initialement défini par Wardrop et Charlesworth en 1954 pour estimer la vitesse et le débit du trafic routier [49]. Par la suite, Wright a introduit en 1973 le terme de « Floating Car » lors de son analyse théorique de la méthode de l'observateur en mouvement (*Moving Observer*) de Wardrop et Charlesworth [50]. Depuis l'essor des GNSS à partir des années 2000, ce terme « Floating Car » a évolué et définit désormais des véhicules équipés d'instruments permettant d'obtenir leur géolocalisation à intervalles réguliers.

Les FCDs désignent ainsi des données recueillies par des véhicules circulant sur un réseau routier et enregistrant leurs positions spatio-temporelles successives à partir de GNSS, d'appareils embarqués, de smartphone ou des avertisseurs de radar, etc. Elles décrivent le mouvement des véhicules de

manière Lagrangienne par opposition aux données de trafic obtenues par des boucles électromagnétiques, des capteurs vidéo ou des capteurs à réflexion d'onde qui décrivent le mouvement de manière Eulérienne. Elles permettent d'estimer des données caractéristiques du déplacement d'un véhicule pour lequel un identifiant unique et anonyme a été attribué, telles que :

- Sa position sur le réseau,
- Sa direction,
- Sa vitesse sur les tronçons parcourus du réseau,
- Son horodate d'entrée sur ces tronçons,
- Son taux de parcours de ces tronçons.

1.2.4. Simulation dynamique de trafic

La simulation dynamique de trafic est un outil utilisé pour modéliser et analyser le flux de véhicules sur un réseau routier. Elle permet de reproduire de manière réaliste le comportement des usagers de la route et de prédire l'évolution du trafic en fonction de divers paramètres. L'objectif principal de la simulation dynamique de trafic est de fournir un aperçu détaillé de la manière dont les véhicules se déplacent et interagissent sur un réseau routier, compte tenu des conditions existantes et des scénarios hypothétiques (changements d'infrastructure, variations de la demande de trafic, etc.). Elle comprend plusieurs composants :

- un modèle de propagation du trafic définissant le déplacement des véhicules et leurs interactions entre eux (accélération, freinage, changement de voies, etc.) ;
- une estimation de la demande de trafic, i.e. le nombre de véhicules qui entreront dans le réseau selon le lieu et l'heure d'entrée ;
- une définition des caractéristiques du réseau (routes, carrefours, feux de signalisation, panneaux, etc.) ;
- le comportement du conducteur, i.e. leur choix d'itinéraire et leur réaction vis-à-vis des autres véhicules, de la signalisation.

La simulation dynamique de trafic permet d'évaluer les effets de nouvelles infrastructures ou de modifier les infrastructures existantes avant leur mise en œuvre. Elle constitue également une aide à la décision pour la gestion dynamique du trafic. Elle permet d'expérimenter différents scénarios et d'étudier leurs impacts sur le réseau, e.g. une augmentation de la demande de trafic, une modification d'itinéraires dans le temps ou dans l'espace. La simulation dynamique de trafic est un outil efficace pour comprendre le flux de véhicules sur un réseau routier et pour prendre des décisions éclairées en matière de gestion et de planification du trafic. Le modèle dynamique de trafic Symuvia est utilisé dans le cadre de cette thèse pour évaluer différents scénarios.

1.3. Objectifs de recherche et contribution

1.3.1. Verrous scientifiques

Une grande partie de la littérature étudiant l'éco-navigation porte sur le développement d'algorithmes sophistiqués pour minimiser l'impact environnemental des itinéraires à partir de données issues de simulation de trafic ou de données provenant directement du trafic routier. Cependant, il reste encore des carences sur la pertinence de la mise en œuvre de l'éco-navigation à l'échelle d'une métropole.

En effet, de nombreuses études se sont principalement concentrées sur la performance de l'algorithme d'optimisation plutôt que sur le réel potentiel d'un déploiement de l'éco-navigation à l'échelle d'un réseau urbain. Les études s'appuyant sur des données issues du trafic routier présentent notamment des lacunes soit par la complexité des données, soit par un examen superficiel des conditions de trafic, soit par l'utilisation de méthode d'éco-navigation statique [16,21–25]. La disponibilité des traces GNSS grâce aux progrès technologiques constitue désormais une bonne opportunité pour étudier le potentiel de l'éco-navigation. Cependant, la littérature montre que la recherche sur l'éco-navigation s'appuyant sur des FCDs demeure difficile en raison des données manquantes qui constituent un problème pour obtenir des états de trafic fiables à l'échelle d'un réseau urbain. Plusieurs études se sont ainsi limitées à étudier uniquement une partie de leur réseau, ou à augmenter la résolution temporelle des conditions de trafic avec de larges agrégations de données (journalières ou mensuelles). Or, l'agrégation de variables de trafic telles que la vitesse sur une plage de temps significative conduit, d'une part, à une mauvaise prise en compte de la congestion et, d'autre part, à une réduction de la précision d'un algorithme d'éco-navigation « *time-dependent* ». Certaines études sur l'éco-navigation portent également sur des travaux réalisés à l'aide de modèle de simulation de trafic [15,17–20]. Bien qu'une partie de ces études soient réalisées à l'échelle d'un réseau urbain, elles présentent également certaines lacunes sur l'évaluation de l'impact de la pénétration d'éco-itinéraires, ou de l'impact de stratégies de ciblage notamment en prenant en considération la réponse du réseau à la suite des modifications d'itinéraires. De plus, certaines études ont parfois pris en compte des émissions agrégées sur de grandes périodes ou alors elles ont été réalisées sur un réseau restreint à seulement quelques routes. La plupart des études sur l'éco-navigation, basées sur données réelles ou simulées, évalue uniquement les émissions de CO₂ à partir de la consommation de carburant, puis compare les émissions des éco-itinéraires avec les itinéraires les plus courts ou les plus rapides correspondants.

1.3.2. Objectifs de recherche

Les transports routiers représentent un enjeu majeur dans la lutte contre le réchauffement climatique et la pollution atmosphérique à l'échelle local. En 2022, plusieurs mesures ont été adoptées afin de réduire les émissions de polluants atmosphériques dans ce secteur. Parmi les différentes réponses portées par les pouvoirs publics, une mesure adoptée oblige désormais les applications de navigation à fournir des informations environnementales sur les trajets proposés aux utilisateurs. Elle a pour objectif de les encourager à emprunter des itinéraires moins polluants. A ce titre, certaines applications de navigation proposent, en plus de ces informations environnementales, des itinéraires alternatifs permettant de réduire les émissions de polluant et la consommation de carburant. Toutefois, chaque utilisateur demeure libre de choisir son itinéraire entraînant ainsi une part aléatoire dans la distribution des itinéraires alternatifs au sein de la population. L'état de l'art sur l'éco-navigation est relativement fourni mais l'étude de l'impact de sa mise en œuvre à l'échelle urbaine, notamment son potentiel partir de données réelles et la prise en compte de la réponse du système, présente encore certaines lacunes.

Dans ce contexte, l'objectif de la thèse est d'évaluer le potentiel, les performances et les limites d'un déploiement à grande échelle de l'éco-navigation. Pour ce faire, les travaux visent (i) à évaluer le potentiel de l'éco-navigation à travers l'étude d'une grande base de données de traces GNSS et (ii) à étudier les performances et les limites de la pénétration d'éco-itinéraires dans le réseau urbain lors de différents scénarios envisagés.

Pour évaluer le potentiel d'un déploiement à grande échelle de l'éco-navigation, il est nécessaire d'avoir une bonne connaissance des conditions de trafic du réseau urbain étudié ainsi qu'une méthode pour rechercher des itinéraires alternatifs moins polluants. Le premier objectif de la thèse est donc d'obtenir une estimation satisfaisante de la carte des vitesses à l'échelle urbaine. Le second objectif est de définir une méthodologie permettant de rechercher des éco-itinéraires minimisant les émissions de polluants et la consommation de carburant à l'échelle individuelle. A partir de la levée de ces verrous scientifiques, le troisième objectif est de rechercher et d'évaluer les gains potentiels des émissions des éco-itinéraires alternatifs à ceux provenant d'une grande base de données composée de traces GNSS.

L'étude des performances et des limites de la pénétration d'éco-itinéraires à l'échelle du réseau urbain nécessite une analyse de sensibilité des gains potentiels et effectifs en expérimentant différents scénarios par le biais de simulation dynamique de trafic. Le quatrième objectif de cette thèse vise à rechercher une solution stabilisée permettant d'obtenir des gains effectifs sur les émissions et les consommations totales à l'échelle système.

1.3.3. Contribution

La première contribution de cette thèse est le développement d'une méthode originale de Machine Learning utilisant les informations des FCDs sur une période d'un mois pour reconstituer une carte dynamique des vitesses du réseau étudié. Cette méthode utilise les informations spatiales, temporelles et intrinsèques du réseau pour prendre en considération les changements de conditions de trafic afin d'inférer les vitesses spatiales manquantes. Cette méthodologie permet d'obtenir une carte dynamique des vitesses sur une période d'un mois avec une bonne représentativité des conditions de trafic réel et de leur évolution sur le réseau routier.

La deuxième contribution est une méthode d'éco-navigation basée sur un couplage trafic-émission permettant d'obtenir une carte dynamique des émissions à partir d'une carte dynamique des vitesses spatiales, et sur un algorithme d'optimisation d'itinéraire « *time-dependent* ».

La troisième contribution porte sur l'utilisation de ces méthodes pour évaluer le potentiel de l'éco-navigation sur une grande base de données composée d'itinéraires réels issus de traces GNSS. Ces travaux montrent également l'intérêt d'utiliser un critère multi-polluant ou les NOx comme fonction objective pour proposer un éco-itinéraire permettant de minimiser plusieurs polluants en même temps.

La dernière contribution de ces travaux est l'analyse de l'impact réel de la pénétration des éco-itinéraires à l'échelle du réseau urbain par le biais de simulation sur Symuvia. Différents scénarios ont été réalisés selon une pénétration ciblée ou aléatoire des éco-itinéraires, permettant d'une part d'évaluer le caractère arbitraire dans la distribution des éco-itinéraires au sein de la population et d'autre part de trouver une solution stabilisée du système avec des gains significatifs par rapport à la simulation de référence.

1.4. Guide de lecture

La thèse est organisée de la manière suivante :

- Le chapitre 2 présente les travaux permettant de reconstituer la carte dynamique des vitesses du réseau à l'aide d'une méthode basée sur le Machine Learning. Cette carte est ensuite utilisée dans les chapitres 3 et 4 ;

- Le chapitre 3 décrit la méthode de recherche d'éco-itinéraires à partir de la carte dynamique des vitesses du chapitre 1. Cette méthode est ensuite appliquée au chapitre 4 et 5 ;
- Le chapitre 4 utilise la carte dynamique des vitesses du chapitre 1 et la méthode de recherche d'éco-itinéraires pour évaluer le potentiel de l'éco-navigation à l'échelle de l'utilisateur sur une base de données d'itinéraires réels provenant de traces GNSS ;
- Le chapitre 5 présente l'analyse de sensibilité des gains en émission obtenus pour différents scénarios de pénétration d'éco-itinéraires obtenus à l'aide de la méthode de recherche d'éco-itinéraires du chapitre 3.

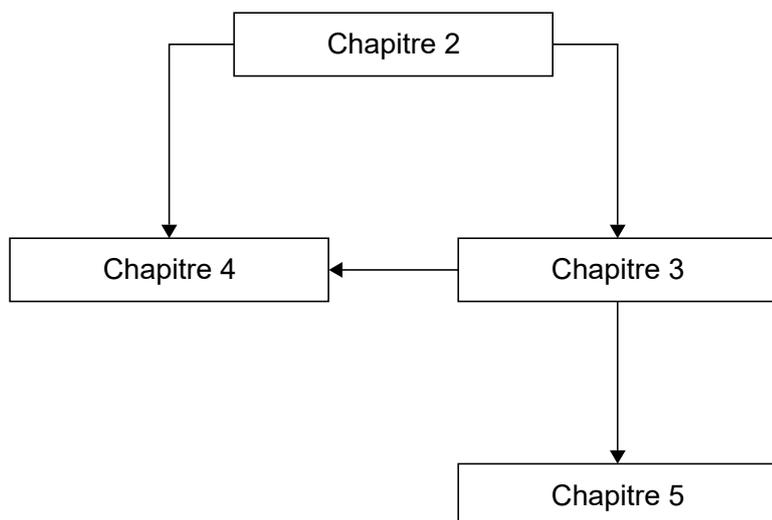


Figure 1 : Organisation des chapitres.

1.5. Liste des articles et communications

Article dans une revue internationale avec comité de lecture répertoriée par l'HCERES

- Jayol, Alexandre & Lejri, Delphine & Leclercq, Ludovic. (2022). *Routes Alternatives with Reduced Emissions: Large-Scale Statistical Analysis of Probe Vehicle Data in Lyon*. Atmosphere. 10.3390/atmos13101681.

Communications sans acte

- Alexandre Jayol. (2021). *Poster : Caractérisation des motifs de mobilité ayant la contribution à la pollution la plus significative à l'échelle urbaine*. Journée des doctorants COSYS.
- Alexandre Jayol. (2022). *Science dating : Caractérisation des motifs de mobilité ayant la contribution à la pollution la plus significative à l'échelle urbaine*. Doctoriales AME.
- Alexandre Jayol. (2022). *Low emission alternatives to usual urban trips: a large-scale field study in Lyon*. Séminaire LICIT-Eco7.
- Alexandre Jayol. (2023). *Réduire nos émissions de polluants grâce aux données GPS et au Machine Learning*. ENTPE.
- Alexandre Jayol, Delphine Lejri, Ludovic Leclercq. (2023). *Eco-routing : Etude à grande échelle des itinéraires issus de données GPS à Lyon*. ROADEF 2023.

Autres productions

- Alexandre Jayol. (2023). *Conception et dispense d'un cours de 4h sur l'éco-navigation basé sur les travaux de thèse au sein de l'UE Transition Ecologique et Solidaire en 1^{ère} année du cursus d'ingénieur à l'ENTPE.* ENTPE.

Chapitre 2

Reconstitution de la carte dynamique des vitesses à partir de FCDs

Les parties de ce chapitre ont contribué à la publication d'un article dans une revue internationale avec comité de lecture répertoriée par l'HCERES et d'une présentation en conférence nationale :

Jayol, Alexandre & Lejri, Delphine & Leclercq, Ludovic. (2022). *Routes Alternatives with Reduced Emissions: Large-Scale Statistical Analysis of Probe Vehicle Data in Lyon*. Atmosphere. 10.3390/atmos13101681.

Alexandre Jayol, Delphine Lejri, Ludovic Leclercq. (2023). *Eco-routing : Etude à grande échelle des itinéraires issus de données GPS à Lyon*. ROADEF 2023.

Dans ce chapitre, une méthode de Machine Learning (ML) utilisant les informations des FCDs du mois étudié est proposée pour reconstituer une carte dynamique des vitesses du réseau routier de l'aire urbaine de Lyon par période de 15 minutes pour tout le mois de novembre 2017. Tout d'abord, ce chapitre présente un traitement préalable des données permettant de calculer les vitesses observées sur chaque tronçon par période de 15 minutes et ainsi les vitesses manquantes correspondantes. La méthode utilisant un modèle de ML pour déduire les vitesses manquantes est ensuite exposée. La carte dynamique des vitesses reconstituées pour chaque tronçon du réseau permettra de rechercher des éco-itinéraires à l'échelle usager dans le prochain Chapitre 3.

2.1. Avant-propos

La finalité de la carte dynamique des vitesses est d'obtenir une bonne représentativité des conditions de trafic réel et de leur évolution sur le réseau routier. En effet, ces conditions de trafic réel vont par la suite être utilisées pour rechercher des éco-itinéraires à la place de ceux réalisés. Le choix de la période d'agrégation des vitesses est important pour répondre à ces objectifs. En effet, il s'agit d'une part de pouvoir prendre en considération les changements de condition de trafic lors de la recherche d'éco-itinéraires et ainsi d'améliorer leur évaluation environnementale. D'autre part, le temps de calcul et les ressources informatiques nécessaires peuvent rapidement être conséquents et limitants pour reconstituer une carte dynamique de vitesse précise, i.e. de l'ordre de la minute, à partir d'un ensemble de données massives. En outre, la période d'agrégation définit la quantité de données manquantes, et le nombre de données d'apprentissage du modèle de ML. Ainsi, malgré la quantité massive de données disponibles, les données observées se raréfient d'autant que la précision de l'évolution des conditions de trafic s'améliore, autrement dit la quantité de données manquantes

augmente lorsque la période d'agrégation diminue. En conséquence, le choix s'est porté sur une période d'agrégation des vitesses spatiales de 15 minutes pour chaque tronçon du réseau routier.

2.2. Traitement préalable des données brutes

Dans le cadre de cette thèse, les données étudiées ont été mises à notre disposition par Mediamobile qui est un opérateur de services d'information trafic routier dont les services sont commercialisés sous la marque V-Traffic [51]. Ces données ont été recueillies sur la période du 1^{er} octobre 2017 au 30 septembre 2018 dans le cadre du projet « Spot2Park ». La Figure 2 illustre le réseau routier de la région lyonnaise contenant 319 590 tronçons sur lequel Mediamobile a projeté les données brutes collectées. L'opérateur a attribué un identifiant unique à chaque tronçon en détaillant plusieurs caractéristiques telles que leur longueur (*length*), leur vitesse en conditions fluides (*ffs* : *free flow speed*), leur vitesse maximale autorisée (*speedlimit*), leur type (*fow* : *form of way*), leur importance dans le réseau (*netclass*), et leur classification fonctionnelle (*frc* : *functional road class*). Les positions brutes des traces GNSS, i.e. non projetées sur le réseau, sont fournies avec leur horodate. Après une projection des traces sur le réseau routier, Mediamobile détermine le parcours de chaque véhicule, ainsi que l'horodate d'entrée, le taux de parcours et la vitesse estimée sur chaque tronçon. Au total, les FCDs comprenaient plusieurs milliards d'observations sur la période de recueil de données.

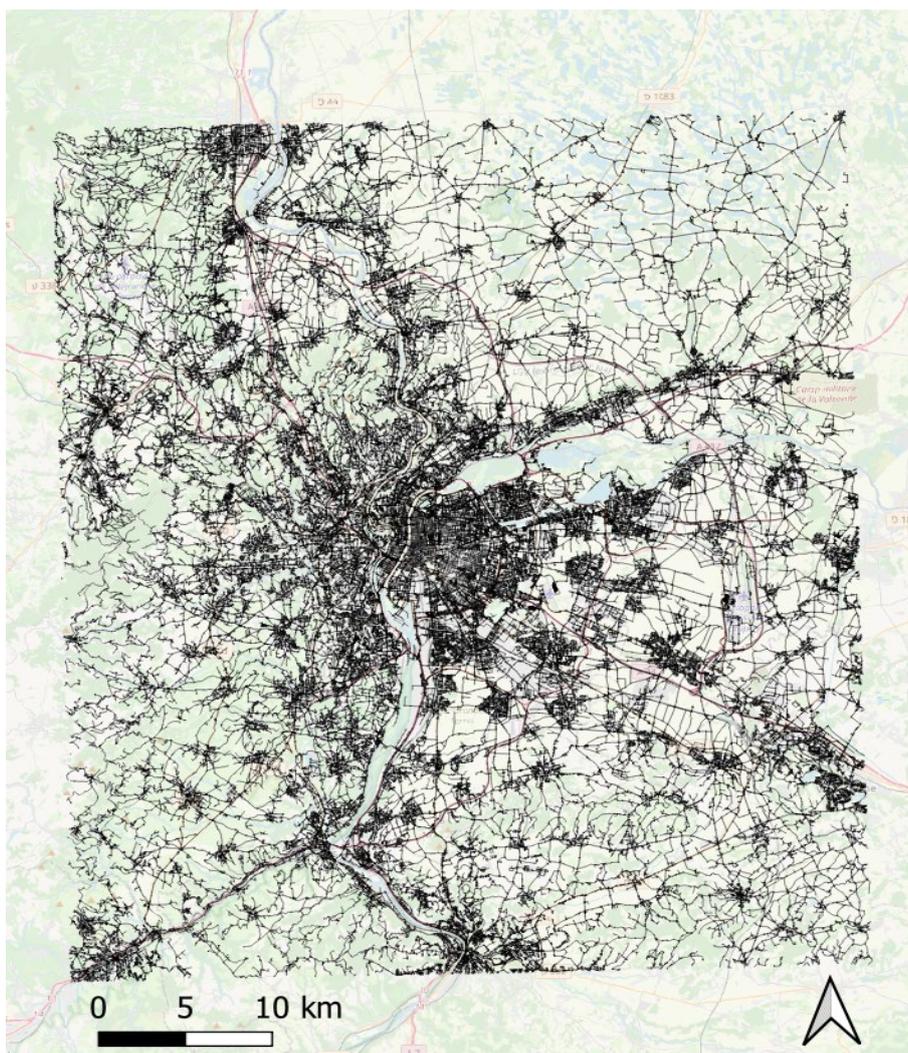


Figure 2 : Illustration du réseau routier de la zone de collecte des données par Mediamobile.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

2.2.1. Définition de la zone d'étude géographique

La zone d'étude, illustrée en Figure 3, est restreinte à l'aire urbaine de Lyon, i.e. la ville de Lyon et sa proche banlieue. Elle se situe ainsi sur l'emprise de 14 communes (Lyon, Villeurbanne, Caluire-et-Cuire, Bron, etc.). En 2017, l'INSEE recensait une population d'environ 960 000 habitants à l'intérieur de la zone d'étude [52]. Elle s'étend sur une superficie de 100 km² et comprend 39 812 tronçons d'une longueur totale de 2 264 km. Cette zone d'étude est définie selon deux critères principaux :

- Sa capacité à déployer un modèle de ML prenant en compte les spécificités du trafic routier en milieu urbain ;
- La disponibilité des données sur une longue période de temps.

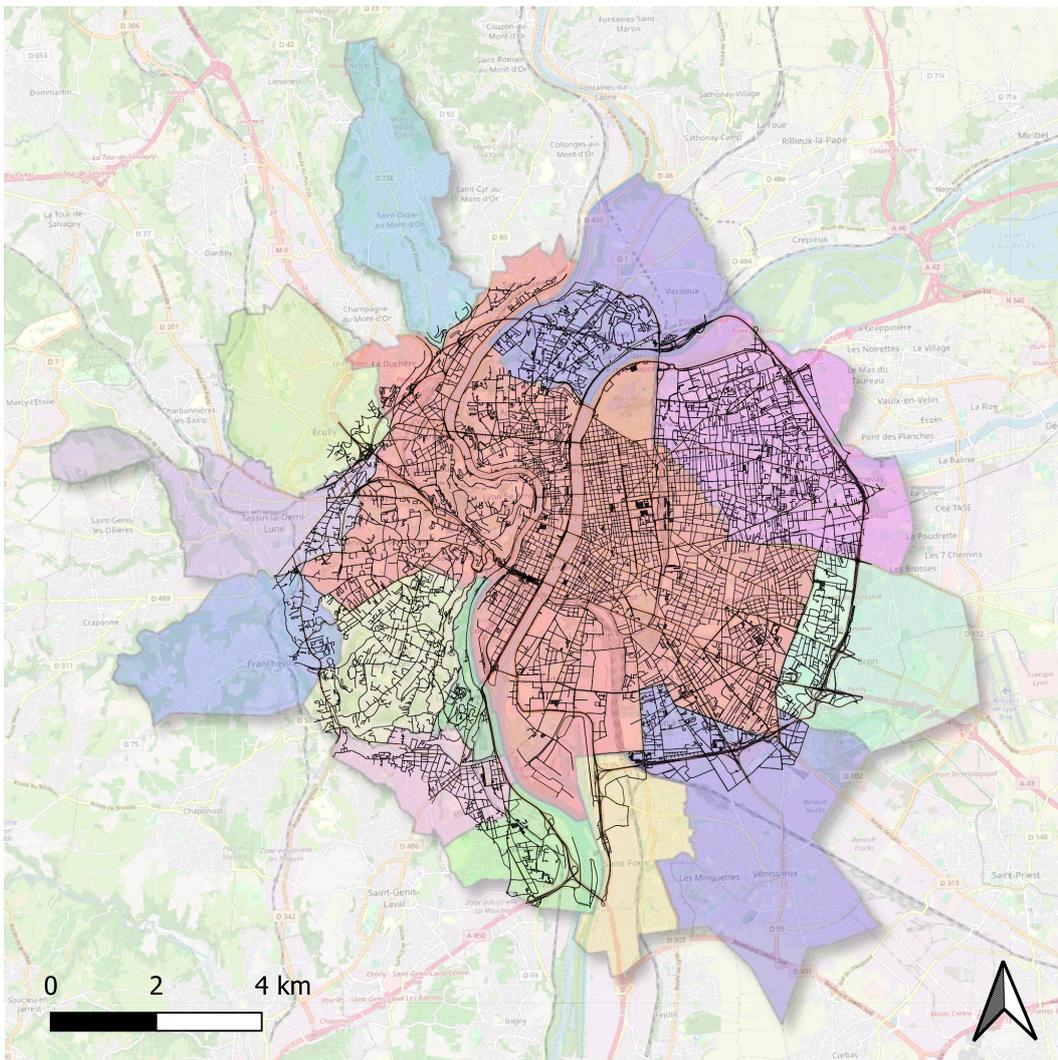


Figure 3 : Représentation du réseau routier de la zone d'étude.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

En 2017, le parc routier de la zone d'étude était composé principalement de voitures particulières (327 100 soit 87%) dont 57% roulaient au diesel et 42% à l'essence. Le parc restant était partagé par des véhicules légers (44 300 soit 11,5%), des poids lourds (2 900 soit 1%) et des transports en commun (1 600 soit 0,5%).

2.2.2. Définition de la période d'étude temporelle

Les données brutes ont été recueillies par Mediamobile sur une période d'un an, du 1^{er} octobre 2017 au 30 septembre 2018. Ainsi, une quantité massive de données constituée d'environ un milliard d'observations a été collectée durant cette période sur la zone d'étude. La période d'étude pour la reconstitution de la carte dynamique des vitesses est définie de sorte à prendre en considération les deux éléments suivants :

- Anticiper les besoins nécessaires à la recherche d'éco-itinéraires ;
- Disposer de données pertinentes et d'une profondeur suffisante pour l'apprentissage du modèle de ML en limitant leur exhaustivité.

En conséquence, *la carte dynamique des vitesses a été reconstituée pour tout le mois de novembre 2017* permettant ainsi un apprentissage du modèle de ML sur une profondeur de 30 jours. En outre, cette période se distingue par une plage de vacances scolaires relativement faible et une récurrence de semaines similaires. Cette période d'étude est donc satisfaisante pour obtenir un modèle pertinent de ML capable de déterminer des vitesses manquantes en prenant en compte les caractéristiques spatiales et temporelles du trafic routier.

2.2.3. Partitionnement du réseau routier

Le réseau routier étudié est segmenté en 11 secteurs urbains dont le périphérique. Cette segmentation est opérée en vue de paralléliser le processus d'imputation des données manquantes afin de faciliter la programmation. En effet, il s'agit de reconstituer de la carte dynamique des vitesses actualisée tous les quarts d'heure pendant trente jours soit environ 115 millions de données. Pour ce faire, il est nécessaire de traiter plus de 100 millions de données observées ce qui requiert une puissance de calcul et de ressources informatiques conséquentes. Par ailleurs, en sus de faciliter techniquement la reconstitution de la carte dynamique des vitesses, cette segmentation est également effectuée de manière à prendre en compte les similitudes de trafic à l'intérieur de chaque secteur. Le partitionnement du réseau routier de la zone d'étude est illustré en Figure 4 ci-dessous.

Partitionnement du réseau routier

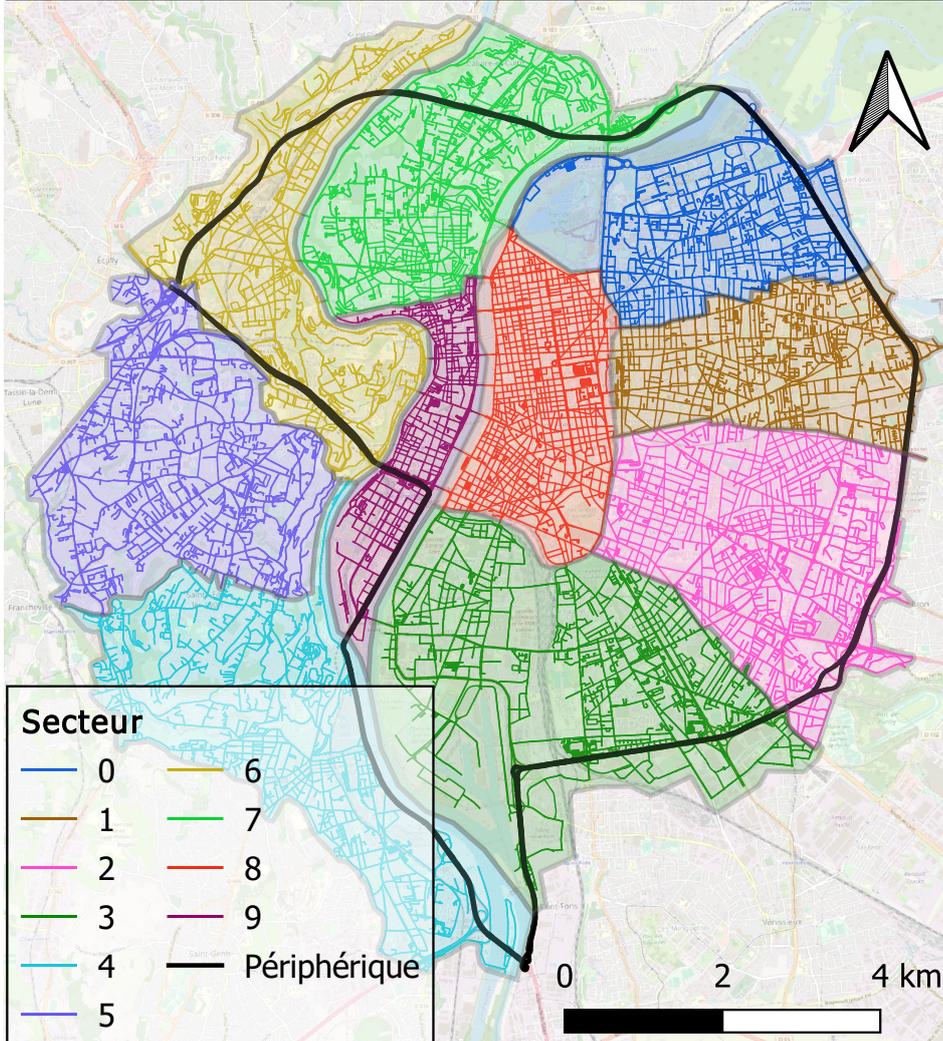
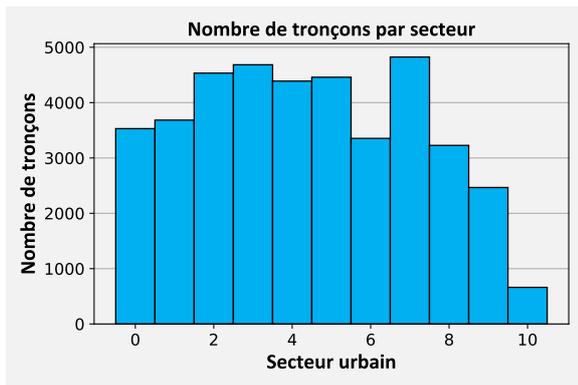
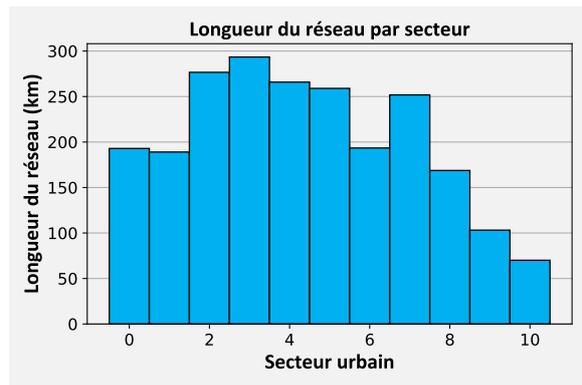


Figure 4 : Partitionnement du réseau routier de la zone d'étude.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

Le nombre de tronçons est relativement homogène dans chaque secteur du réseau routier hors périphérique. Néanmoins, les secteurs peuvent être catégorisés en deux groupes, le premier comprenant les secteurs 0, 1, 6 et 8 avec en moyenne 3500 tronçons et le second les secteurs 2, 3, 4, 5 et 7 avec en moyenne 4500 tronçons. Le secteur 9 possède un peu moins de 2500 tronçons, en raison de la confluence du Rhône et de la Saône qui restreignent son étendue spatiale. Par ailleurs, la Figure 5a et la Figure 5b montrent une corrélation entre le nombre de tronçons et la longueur du réseau routier pour chaque secteur. Cette corrélation calculée à 0,95 s'explique par une distribution similaire de la longueur des tronçons entre chaque secteur avec une longueur de tronçon moyenne d'environ 60m.



(a)



(b)

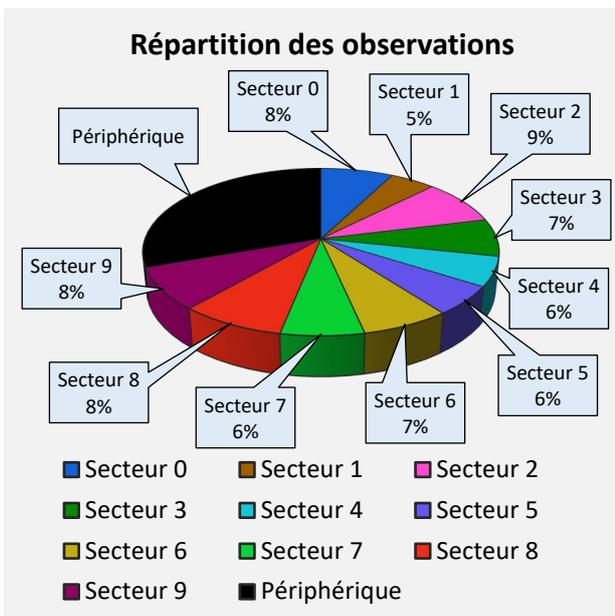
Figure 5 : Analyse du réseau routier par secteur : (a) Répartition du nombre de tronçons ; (b) Longueur du réseau par secteur.

2.2.4. Nettoyage des données

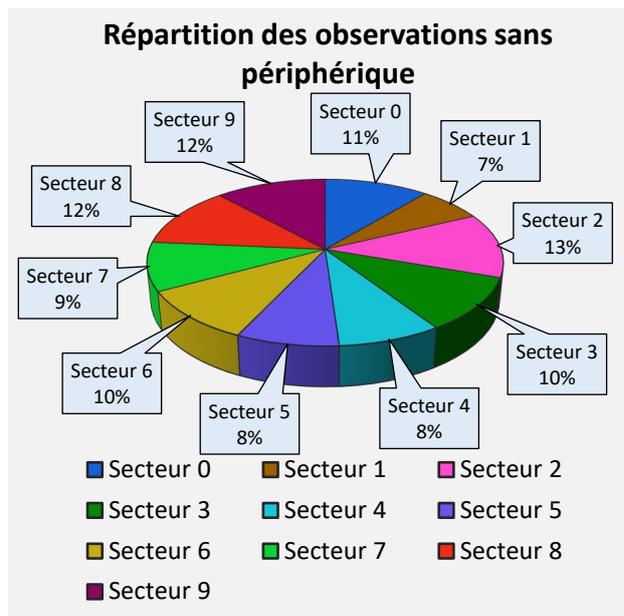
Préalablement au calcul des vitesses spatiales, un nettoyage des données est réalisé pour retirer les valeurs aberrantes, les observations sans information ou les doublons. Ainsi, des filtres sur les vitesses moyennes des véhicules et les taux de parcours sont exécutés pour supprimer les observations suivantes :

- Les observations avec une vitesse inférieure à 5 km/h ;
- Les observations avec une vitesse supérieure à la vitesse maximale autorisée du tronçon majorée de 20 km/h ;
- Les observations avec un taux de parcours nul.

A l'issue du nettoyage de données, le nombre d'observations disponibles est sensiblement identique pour l'ensemble des dix secteurs à l'exception du périphérique qui présente un nombre d'observations trois à six fois supérieur. La répartition des observations est représentée par secteur dans la Figure 6a prenant en compte le périphérique et dans la Figure 6b sans périphérique.



(a)



(b)

Figure 6 : Répartition des observations selon le secteur : (a) avec périphérique ; (b) sans périphérique.

2.3. Calcul des vitesses spatiales

2.3.1. Méthode de calcul

L'avant-propos de ce chapitre explique le choix de la période d'agrégation des vitesses spatiales de 15 minutes, soit 96 périodes par jour, pour la reconstitution de la carte dynamique des vitesses. En théorie du trafic, la règle de l'art pour calculer la vitesse moyenne spatiale est de considérer les temps de parcours (TT) et les distances parcourues (TD) car ces variables sont additives et transférables à différentes échelles. Pour un tronçon tr donné parcouru par n véhicules pendant une période p de quinze minutes, on désigne par $d^{tr,p}$ la distance parcourue par un véhicule i ($i = \llbracket 1:n \rrbracket$) pendant un intervalle de temps de parcours $\Delta t_i^{tr,p}$ avec un taux de parcours $c_i^{tr,p}$. En conséquence, la vitesse moyenne spatiale $V^{tr,p}$ d'un tronçon de longueur d^{tr} pendant une période p est définie par l'Equation 1 de la manière suivante :

$$V^{tr,p} = \frac{\sum_i^n d_i^{tr,p}}{\sum_i^n \Delta t_i^{tr,p}} = \frac{\sum_i^n c_i^{tr,p} \times d^{tr}}{\sum_i^n \Delta t_i^{tr,p}} \quad \text{Equation 1}$$

En tenant compte de la vitesse moyenne d'un véhicule i sur le tronçon considéré v_i définie par l'Equation 2, l'Equation 1 peut se réécrire tel que définie par l'Equation 3 ci-dessous :

$$v_i^{tr,p} = \frac{c_i^{tr,p} \times d^{tr}}{\Delta t_i^{tr,p}} \quad \text{Equation 2}$$

$$V^{tr,p} = \frac{\sum_i^n c_i^{tr,p} \times d^{tr}}{\sum_i^n \frac{c_i^{tr,p} \times d^{tr}}{v_i^{tr,p}}} = \frac{\sum_i^n c_i^{tr,p}}{\sum_i^n \frac{c_i^{tr,p}}{v_i^{tr,p}}} \quad \text{Equation 3}$$

2.3.2. Evaluation des données manquantes brutes

La disponibilité des vitesses moyennes spatiales est évaluée pour chaque secteur selon la période de la journée. Cette évaluation est réalisée sur l'ensemble du réseau routier étudié, i.e. 39 812 tronçons, après le traitement préalable tel que défini dans la partie 2.2 du présent chapitre. La Figure 7 présente ainsi la distribution des données manquantes en fonction de la période de la journée pour le mois de novembre 2017. Cette distribution est calculée à l'aide de l'Equation 4 qui définit la fréquence des vitesses moyennes spatiales manquantes :

$$f(v_{miss}) = \frac{card(\Omega) - card(v_{obs})}{card(\Omega)} \quad \text{Equation 4}$$

Où $card(v_{obs})$ est le nombre total des vitesses moyennes spatiales observées à chaque période de la journée pour l'ensemble du mois de novembre et $card(\Omega)$ est le nombre total des vitesses attendues pour chaque période considérée.

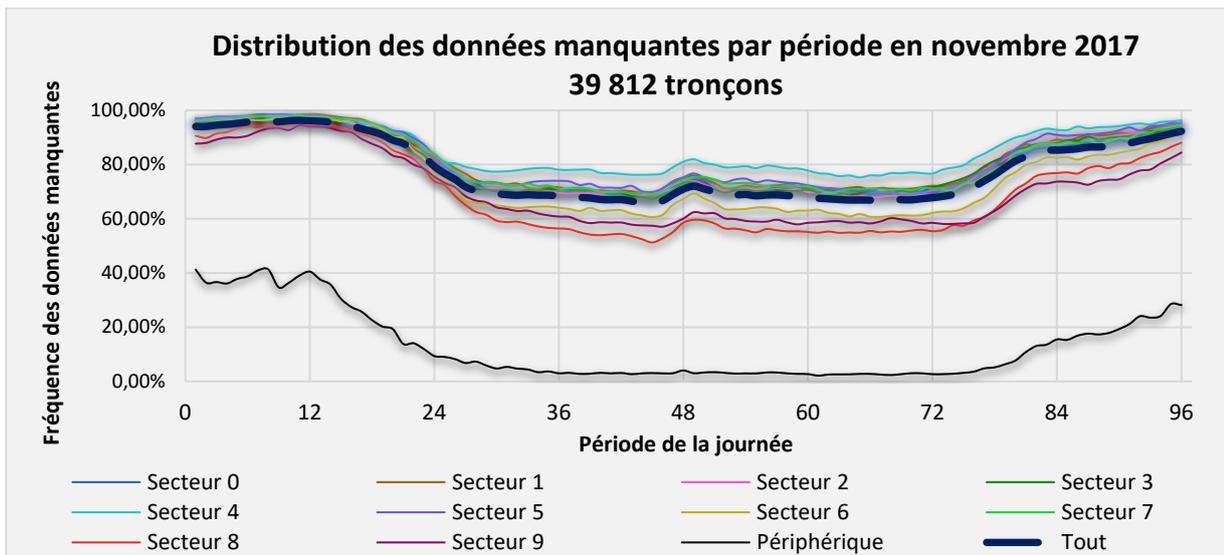


Figure 7 : Distribution de la fréquence des vitesses moyennes manquantes sur le réseau routier composé de 39 812 tronçons en fonction de chaque période pour le mois de novembre.

Au total, il y a 25 millions de données observées pour 114,7 millions de données attendues (39 812 tronçons pour 96 périodes pendant 30 jours). Hors périphérique, le nombre de données manquantes est important pour toutes les périodes du mois de novembre 2017, variant de 51% dans le secteur 8 à 99% dans le secteur 1 avec une moyenne de 78% sur tous les secteurs. Le périphérique a relativement peu de données manquantes avec une moyenne de 13% sur toute la journée, particulièrement entre 6h et 21h. Il apparaît pour l'ensemble du réseau étudié, une distinction notable du nombre de données manquantes entre la journée (6h-21h), qui possède plus de données observées avec un trafic plus important, et la nuit (21h-6h).

Cette grande quantité de données manquantes impacte directement la reconstitution d'une carte dynamique des vitesses fidèle aux conditions de trafic réel du mois de novembre 2017. Par ailleurs, la recherche d'éco-itinéraires présentée au Chapitre 3 est soumise à une règle intangible de ne pas proposer des éco-itinéraires empruntant des routes secondaires non dimensionnées pour ces véhicules reroutés. Ainsi, il y a un double objectif visant d'une part à filtrer des tronçons du réseau secondaire pour éviter des conséquences préjudiciables sur ce réseau (i) et d'autre part à réduire la quantité de données manquantes en ciblant particulièrement les routes secondaires fortement dépourvues de données (ii).

2.3.3. Filtre du réseau secondaire à faible trafic

Le réseau secondaire à faible trafic est caractérisé par la classe d'importance « *netclass* » et la classe de route fonctionnelle « *frc* » couplées à un fort pourcentage de vitesses manquantes. La classification fonctionnelle des tronçons « *frc* » spécifie le type de route par un entier variant de 0 à 7 en fonction de ses caractéristiques intrinsèques (nombre de voies, largeur, bandes d'arrêt d'urgence, vitesse maximale autorisée). L'importance du type de tronçon décroît lorsque la classe « *frc* » augmente, i.e. une classe « *frc 0* » caractérise les tronçons les plus importants (autoroutes) contrairement à la classe « *frc 7* » qui caractérise les tronçons les moins importants (routes locales de faible importance). La signification des différentes classes « *frc* » est présentée en Annexe 1. La classification « *netclass* » spécifie l'importance des tronçons dans le réseau routier par un entier variant de 0 à 6. Similairement à la classification « *frc* », lorsque la classe « *netclass* » augmente alors l'importance du tronçon dans le réseau décroît.

La carte de chaleur des vitesses manquantes selon la classe « *netclass* », présentée en Figure 8a, montre que les tronçons de classe 4, 5 et 6 sont les tronçons ayant le moins d'observations. Ces classes contiennent 25 012 tronçons soit 63% du réseau, et la classe 4 constitue la classe « *netclass* » la plus représentée avec 19 788 tronçons soit 50% du réseau (cf. Figure 8b). Les tronçons de ces classes sont représentés sur la Figure 9 ci-après.

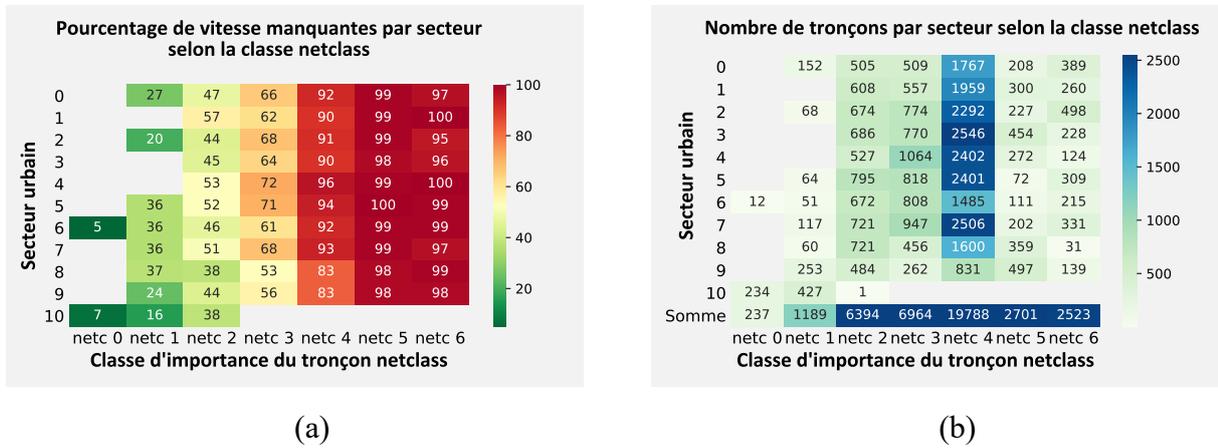


Figure 8 : (a) Carte de chaleur des vitesses manquantes par secteur et *netclass* ; (b) Carte de chaleur du nombre de tronçons par secteur et *netclass*.

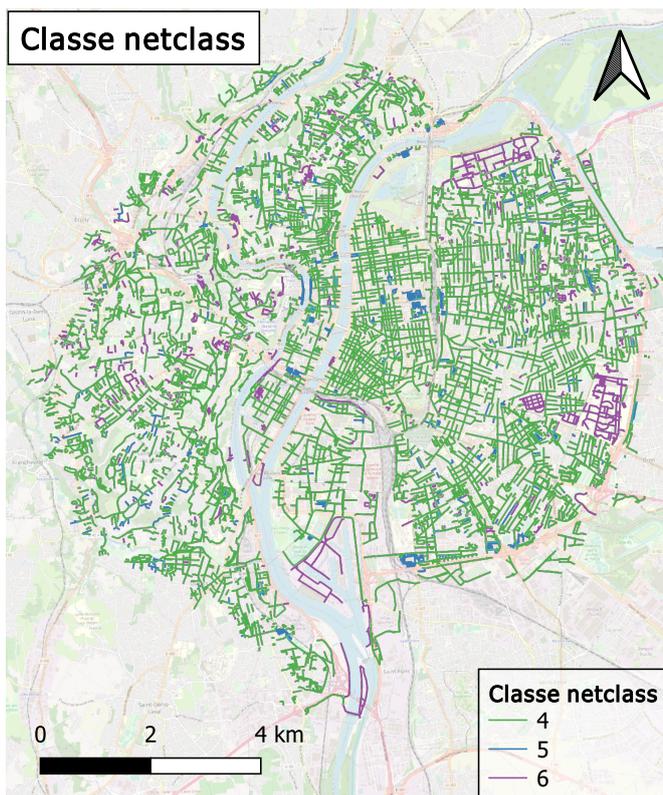
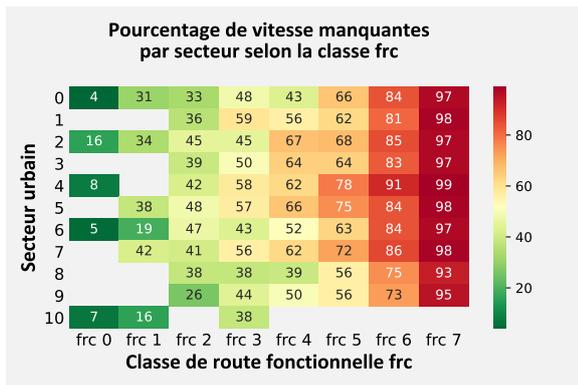
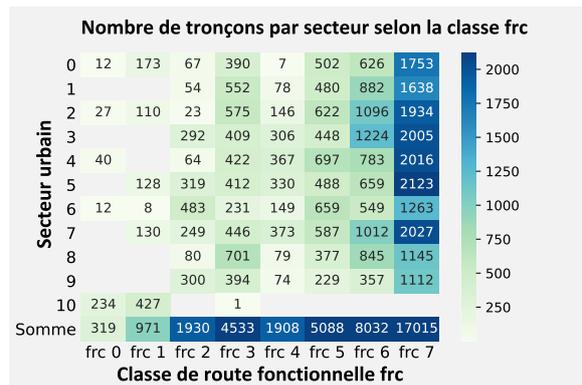


Figure 9 : Représentation des tronçons de classe « *netclass* » 4, 5 et 6. (Fond de carte : © Openstreetmap)

Une analyse similaire est réalisée pour les vitesses manquantes au regard de la classe « *frc* ». Ainsi, la carte de chaleur des vitesses manquantes selon la classe « *frc* », présentée en Figure 10a, montre que les tronçons de classe 7 sont les tronçons ayant le moins d'observations. La classe 7 constitue la classe « *frc* » la plus représentée avec 17 015 tronçons soit 42% du réseau (cf. Figure 10b). Les tronçons de la classe 7 sont représentés sur la Figure 11 ci-après.



(a)



(b)

Figure 10 : (a) Carte de chaleur des vitesses manquantes par secteur et *frc* ; (b) Carte de chaleur du nombre de tronçons par secteur et *frc*.

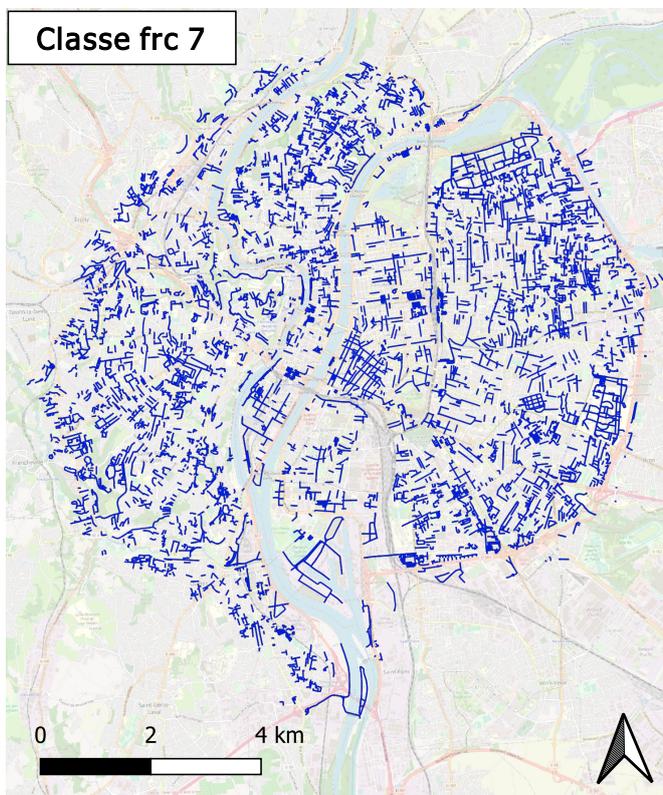


Figure 11 : Représentation des tronçons de classe « *frc 7* ».
(Fond de carte : © Openstreetmap)

Finalement, le choix s’est porté sur la classe « *frc 7* » plutôt que sur les classes « *netclass* » 4,5 et 6 pour filtrer des tronçons du réseau secondaire. En effet, ce choix permet de cibler principalement les routes secondaires fortement dépourvues de données. Il évite également un filtre trop important, près de 8 000 tronçons sont conservés par rapport à un filtre sur les classes « *netclass* », ce qui offre plus de possibilités d’itinéraires alternatifs par la suite. Le réseau routier définitif, composé de 22 796 tronçons de classe « *frc* » 0 à 6, est représenté sur la Figure 12 ci-après. **La carte dynamique des vitesses sera reconstituée sur ce réseau dans la partie 2.5 de ce présent chapitre, puis sera utilisée pour la recherche d’éco-itinéraires dans le Chapitre 3.**

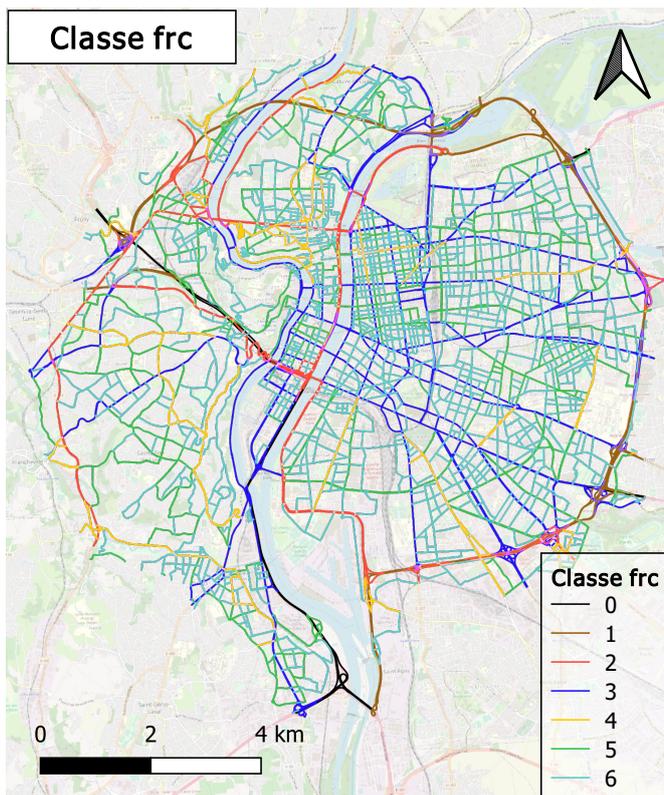


Figure 12 : Représentation du réseau routier composé de 22 796 tronçons de classe « *frc* » 0 à 6.
 (Fond de carte : © Openstreetmap)

La distribution des vitesses manquantes sur le réseau routier filtré en retirant les tronçons de classe « *frc 7* » est représentée en Figure 13 ci-dessous. Il apparaît pour l'ensemble du réseau filtré, une diminution notable du nombre de vitesses manquantes, particulièrement en journée entre 6h et 21h. Au total, le nombre de données manquantes est divisé par deux diminuant de 89,6 millions à 42 millions. Il y a ainsi 23,6 millions de données observées pour 65,6 millions de données attendues (22 796 tronçons pour 96 périodes pendant 30 jours). Hors périphérique, le nombre de données manquantes pour toutes les périodes du mois de novembre 2017 varie désormais de 30% à 97% avec une moyenne de 64% sur tous les secteurs. N'ayant aucun tronçon de classe « *frc 7* », le nombre de données manquantes n'est pas modifié pour le périphérique.

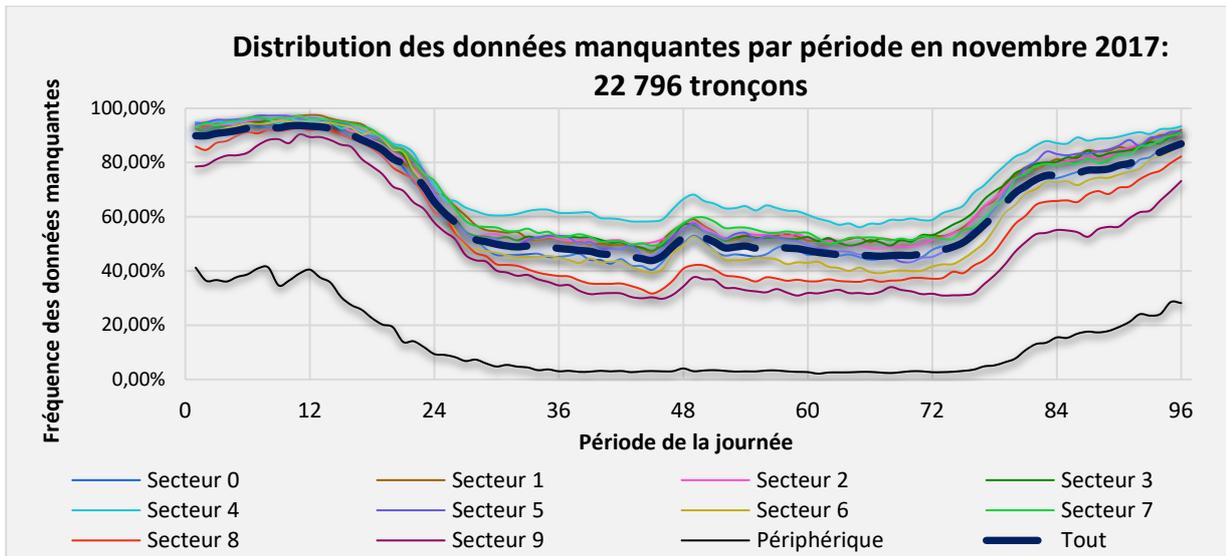


Figure 13 : Distribution de la fréquence des vitesses moyennes manquantes sur le réseau routier composé de 22 796 tronçons en fonction de chaque période pour le mois de novembre.

2.4. Analyse descriptive du réseau routier

2.4.1. Présentation des caractéristiques générales

Cette partie présente les caractéristiques des 22 796 tronçons du réseau routier étudié. Après le retrait des tronçons de classe « *frc 7* », le nombre de tronçons est toujours relativement homogène dans chaque secteur du réseau routier hors périphérie. Les secteurs comptent en moyenne 2072 tronçons avec une longueur moyenne du réseau routier de 116km. La Figure 14a et la Figure 14b présente la distribution du nombre de tronçons et la longueur du réseau routier pour chaque secteur.

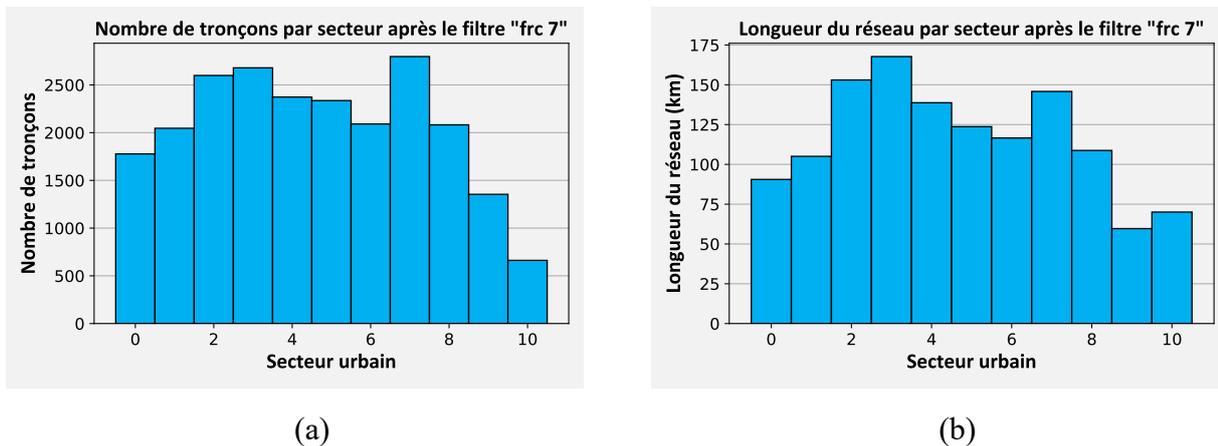


Figure 14 : Analyse du réseau routier par secteur après le filtre du réseau secondaire à faible trafic : (a) Répartition du nombre de tronçons ; (b) Longueur du réseau par secteur.

La Vitesse Maximale Autorisée (VMA) est principalement de 50km/h. Cette information est absente pour une centaine de tronçons situés sur des ronds-points. Une VMA leur est assignée en fonction de leur vitesse en condition fluide « *ffs* ». La vitesse en condition fluide « *ffs* » déterminée par Mediamobile varie de 5 km/h à 90 km/h, avec une moyenne de 33 km/h et une médiane de 13 km/h. Le réseau routier situé sur la zone d'étude est désormais composé principalement de tronçons de classe « *frc 3* », « *frc 5* » et « *frc 6* », resp. 20%, 22% et 35%. Le réseau routier étudié est

principalement composé de tronçons de classe « *netclass 2* », « *netclass 3* » et « *netclass 4* », resp. 28%, 30% et 35%. Une dernière classification « *fow* » caractérise le type de tronçon par un entier entre 1 et 17 selon leur fonction (rond-point, parking, voie de service, autoroute, chemin de halage, etc.). La signification des différentes classes « *fow* » est présentée en 0. Les tronçons à une voie (78%), ceux à plusieurs voies hors autoroutes (15%) compose majoritairement le réseau routier. La distribution de ces cinq caractéristiques décrivant les tronçons du réseau routier étudié après le filtre des tronçons de classe « *frc 7* » est illustrée dans la Figure 15 ci-après.

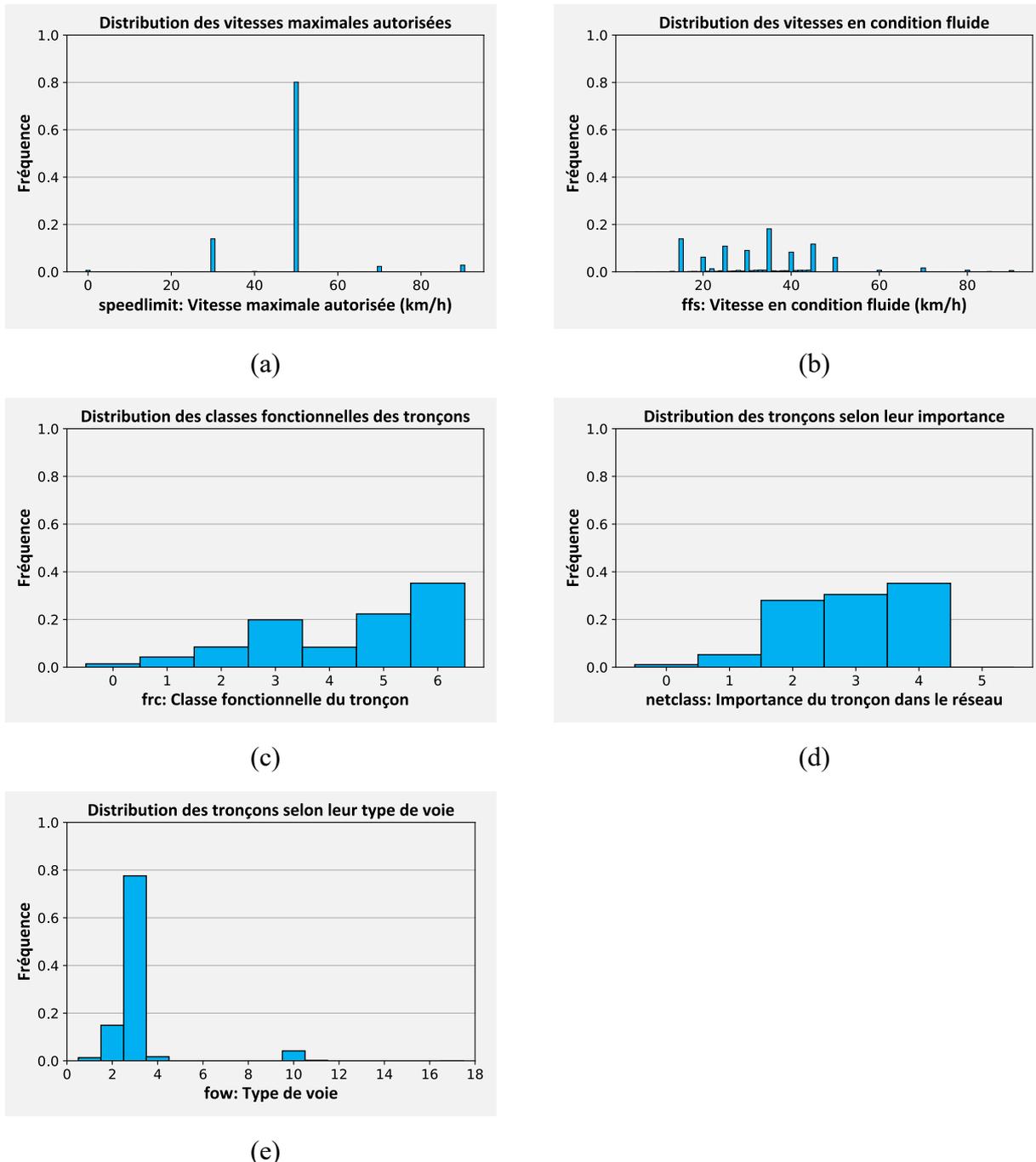


Figure 15 : Distribution de données caractéristiques du réseau routier : (a) Vitesse maximale autorisée (km/h) ; (b) Vitesse en condition fluide (km/h) ; (c) Classe fonctionnelle du tronçon ; (d) Importance du tronçon dans le réseau ; (e) Type de voie.

2.4.2. Analyse des observations

La période étudiée comptait 383 millions observations définissant les trajets effectués de près d'un million de véhicules préalablement au traitement sur la zone d'étude. La restriction spatiale en sus de celle temporelle a abouti à un ensemble de données de 98,7 millions d'observations des trajets d'environ 500 000 véhicules. La distribution des observations présentée en Figure 16 montre une bonne récurrence du nombre d'observations à chaque semaine. Les trois premiers jours de novembre ont un nombre d'observations plus faible, en particulier le 1^{er} novembre. Ce phénomène s'explique par le fait qu'il s'agit de vacances scolaires et que le 1^{er} novembre est un jour férié. Hors vacances, il y avait en moyenne près de 4 millions d'observations par jour ouvré pour 19 300 véhicules avec en moyenne 206 observations par véhicule, contre 1,7 millions d'observations par jour de week-end pour 11 225 véhicules avec en moyenne 154 observations par véhicule. Durant les vacances scolaires, le nombre d'observations était légèrement plus faible en moyenne par jour ouvré avec environ 3,7 millions d'observations pour 18 450 véhicules avec en moyenne 198 observations par véhicule. Il était légèrement plus élevé le week-end précédant la rentrée avec environ 1,8 millions d'observations pour 12 585 véhicules avec en moyenne 145 observations par véhicule. Les jours fériés, 1^{er} novembre et 11 novembre, présentent les mêmes similitudes que les jours durant le week-end.

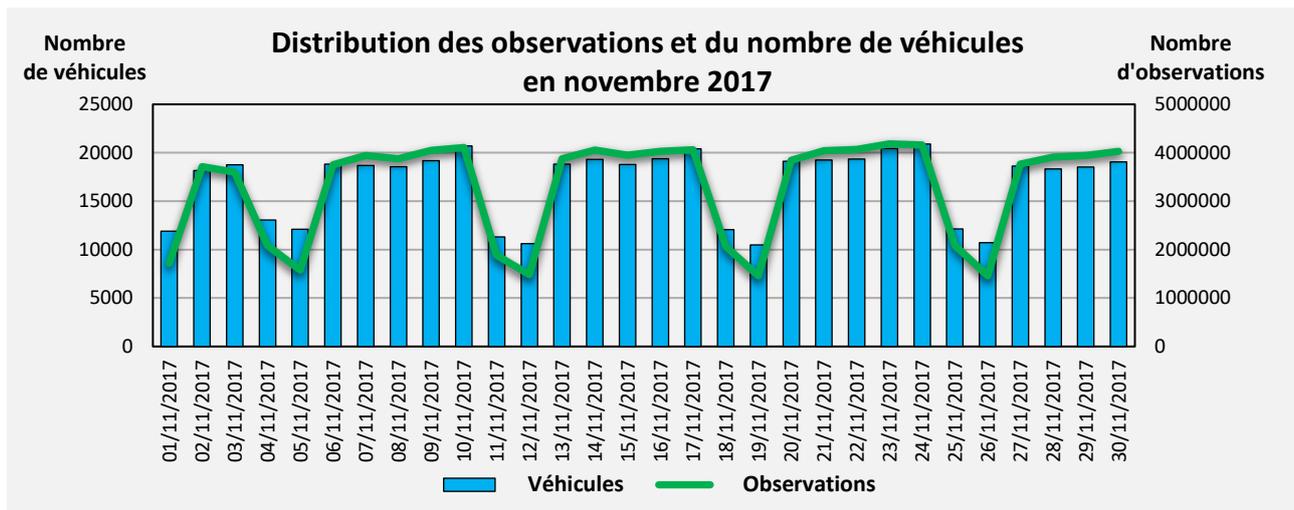


Figure 16 : Distribution des observations et du nombre de véhicules du mois de novembre 2017.

2.4.3. Analyse des vitesses spatiales observées

La vitesse moyenne observée sur l'ensemble du réseau routier composé de 22 796 tronçons est égale à 32km/h pour le mois de novembre 2017, ce qui correspond relativement bien aux précédentes études menées à Lyon. La vitesse moyenne par secteur varie de 22km/h dans le secteur 8 à 33km/h dans le secteur 4. Le périphérique, ayant en majorité une VMA égale à 90km/h lors de la période d'étude, a pour sa part une vitesse moyenne observée de 70km/h. Enfin, la vitesse moyenne observée est légèrement plus faible durant les jours ouvrés que lors des week-ends et des vacances scolaires. La distribution des vitesses moyennes spatiales agrégées est présentée pour l'ensemble de la zone d'étude dans la Figure 17a et l'estimation de leur densité par noyau (KDE : Kernel Density Estimation) pour chaque secteur est proposée dans la Figure 17b ci-après.

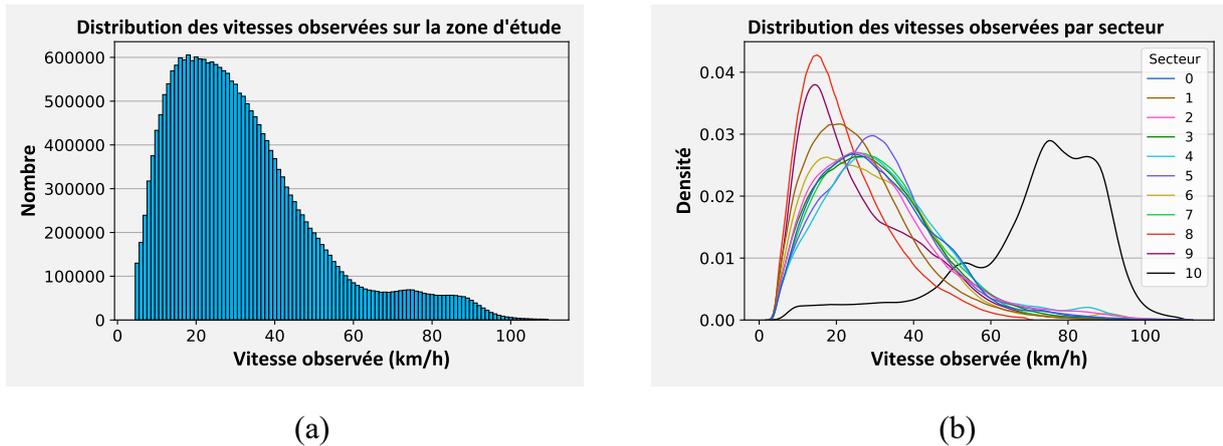


Figure 17 : (a) Distribution des vitesses observées sur la zone d'étude ; (b) KDE des vitesses observées par secteur.

2.5. Imputation des vitesses spatiales manquantes

2.5.1. Revue de littérature

De nombreuses méthodes d'imputation de données manquantes relatives au trafic routier sont présentes dans la littérature. Pour la plupart, elles exploitent l'existence d'une relation spatio-temporelle au sein des données de trafic pour inférer, voire prédire, des nombres de véhicules cumulés, des vitesses ou des temps de parcours.

Dans leur travaux, Laña et al. ont défini deux méthodes pour imputer des données manquantes de capteurs ATRs (Automatic Traffic Recorders) [53]. La première méthode « *Spatial Context Sensing* » s'appuie principalement sur une relation spatiale entre différents capteurs. Sa mise en œuvre nécessite des capteurs avec peu de données manquantes. En effet, les capteurs avoisinant le capteur étudié sont sélectionnés uniquement si leur quantité de données manquantes est inférieure à 2%. La variable de réponse, i.e. le nombre de véhicule passant par le capteur étudié, est déterminée en fonction des observations des capteurs avoisinant en utilisant un algorithme de réseau de neurones « *Extreme Learning Machine* ». La deuxième méthode « *Pattern Clustering-Classification* » s'appuie pour sa part principalement sur une relation temporelle des données des capteurs ATRs, car les schémas de trafic sont généralement cycliques et quotidiens. Un seul capteur ATR est utilisé pour cette méthode, mais il est nécessaire que ce capteur dispose d'une année de données antérieures à la période étudiée. Tout d'abord, un clustering est réalisée avec l'algorithme DBSCAN afin de regrouper les jours ayant des profils similaires. Un modèle RF de type classification est ensuite entraîné avec comme variables explicatives des variables temporelles indépendantes des données de trafic (jour de la semaine, mois, jours férié) et comme variable de réponse les clusters de trafic routier définis précédemment. Les données manquantes sont alors imputées en utilisant soit les données historiques de l'année précédente lorsqu'elles sont disponibles, soit la moyenne des observations du cluster dans lequel se trouve les données manquantes.

De leur côté, Bae et al. ont implémenté plusieurs méthodes basées sur le Krigeage (Kriging en anglais) qui est une méthode d'estimation linéaire utilisé en géostatistique [54]. Le Krigeage, méthode publiée en 1951 par Dave Krige, consiste à estimer spatialement une variable non observée en utilisant les observations qui lui sont proches à l'aide d'un variogramme. Plusieurs versions de Krigeage ont été développées, dont quatre ont été évalués par Bae et al. pour leur capacité à estimer des vitesses

manquantes : le Krigeage simple, le Krigeage ordinaire, le Cokrigeage simple et le Cokrigeage ordinaire. Pour cela, ils ont utilisé les données issues de 28 capteurs RTMS (Remote Traffic Microwave Sensor) enregistrant les vitesses de chaque voie d'une autoroute toutes les 30 secondes qu'ils ont agrégées par période de 5 minutes pendant une journée. Pour les méthodes de Cokrigeage spécifiquement, ils ont associé ces données à des vitesses provenant de FCDs obtenues sur le même réseau et sur la même période. Ces vitesses provenant des FCDs ont également été agrégées par période de 5 minutes. Finalement, ils ont implémenté les quatre méthodes de Krigeage à l'aide d'un modèle sphérique de variogramme pour imputer dans l'espace (axe des ordonnées : autoroute) et dans le temps (axe des abscisses : la période de la journée) les vitesses agrégées manquantes.

Zheng et al. ont révisé la méthode K-NN (K-Nearest Neighbour) pour prédire les vitesses issues de données GNSS de taxi malgré des données manquantes. Ils ont implémenté la méthode K-NN sur un tenseur composé des états de trafic actuel et historique du tronçon routier ciblé [55]. Ce tenseur a la particularité d'être défini en trois dimensions temporelles de résolution différente (e.g. 2min, 4min et 10min). Après avoir évalué les similitudes entre les états de trafic actuel et historique, ils ont sélectionné les k-patterns de trafic historique (k-plus proches voisins) les plus proches de celui actuel. Ils ont ensuite imputé la moyenne des vitesses historiques des patterns les plus proches pour prédire les vitesses de la période suivante. Tang et al. se sont appuyés sur les similitudes hebdomadaires des données de trafic issues de boucles de détection pour inférer les flux de véhicule par période de quinze minute en couplant un algorithme de clustering Fuzzy C-Means avec un algorithme génétique [56]. Li et al. ont par ailleurs montré que l'utilisation d'une méthode d'imputation des données manquantes prenant en considération les dépendances spatio-temporelles permet de réduire les erreurs d'imputation de manière significative [57].

En résumé, de nombreuses études ont été menées dans la recherche de données manquantes dans le trafic routier. Il ressort de ces études que les méthodes d'imputation de données manquantes se sont appuyées sur les similitudes spatiales et temporelles pour améliorer leur inférence. Dans le cadre de cette thèse, la méthode d'imputation des données manquantes s'est également appuyée sur les similitudes spatio-temporelles. En outre, notre approche considère également que les caractéristiques intrinsèques des tronçons parcourus (vitesse maximale autorisée, type, classe, importance, etc.) impactent également les vitesses des véhicules, de tel sorte que deux tronçons présentant les mêmes similitudes spatio-temporelles et caractéristiques intrinsèques ont de fortes probabilités d'avoir les mêmes profils de vitesses. Nous proposons ainsi une méthode d'imputation avec des variables explicatives prenant en compte les similitudes spatio-temporelles et caractéristiques des tronçons du réseau routier tel que décrit ci-après.

2.5.2. Présentation de la méthode

La méthodologie d'imputation des vitesses manquantes s'appuie sur des modèles de RF supervisé de type régression pour identifier des schémas de trafic à partir de variables explicatives intrinsèques au réseau et spatio-temporelles, et ainsi inférer des vitesses spatiales pour toutes les périodes de quinze minutes sur chaque tronçon du réseau. Les vitesses spatiales agrégées sont considérées comme des variables de réponse continues conduisant ainsi à un modèle RF de type régression. L'algorithme RF consiste en un ensemble d'arbres de décision reposant sur un espace aléatoire associé à un concept de **bagging** (**bootstrap aggregating**). Cet algorithme introduit du hasard dans la construction d'un ensemble d'arbre de décision en utilisant différents ensembles de données d'entraînement, diminuant ainsi la variance du modèle sans augmenter le biais. La structure de ces ensembles de données

d'entraînement est ainsi décorrélée et apporte de la diversité [53]. La méthodologie d'imputation des vitesses manquantes est constituée de plusieurs étapes en vue de construire des modèles RF efficaces pour chaque secteur, un modèle par secteur soit onze modèles au total. Son implémentation est définie de la manière suivante :

1. Un traitement préalable est réalisé à partir des FCDs afin d'obtenir les **vitesses spatiales** agrégées par période de quinze minutes telles que calculées dans la partie 2.3 ci-avant ;
2. Une **matrice de variables explicatives et d'une variable de réponse caractérisée par les vitesses spatiales agrégées** est construite pour chaque secteur. Dans un premier temps, elle comprend les vitesses spatiales agrégées et manquantes (NA) comme présenté dans le Tableau 1 ci-après ;
3. Les variables explicatives et les variables de réponse de la matrice sont ensuite **normalisées** selon les identifiants des tronçons réindexés en utilisant l'Equation 5 ci-après, où $x_{norm,i}$ est la valeur normalisée de la variable dans le secteur i , x_i est la valeur initiale de la variable à normaliser, $x_{min,i}$ et $x_{max,i}$ sont respectivement le minimum et le maximum de cette variable, et $n_{tronçons,i}$ correspond au nombre de tronçons dans le secteur i :

$$x_{norm,i} = \frac{(x_i - x_{min,i})}{(x_{max,i} - x_{min,i})} \times n_{tronçons,i} \quad \text{Equation 5}$$

4. Pour chaque secteur, une nouvelle matrice est construite en retirant les variables de réponse manquantes. Cette matrice est ensuite scindée en deux sous-ensembles de données : un sous-ensemble de **données d'entraînement** représentant 75% des données de la matrice et un sous-ensemble de **données de test** représentant les 25% de données restantes ;
5. Les données d'entraînement sont employées comme données d'entrée pour **entraîner le modèle RF** en itérant sur différentes profondeurs d'arbre de décision afin de minimiser le sous-entraînement (underfitting) et le sur-entraînement (overfitting) ;
6. Le modèle RF est utilisé pour déduire les variables de réponse des données d'entraînement d'un part, et des données de test d'autre part ;
7. La **performance** du modèle RF des deux sous-ensembles est évaluée à l'aide du **coefficient de corrélation R²** et de la racine de l'**erreur quadratique moyenne RMSE** sur les variables de réponse déduites par le modèle ;
8. Les étapes 5, 6 et 7 sont répétées jusqu'à l'obtention d'un **modèle déduisant les variables de réponse les plus performantes** au regard des deux sous-ensembles ;
9. Le **modèle RF final**, avec la profondeur d'arbre de décision permettant d'obtenir les meilleures performances pour déduire les variables de réponse, est **entraîné sur l'ensemble des données** de la matrice obtenue à l'étape 4 ;
10. La **performance du modèle RF final entraîné** est évalué à l'aide du R² et du RMSE. Cette **évaluation** est effectuée **dix fois** par modèle, i.e. pour chaque secteur, afin de confirmer leur robustesse avec un **bootstrapping aléatoire** des données d'entrée ;
11. Le modèle RF final entraîné est utilisé pour **déduire les variables de réponse manquantes**.

Link ID réindexé	ffs (km/h)	VMA (km/h)	frc	netclass	fow	Sous-secteur	Classe	Jour	Type de jour	Période	Vitesses spatiales
0	50	50	1	1	10	2	2	1	4	1	NA ¹
...
0	50	50	1	1	10	2	2	1	4	96	NA
...
0	50	50	1	1	10	2	2	30	4	1	51
...
0	50	50	1	1	10	2	2	30	4	96	50
...
1776	35	50	2	5	3	1	1	1	4	1	NA
...
1776	35	50	2	5	3	1	1	1	4	96	NA
...
1776	35	50	2	5	3	1	1	30	4	1	NA
...
1776	35	50	2	5	3	1	1	30	4	96	NA

Tableau 1 : Extrait de la matrice des données d'entrée du modèle RF du secteur 0 en amont de la normalisation des données (en bleu les variables explicatives, en rouge les variables de réponse).

La Figure 18 synthétise la méthodologie d'imputation des vitesses manquantes.

¹ NA : Données manquantes (Non attribué)

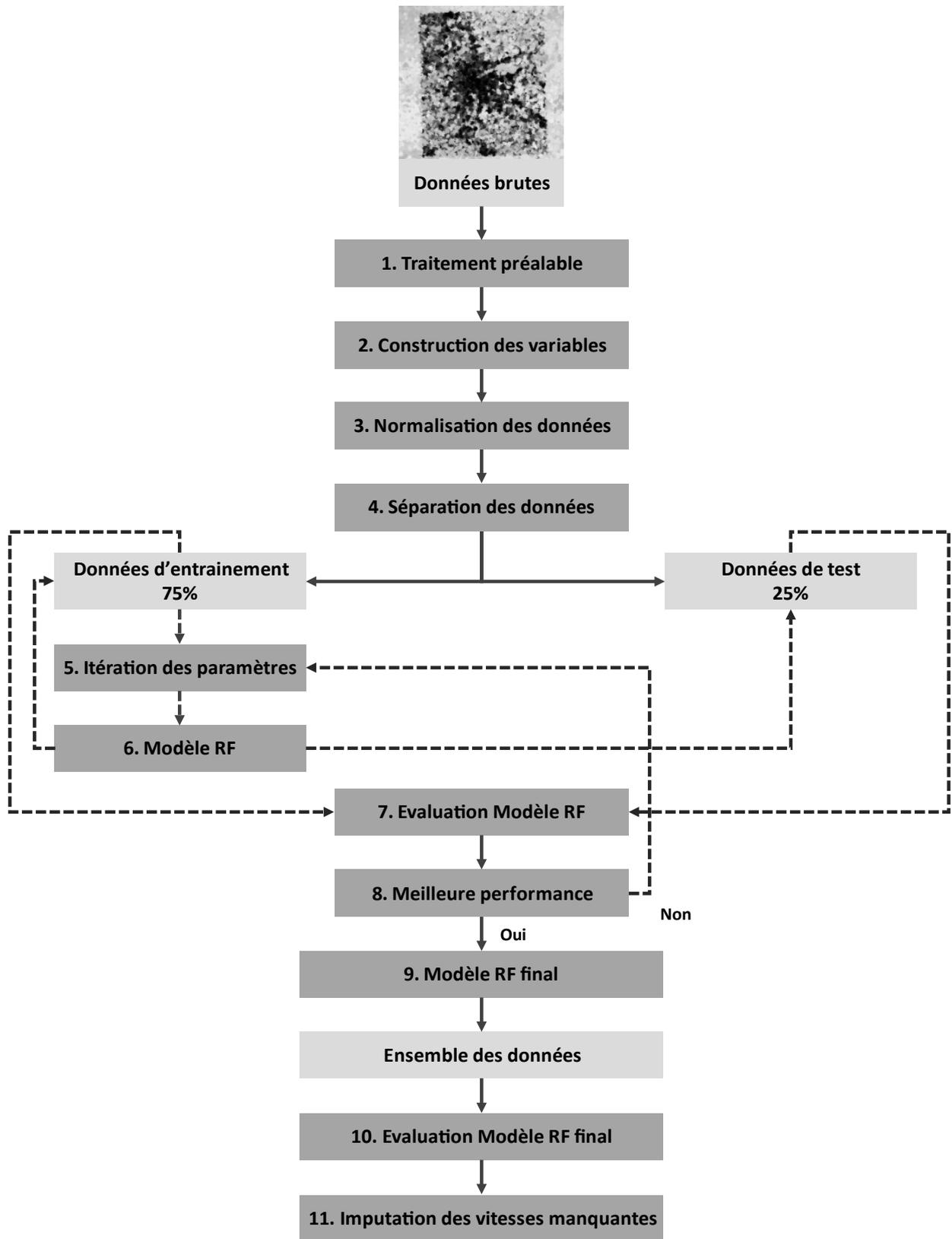


Figure 18 : Méthodologie d'imputation des vitesses manquantes.

2.5.3. Définition des variables explicatives

La littérature sur l'imputation de données manquantes dans le domaine du trafic routier montre l'importance des informations spatio-temporelles dans les modèles de déduction et de prédiction de trafic. Par ailleurs, les caractéristiques intrinsèques des tronçons situés sur le réseau routier exercent également une influence importante sur la vitesse moyenne pratiquée sur ces tronçons. Ainsi, les variables explicatives du modèle RF peuvent être définies selon deux catégories, les variables caractérisant le réseau routier et les variables caractérisant les relations spatio-temporelles du trafic routier. Les variables explicatives caractérisant le réseau routier sont fournies avec les FCDs. Selon le secteur considéré, ces variables sont les suivantes :

1. L'identifiant du tronçon ;
2. La vitesse en condition fluide « *ffs* » ;
3. La Vitesse Maximale Autorisée VMA ;
4. La classification fonctionnelle des tronçons « *frc* » ;
5. L'importance des tronçons dans le réseau « *netclass* » ;
6. Le type de tronçon « *fow* ».

Les variables explicatives caractérisant les relations spatio-temporelles sont, quant à elles, construites. D'une part, trois variables explicatives sont créées pour prendre en considération principalement les similitudes temporelles des données de trafic, tels que :

7. Le jour du mois (1^{er} novembre au 30 novembre) ;
8. Le type de jour (jour ouvré, week-end, jour férié, jours ouvrés et week-end durant les vacances) ;
9. La période de la journée (période d'une durée de quinze minutes variant de la période 1, 00h00-00h14, à la période 96, 23h45-23h59).

D'autre part, deux variables explicatives sont construites sur QGIS pour prendre en compte les similitudes spatiales des données de trafic. Ces deux variables, présentées dans la Figure 19 ci-après, sont définies de la manière suivante :

10. Chaque secteur est divisé en trois sous-secteurs, excepté le périphérique qui est divisé en quatre sous-secteurs. Ainsi, un numéro de classe définissant la localisation d'un tronçon dans un sous-secteur constitue une première variable explicative ;
11. Chaque sous-secteur est ensuite divisé en deux classes qui constituent ainsi la deuxième variable explicative caractérisant les similitudes spatiales.

Les classifications de ces deux variables sont réalisées de manière à avoir une répartition homogène du nombre de tronçons par sous-secteur et par classe à l'intérieur de chaque secteur.

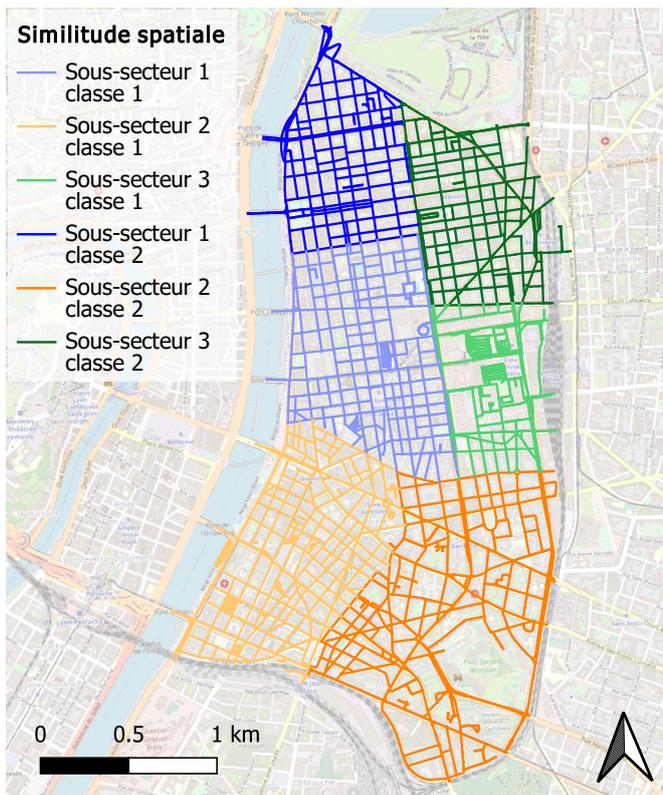


Figure 19 : Illustration des deux variables explicatives caractérisant les similitudes spatiales dans le secteur 8.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

Une matrice constituée des variables de réponse, i.e. des vitesses spatiales observées et manquantes, et des onze variables explicatives présentées ci-dessus est construite pour chaque secteur. Ces variables explicatives et les variables de réponse sont normalisées en fonction du nombre maximal de tronçons du secteur considéré en utilisant l'Equation 5 définie dans la partie 2.5.2 ci-avant. Un extrait de la matrice du secteur 0 avant la normalisation des données est fourni dans le Tableau 1 ci-avant. Finalement, onze modèles RF sont entraînés sur une profondeur d'un mois de données, avec en moyenne 2,2 millions de vitesses spatiales observées pour déduire 4,2 millions de vitesses spatiales manquantes hors périphérique. Comme indiqué en partie 2.3.3 ci-avant, il y a au total 23,6 millions de vitesses spatiales observées utilisées pour déduire 42 millions de vitesses spatiales manquantes.

2.5.4. Evaluation des modèles

Une analyse de sensibilité est réalisée afin de déterminer les paramètres de RF permettant d'obtenir les meilleures performances d'inférence des vitesses spatiales manquantes. Le nombre d'arbres de décision est fixé à 200 lors de cette analyse car il permet d'obtenir les meilleures inférences en considérant les limites des ressources informatiques. La Figure 20 présente la sensibilité du coefficient de corrélation R^2 pour chaque secteur en fonction de la profondeur maximale des arbres de décisions. Les coefficients de corrélation entre les vitesses inférées et les vitesses observées sont représentés en trait pointillé pour les données d'entraînement et en trait plein pour les données de test. La Figure 21 présente de manière similaire la sensibilité de la racine de l'erreur quadratique moyenne **RMSE**. Le secteur périphérique obtient des résultats particulièrement performants sur les données d'entraînement et sur les données de test, pouvant s'expliquer par la grande quantité de données observées. **Il en ressort de ces analyses que les profondeurs maximales des arbres de décision optimales sont comprises entre 20 et 25**, en-dessous les modèles sont sous-entraînés et au-dessus les modèles sont sur-entraînés.

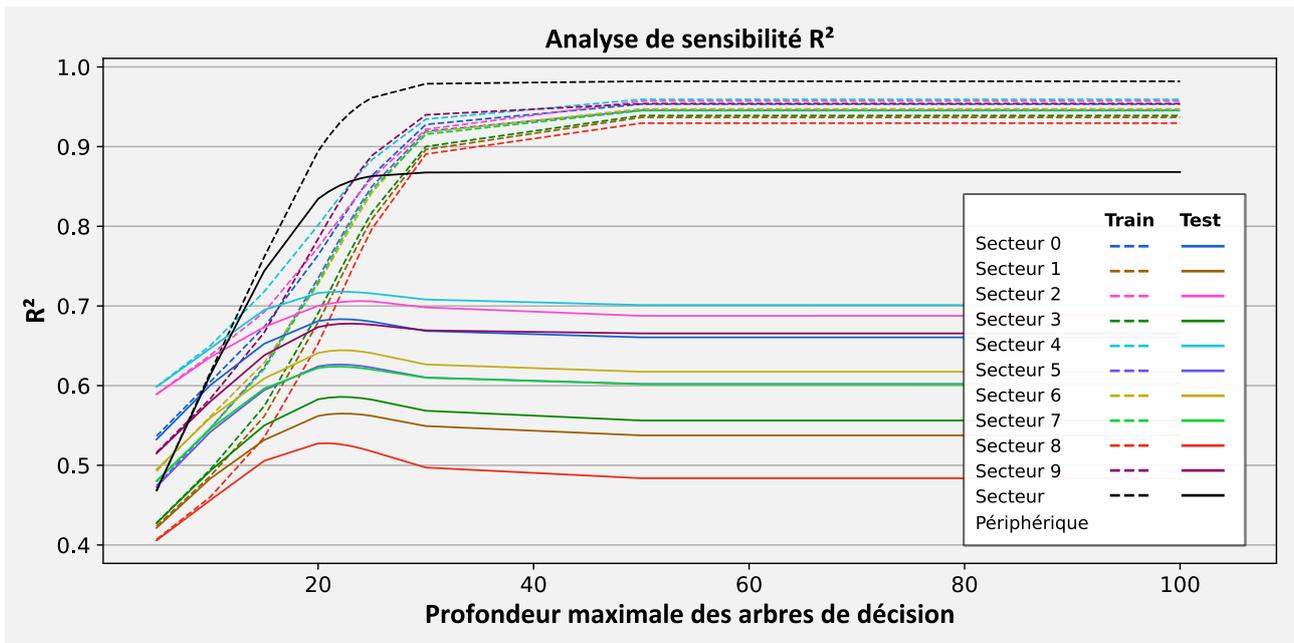


Figure 20 : Analyse de sensibilité de R^2 selon la profondeur maximale des arbres de décision.

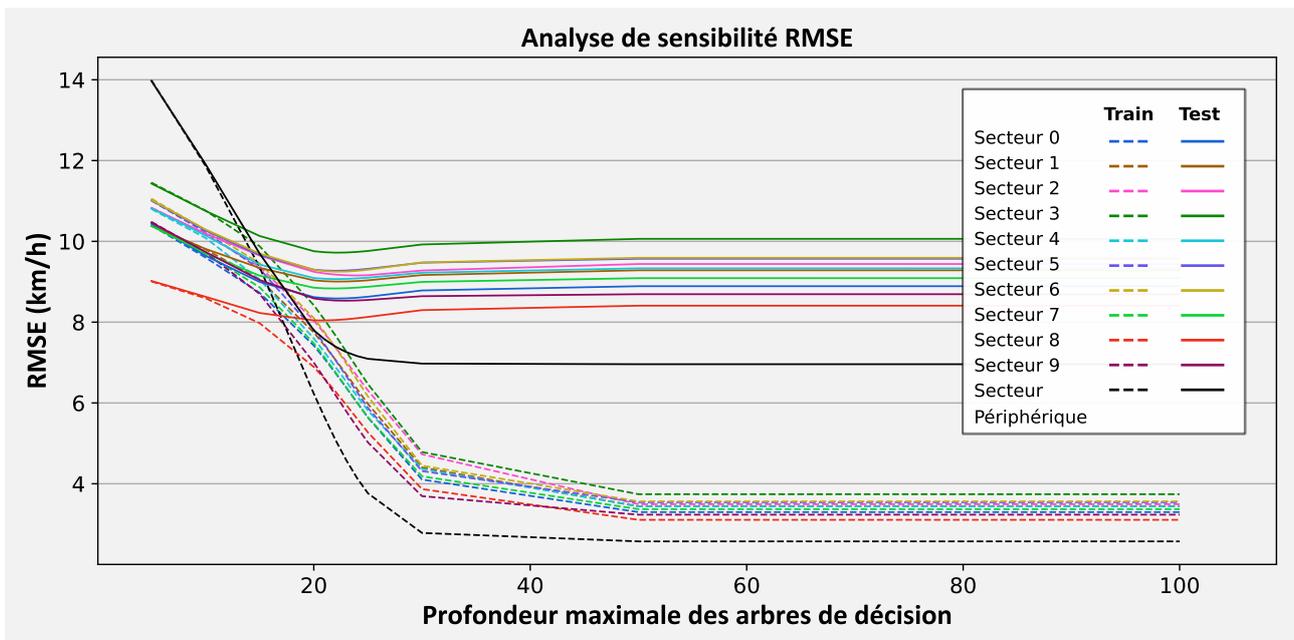


Figure 21 : Analyse de sensibilité de RMSE selon la profondeur maximale des arbres de décision.

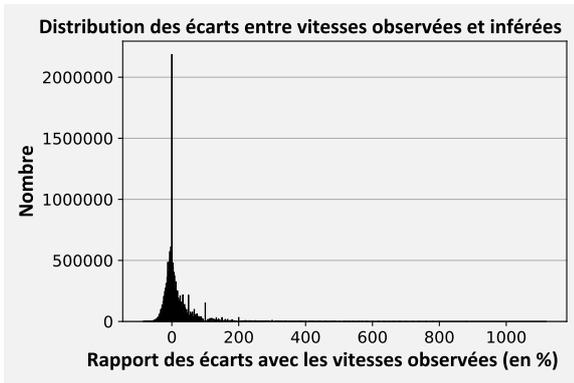
Les modèles sont entraînés sur l'ensemble des données en utilisant les paramètres optimaux déterminés par les analyses de sensibilité pour chaque secteur. Leur performance est évaluée dix fois par modèle à l'aide du RMSE et de R^2 afin de confirmer leur robustesse avec un bootstrapping aléatoire des données d'entrée. Le Tableau 2 ci-après présente les résultats pour chaque secteur, montrant ainsi que les modèles infèrent des vitesses spatiales manquantes avec biais et une variance acceptable.

Secteur	RMSE (km/h)			R ²		
	Médiane	Moyenne	Ecart-type	Médiane	Moyenne	Ecart-type
0	6.9	6.9	9.6×10^{-4}	0.80	0.80	5.64×10^{-5}
1	7.2	7.2	1.9×10^{-3}	0.72	0.72	1.45×10^{-4}
2	6.8	6.8	1.9×10^{-3}	0.84	0.84	9.25×10^{-5}
3	7.8	7.8	1.0×10^{-3}	0.73	0.73	7.20×10^{-5}
4	7.1	7.1	2.9×10^{-3}	0.83	0.83	1.40×10^{-4}
5	7.2	7.2	4.0×10^{-3}	0.77	0.77	2.52×10^{-4}
6	7.5	7.5	3.0×10^{-3}	0.77	0.77	1.89×10^{-4}
7	6.9	6.9	8.4×10^{-4}	0.77	0.77	5.57×10^{-5}
8	6.7	6.7	1.6×10^{-3}	0.67	0.67	1.55×10^{-4}
9	5.9	5.9	3.3×10^{-3}	0.84	0.84	1.71×10^{-4}
Périphérique	3.8	3.8	3.3×10^{-3}	0.96	0.96	6.71×10^{-5}

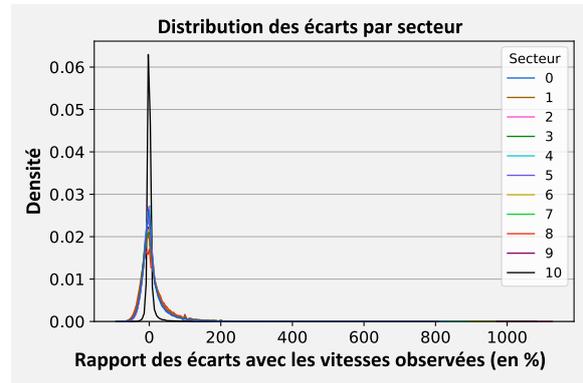
Tableau 2 : Résultats de R² et RMSE pour dix modèles RF avec échantillonnage aléatoire des données d'entrée par secteur.

L'écart ΔV entre les vitesses inférées v_i et observées v_o est calculé en utilisant l'Equation 6 ci-après. La Figure 22 montre que la distribution des écarts est centrée en 0 avec néanmoins des valeurs aberrantes assez importantes. Les Figure 22c et Figure 22d présentent la distribution des écarts compris entre $\pm 30\%$, soit 80% des écarts.

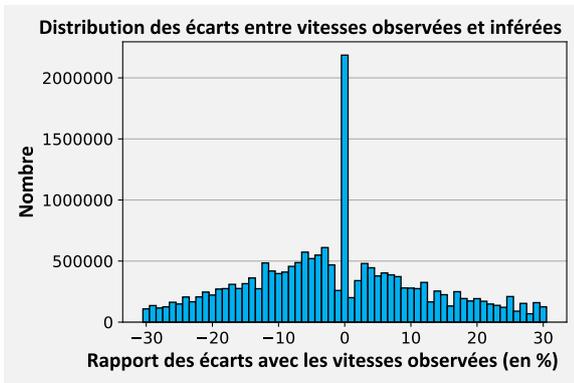
$$\Delta V = \frac{v_i - v_o}{v_o} \times 100 \quad \text{Equation 6}$$



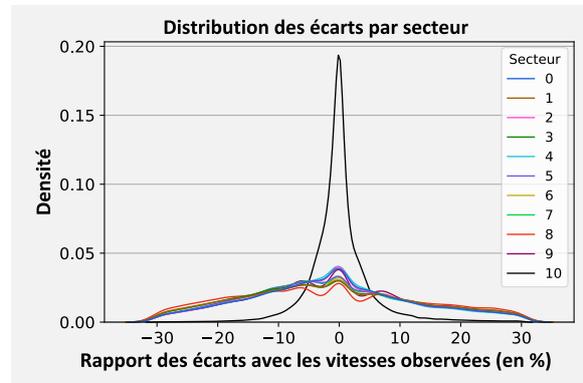
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 22 : (a) Distribution des écarts entre les vitesses inférées et observées sur la zone d'étude ; (b) KDE des écarts entre les vitesses inférées et observées par secteur ; (c) Distribution des écarts entre les vitesses inférées et observées sur la zone d'étude ; (d) KDE des écarts entre les vitesses inférées et observées par secteur.

La carte de chaleur de la Figure 23 ci-après montre le résultat de l'imputation des vitesses inférées par le modèle de RF dans le secteur 0 durant un jour ouvré (lundi 6 novembre 2017).

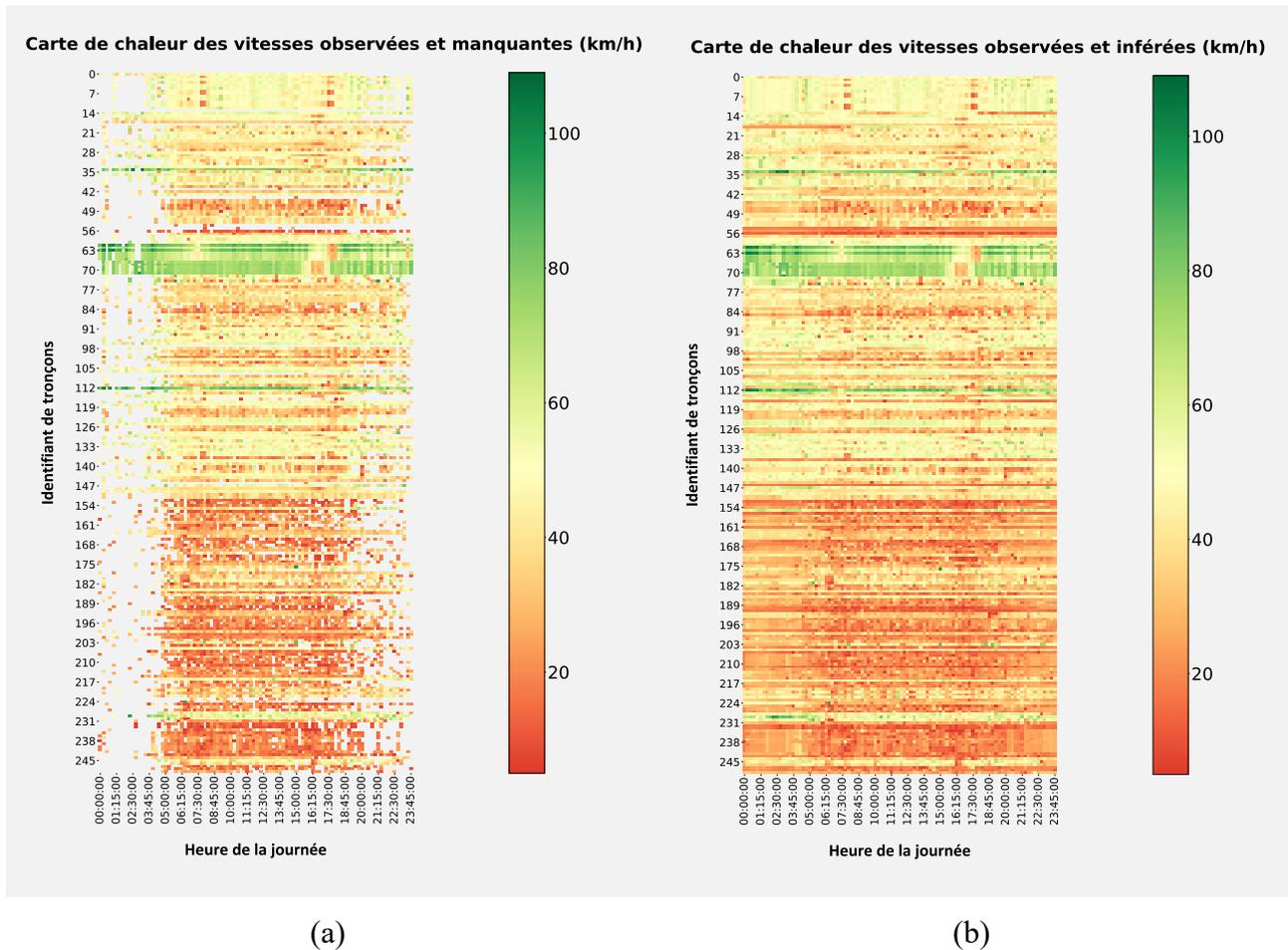


Figure 23 : Carte de chaleur des vitesses spatiales d'un échantillon de tronçons du secteur 0 le 6 novembre 2017 (a) Vitesses observées et manquantes ; (b) Vitesses observées ou inférées si manquantes.

Les principales variables explicatives des modèles hors périphérique sont la vitesse en condition fluide « *ffs* », la période de la journée, l'identifiant des tronçons, et les jours du mois de novembre. La VMA remplace les jours du mois de novembre pour le modèle du périphérique, ce qui peut s'expliquer par une majorité de vitesses manquantes la nuit dans ce secteur. La Figure 24 présente l'importance des variables explicatives dans la construction des modèles RF selon chaque secteur.

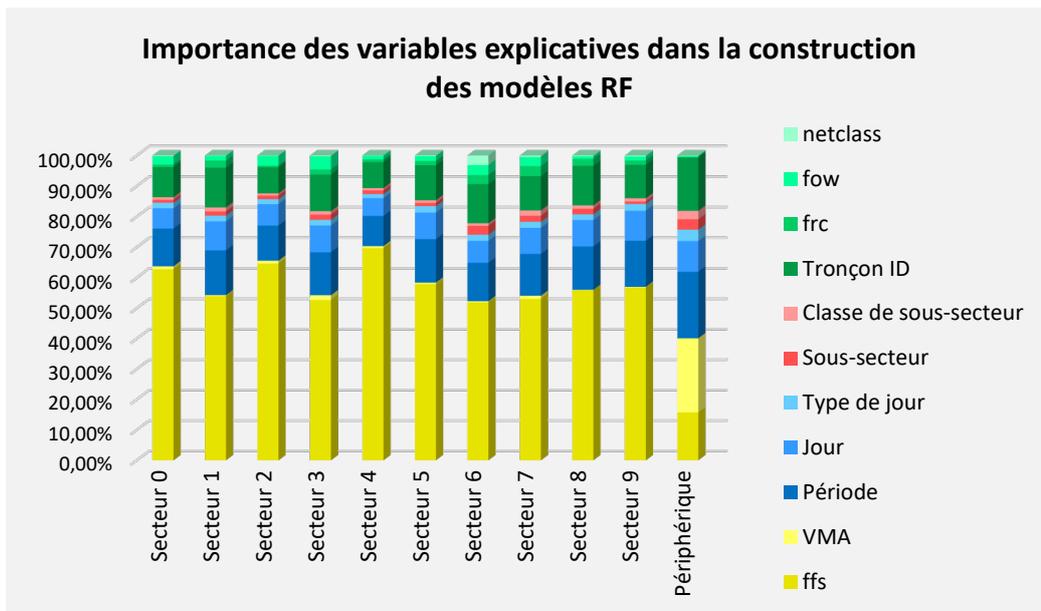
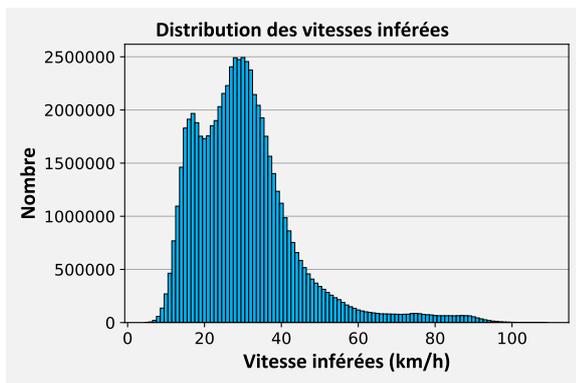
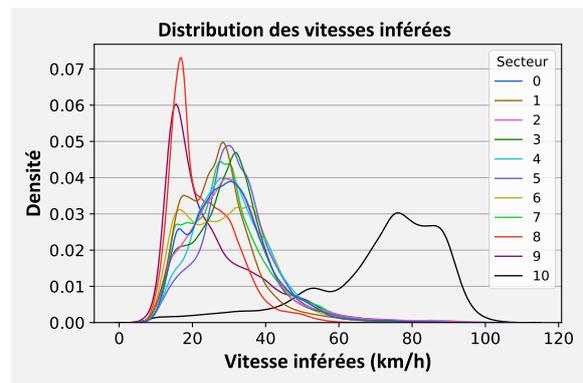


Figure 24 : Importance des variables explicatives dans la construction des modèles RF par secteur.

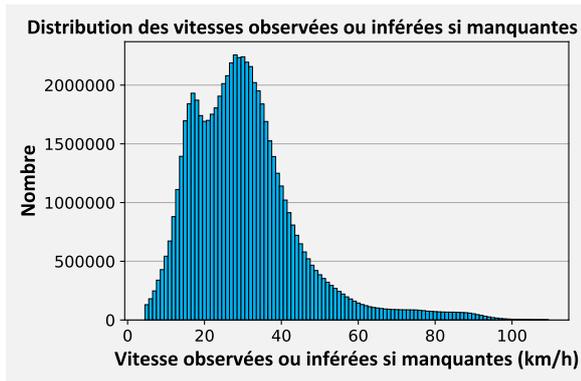
La Figure 25 présente la distribution des vitesses inférées par les modèles v_i (a) et des vitesses observées ou inférées par les modèles lorsqu'il n'y a pas de données v_{oi} (c) sur l'ensemble de la zone d'étude. Elle présente également leur KDE, resp. (b) et (d), pour chaque secteur. L'allure de la courbe de distribution des vitesses v_i et v_{oi} est légèrement différente de celle des vitesses observées, ce qui peut être expliqué par des vitesses quelque peu plus centrées autour d'une valeur par secteur. La moyenne des vitesses inférées et celle des vitesses observées ou inférées lorsqu'il n'y a pas de données sont toutes les deux égales à 30,5km/h et donc proche de celle des vitesses observées égale à 32km/h. Elles varient par secteur de 23km/h dans le secteur 8 à 31,5km/h dans le secteur 4, avec une moyenne de 70km/h sur le périphérique.



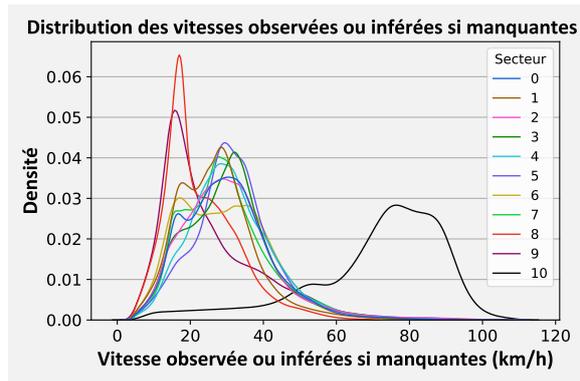
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 25 : (a) Distribution des vitesses inférées sur la zone d'étude ; (b) KDE des vitesses inférées par secteur ; (c) Distribution des vitesses observées ou inférées si manquantes sur la zone d'étude ; (d) KDE des vitesses observées ou inférées si manquantes par secteur.

Les vitesses inférées par les modèles RF sont évaluées sur deux tronçons et sur deux itinéraires empruntant ces tronçons représentés sur la Figure 26. Les résultats de l'analyse des tronçons sont présentés par la Figure 27 et ceux des itinéraires par la Figure 30.

Cartographie des tronçons et des itinéraires utilisés pour l'évaluation des modèles RF

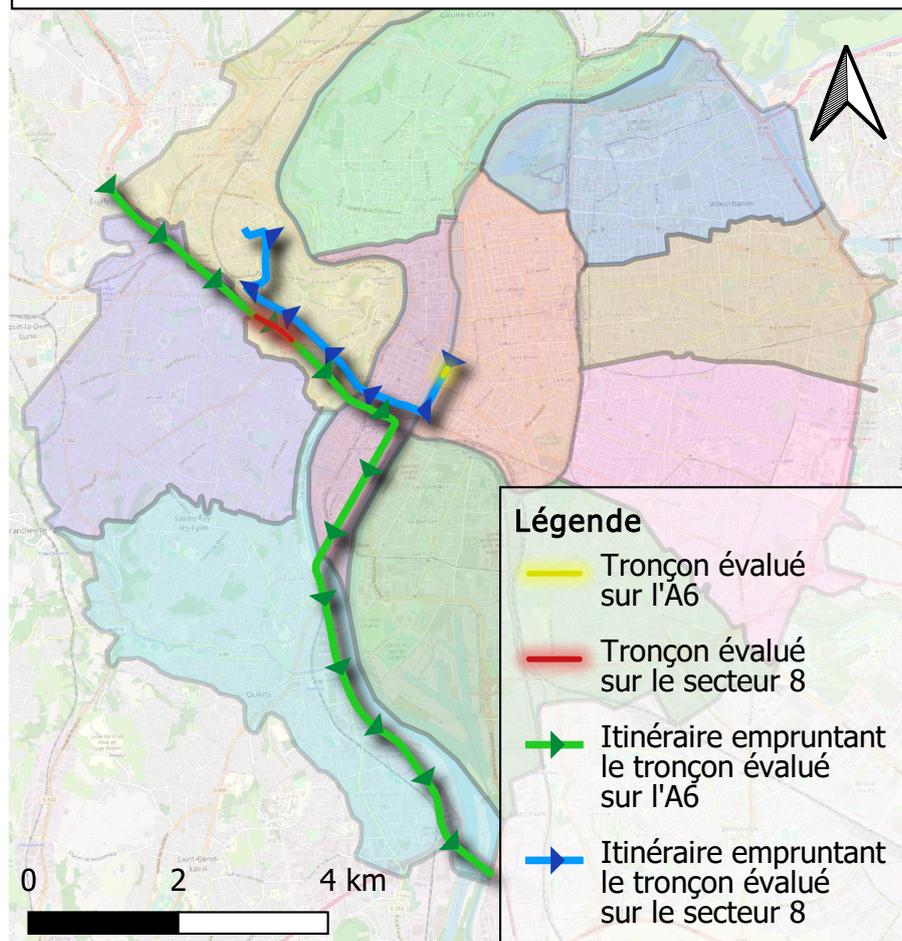


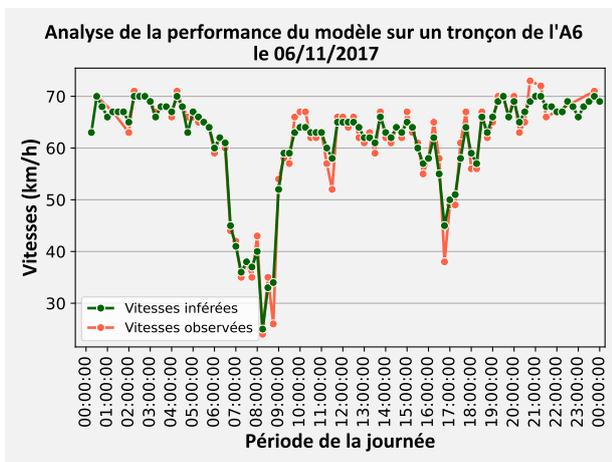
Figure 26 : Cartographie des tronçons et des itinéraires empruntant ces tronçons utilisés pour évaluer les modèles RF d'imputation des vitesses manquantes.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

L'analyse des performances des vitesses inférées sur les deux tronçons porte sur leur mise en perspective avec leurs vitesses spatiales observées tel que calculées dans la partie 2.3.1. Les tronçons sont choisis parmi les secteurs ayant la meilleure et la moins bonne performance d'après le Tableau 2 ci-avant, i.e. resp. le périphérique (cf. Figure 27a, Figure 27b et Figure 27c) et le secteur 8 (cf. Figure 27d, Figure 27e et Figure 27f). Cette comparaison est réalisée pendant une journée du mois de novembre 2017 présentant un coefficient de corrélation R^2 élevé (cf. Figure 27a et Figure 27d), une journée ayant un R^2 faible (cf. Figure 27b et Figure 27e) et enfin sur le profil de vitesse moyen du mois de novembre avec un indice de confiance IC égal à 95% (cf. Figure 27c et Figure 27f). Le Tableau 3 présente les résultats des coefficients de corrélation pour les tronçons sélectionnés pour l'analyse des performances de l'inférence des vitesses spatiales par les modèles RF.

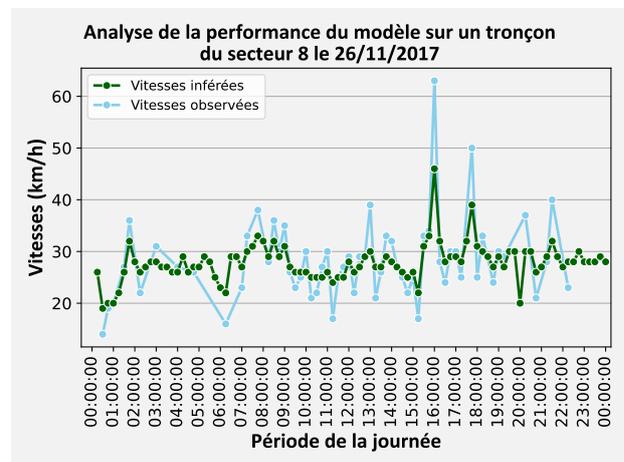
Secteur du tronçon analysé	Identifiant du tronçon	Date	R^2 jour analysé	R^2 mois de novembre 2017
Secteur 8	12500009463722	26/11/2017	0.91	0.77
		21/11/2017	0.61	
Secteur Périphérique	12500009070923	06/11/2017	0.98	0.92
		09/11/2017	0.79	

Tableau 3 : Résultats de R^2 des tronçons utilisés pour l'analyse des performances des modèles RF.

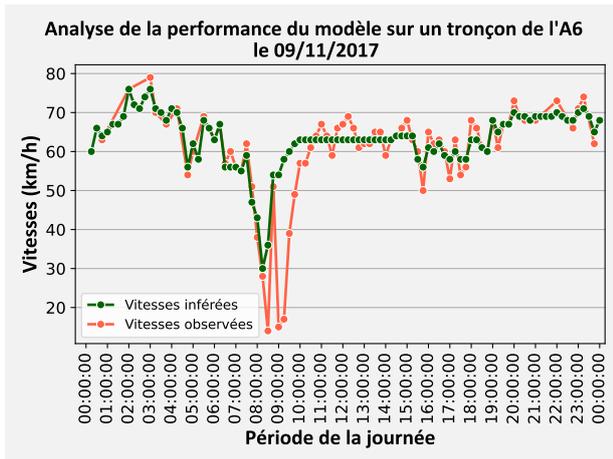
Les profils de vitesses journaliers et mensuels de la Figure 27 montrent la capacité des modèles RF à obtenir une bonne représentativité des conditions de trafic réel sur les tronçons et de leur évolution sur le réseau routier avec notamment une détérioration des conditions de trafic aux heures de pointes. La Figure 27f montre une plus grande variabilité des vitesses observées entre 0h00 et 3h00 sur l'ensemble du mois de novembre pouvant expliquer en partie une moins bonne performance du modèle sur ce tronçon.



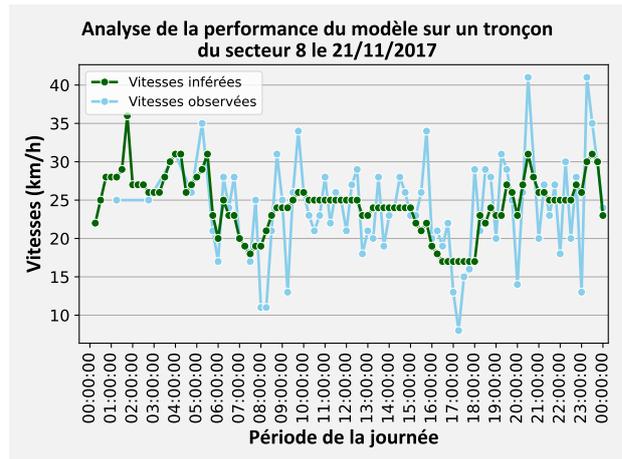
(a)



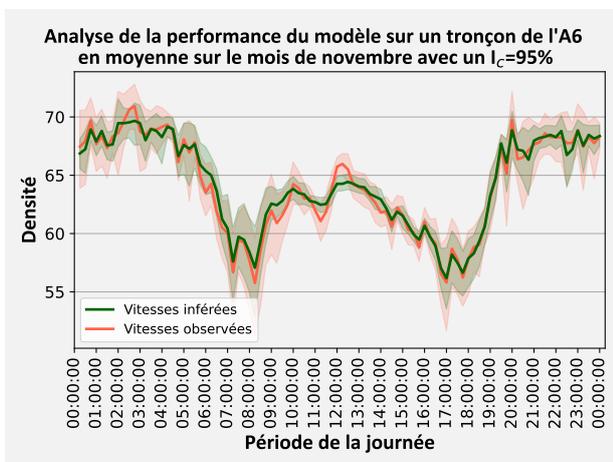
(d)



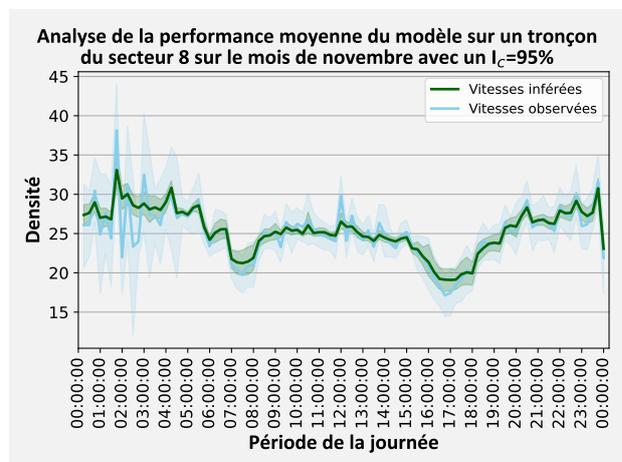
(b)



(e)



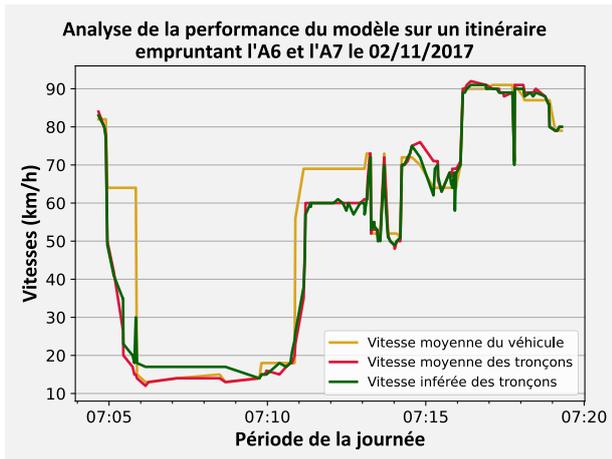
(c)



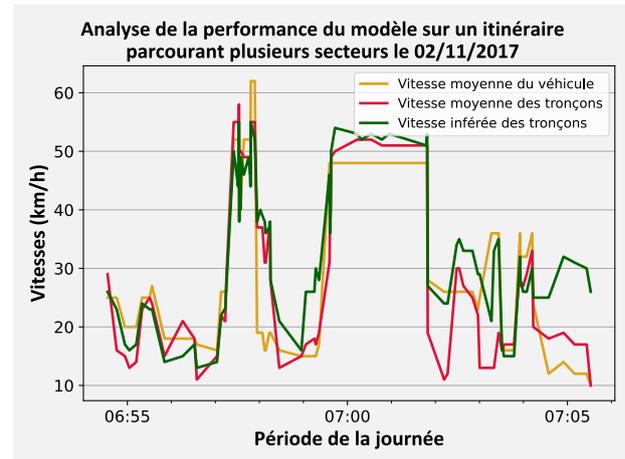
(f)

Figure 27 : Profil des vitesses observées et inférées sur 2 tronçons routiers : (a) profil du tronçon 1 pour une journée avec un R^2 élevé ; (b) profil du tronçon 1 pour une journée avec un R^2 faible ; (c) profil moyen du tronçon 1 pour le mois de novembre 2017 ; (d) profil du tronçon 2 pour une journée avec un R^2 élevé ; (e) profil du tronçon 2 pour une journée avec un R^2 faible ; (f) profil moyen du tronçon 2 pour le mois de novembre 2017.

Les vitesses inférées sont ensuite évaluées le long de deux itinéraires réels provenant des FCDs empruntant chacun un des tronçons précédemment évalués. Ils sont comparés aux vitesses spatiales observées sur chaque tronçon traversé, et aux vitesses du véhicule ayant effectué cet itinéraire. La Figure 28 montre également la capacité des modèles RF à inférer les vitesses des itinéraires avec une précision significative. En effet, le coefficient de corrélation de l'itinéraire empruntant l'A6 et l'A7 est de 0.99 entre les vitesses inférées et les vitesses spatiales observées et de 0.90 entre les vitesses inférées et les vitesses du véhicule. Similairement, le coefficient de corrélation de l'itinéraire parcourant plusieurs secteurs dont le secteur 8 est resp. de 0.91 et de 0.80. Par ailleurs, les figures confirment que les vitesses spatiales observées sont de meilleurs indicateurs que celles des véhicules le long d'un itinéraire. Les profils de vitesses des deux itinéraires issus de FCDs de la Figure 28 montrent la capacité des modèles RF à inférer avec précision les vitesses des tronçons parcourus par un itinéraire. Cela confirme également que le choix de la période d'agrégation de 15 minutes des vitesses spatiales est convenable



(a)



(b)

Figure 28 : Profil des vitesses observées et inférées sur 2 itinéraires réels issus de FCDs : (a) itinéraire réel empruntant l'A6 et l'A7 ; (b) itinéraire réel empruntant plusieurs secteurs dont le secteur 8.

2.6. Conclusion

Ce chapitre propose une méthode d'imputation des vitesses manquantes agrégées par période de quinze minutes sur les tronçons du réseau routier. Ce réseau est partitionné afin (i) de paralléliser le processus d'imputation et de faciliter la programmation et (ii) de prendre en compte les similitudes de trafic à l'intérieur de chaque secteur. Un filtre du réseau secondaire à faible trafic est également appliqué pour réduire la quantité des données manquantes. Un modèle Random Forest est entraîné à partir d'une profondeur de données historiques d'un mois, sur chaque secteur du réseau partitionné et filtré. Des variables explicatives prenant en considération les relations spatio-temporelles des conditions de trafic et les caractéristiques intrinsèques des tronçons routiers sont utilisées pour entraîner le modèle. Une quantité de données manquantes de 64% est inférée par le modèle avec une précision significative permettant de prendre en compte les variations des conditions de trafic sur les tronçons et le long d'un itinéraire réel issu de FCDs. Ces vitesses inférées permettent ainsi la reconstitution de la carte dynamique des vitesses nécessaire pour l'estimation des émissions sur les tronçons et la recherche d'éco-itinéraires alternatifs aux itinéraires réels issus d'une base de données FCDs.

Chapitre 3

Recherche d'éco-itinéraires à l'échelle usager

Les parties de ce chapitre ont contribué à la publication d'un article dans une revue internationale avec comité de lecture répertoriée par l'HCERES et d'une présentation en conférence nationale :

Jayol, Alexandre & Lejri, Delphine & Leclercq, Ludovic. (2022). *Routes Alternatives with Reduced Emissions: Large-Scale Statistical Analysis of Probe Vehicle Data in Lyon*. Atmosphere. 10.3390/atmos13101681.

Alexandre Jayol, Delphine Lejri, Ludovic Leclercq. (2023). *Eco-routing : Etude à grande échelle des itinéraires issus de données GPS à Lyon*. ROADEF 2023.

Dans ce chapitre, une méthode est proposée pour rechercher des éco-itinéraires alternatifs moins polluants à l'échelle de l'utilisateur à partir d'une base de données fiable de traces GNSS. Dans un premier temps, ce chapitre présente le modèle d'éco-navigation développé dans le cadre de cette thèse qui associe la carte dynamique des vitesses reconstituée au précédent chapitre avec l'algorithme « *time-dependent* » de Dijkstra. Dans un deuxième temps, une méthode de traitement des itinéraires issus des FCDs est proposée pour, d'une part reconstituer certains itinéraires présentant des discontinuités spatiales et temporelles et d'autre part, sélectionner ceux pour lesquels la recherche d'éco-itinéraires alternatifs présente un véritable intérêt. Ce traitement permet ainsi d'obtenir un ensemble d'itinéraires fidèle aux itinéraires réellement réalisés et fiable dans les gains potentiels en émissions. Ce chapitre se conclut par la présentation de la méthode utilisée pour estimer les émissions des itinéraires réels et alternatifs à l'aide du modèle macroscopique d'émission COPERT (COMputer Programme to calculate EMissions from Road Transport).

3.1. Modèle d'éco-navigation

3.1.1. Avant-propos

La méthode d'éco-navigation proposée repose sur l'hypothèse qu'un réseau routier dynamique fournissant des états de trafic toutes les quinze minutes à partir d'une base de données massives issues de FCDs tel que construit au Chapitre 2, et associé à un modèle d'émission macroscopique basé sur les vitesses moyennes, peut être un outil efficace pour trouver un itinéraire émettant moins de polluants atmosphériques. Néanmoins, l'exemple de reports de circulation sur les réseaux secondaires

en cas de congestion avec l'utilisation d'application GNSS tel que *Waze* ou *Google maps* montre que ces réseaux ne sont pas adaptés pour recevoir ces flux. En effet, proposer des éco-itinéraires sur ces réseaux secondaires pourrait provoquer « des situations de congestion induites, des nuisances environnementales, des risques accrus de sécurité publique et des coûts de maintenance supplémentaires » [58]. Ainsi, la méthode de recherche d'éco-itinéraire est soumise à une règle lors de son implémentation : éviter les tronçons du réseau secondaire à faible trafic tel que défini précédemment à la partie 2.3.3 car ces tronçons n'ont pas été dimensionnés pour supporter un trafic supplémentaire induit par un report de circulation. En effet, la méthode proposée recherche à améliorer la qualité de l'air en diminuant les émissions de polluants à l'échelle de l'utilisateur tout en évitant de causer des externalités environnementales négatives sur le réseau secondaire. En outre, cette partie se focalise sur la recherche d'un éco-itinéraire alternatif dans des conditions de trafic supposées stable, i.e. l'éco-itinéraire alternatif n'induit pas de conséquence sur le trafic. Les pentes de la route, la météo ou encore l'accélération n'ont pas été pris en considération bien que ces paramètres aient un impact non négligeable sur les émissions de polluants. En effet, la recherche se concentre uniquement (i) sur l'étude à l'échelle usager de la variabilité des éco-itinéraires en fonction des conditions de trafic du réseau routier, des facteurs d'émissions de différents polluants et de la motorisation des véhicules (cf. Chapitre 2, Chapitre 3, et Chapitre 4), puis (ii) sur l'étude à l'échelle du réseau urbain de la réorganisation du réseau à la suite de la mise en place d'une stratégie d'éco-navigation ciblée (cf. Chapitre 5).

3.1.2. Revue de littérature

D'un point de vue méthodologique, les modèles de simulation de trafic constituent des outils attrayants pour réaliser des études sur l'éco-navigation à grande échelle. Cependant, ces modèles demeurent moins représentatifs du monde réel que les itinéraires provenant des données GNSS. En effet, l'utilisation des itinéraires provenant des FCDs semble plus pertinente pour étudier les problèmes d'éco-navigation avec l'objectif de proposer un éco-itinéraire alternatif à ces itinéraires réels [26]. Par ailleurs, les équipements OEMs et PEMS, permettant une mesure directe des émissions d'un véhicule durant son parcours, sont onéreux et restreignent l'étude aux véhicules impliqués dans la collection des données.

Les méthodes d'éco-navigation développées à partir de données expérimentales s'appuient soit (i) sur des mesures de trafic (boucles, capteurs, GNSS, etc.), soit (ii) sur des mesures d'émissions (OEMs, PEMS). Ericsson et al. [21] ont proposé une méthode utilisant deux modèles microscopiques de consommation de carburant directement liés aux émissions de CO₂ (VETO et VeTESS) sur un ensemble de données de sondes GNSS recueillies par 284 véhicules pendant dix mois dans le cadre d'une étude sur les dispositifs intelligents d'adaptation de la vitesse à Lund (Suède). Ils ont travaillé avec ArcGIS et son module intégré d'analyse de réseau basé sur l'algorithme de Dijkstra [59] pour rechercher un itinéraire alternatif statique en vue de réduire la consommation de carburant d'un trajet réel. Ils ont ensuite recherché un itinéraire alternatif tenant compte des perturbations du trafic pour produire un système de guidage routier dynamique. **Cependant, malgré les nombreuses données disponibles dans une zone de taille moyenne de 27 km² avec 2 232 tronçons, ils ont seulement travaillé sur une faible quantité de trajets en raison des opérations de traitement complexes liés à la nature des données GNSS. Par ailleurs, leur méthode d'éco-navigation dynamique était conçue de manière assez rudimentaire avec une agrégation étendue des facteurs de consommation auxquels des pénalités étaient ajoutées pour prendre en compte les conditions de trafic.** Yao et Song [22] ont exploité des données provenant de dispositifs embarqués PEMS afin

de construire leurs modèles d'émission et de consommation en utilisant un modèle d'émission microscopique (VSP) avec un processus d'agrégation. A partir des travaux de Lin et al. [60], ils ont constitué une base de données d'informations dynamique des temps de parcours sur les tronçons du réseau routier. Cette base de données était construite en couplant les informations du trafic routier issues d'un système de véhicules sondes avec une base de données historique. Elle proposait une mise à jour des temps de parcours toutes les cinq minutes. Leur méthode d'éco-navigation dynamique était ainsi conçue avec l'algorithme « *time-dependent* » de Dijkstra implémenté sur un graphe pondéré avec les informations provenant de cette base de données. **Cependant, la méthode pour estimer les vitesses des tronçons formulée par Lin et al. est une méthode nationale relativement peu adaptée à la production d'informations dynamiques à intervalles de cinq minutes. De plus, les itinéraires étudiés étaient basés sur des ODs simulées aléatoirement et ne provenaient donc pas de véritables ODs issues de trajets réalisés.** Zeng et al. ont exploité les données de 153 véhicules sondes circulant dans le réseau urbain de la ville de Toyota au Japon dans le cadre de plusieurs études. Ces véhicules ont été équipés de dispositifs embarqués GNSS et CAN (Controller Area Network) afin de fournir des informations telles que la vitesse, l'accélération et la consommation de carburant, en les géolocalisant. En premier lieu, ils se sont appuyés sur ces données pour prédire la consommation de carburant à l'aide de machines à vecteurs de support (SVM) [23]. Ensuite, ils les ont utilisées pour mener des études sur l'éco-navigation des véhicules au regard de leurs émissions de CO₂ [16,24,25]. En 2016, ils ont associé la théorie sur la dynamique des véhicules avec les données provenant des appareils CAN pour estimer la consommation de carburant, les émissions de CO₂ ainsi que les temps de parcours à l'échelle du tronçon routier [16]. En 2017, ils ont entraîné le modèle de Machine Learning SVM avec les émissions de CO₂ provenant des tronçons afin de prédire directement les émissions de ce polluant sur chaque tronçon du réseau [24]. Ces deux études ont modélisé un graphe orienté représentant un réseau routier composé de 12 877 tronçons sur lequel une méthode d'éco-navigation statique a été mise en œuvre. Cette méthode d'éco-navigation utilisait l'algorithme de Dijkstra, une contrainte sur le temps de parcours ainsi que les k-SPs pour minimiser à la fois les émissions de CO₂ et le temps parcours selon le concept d'optimum de Pareto. Dans la première étude publiée en 2016, les observations manquantes ont été inférées en pondérant les données issues des tronçons voisins, tandis qu'elles ont été inférées directement avec le modèle SVM dans la seconde. Sur une période d'un mois, près de 8 000 itinéraires réels ont été analysés par ces deux études. En 2020, ils ont mis à jour leurs précédents travaux avec une nouvelle théorie sur la dynamique des véhicules et un nouveau modèle d'éco-navigation utilisant la technique de relaxation lagrangienne et en considérant un budget spécifique de temps de parcours selon une probabilité d'arriver à l'heure à la destination [25]. **Néanmoins, les observations manquantes sur les tronçons ont été inférées par une méthode relativement simple utilisant les tronçons voisins dans ces deux études. En outre, leurs méthodes d'éco-navigation étaient statiques, s'appuyaient sur des données agrégées à l'échelle du mois ce qui ne permet pas de tenir compte des phénomènes de congestion. Leurs travaux se sont focalisés sur la recherche d'éco-itinéraire au regard de la consommation de carburant et des émissions de CO₂ sans rechercher d'autres polluants ni évaluer l'impact de la technologie des moteurs.**

En simulation de trafic, les méthodes d'éco-navigation permettent d'effectuer des recherches intéressantes à l'échelle du réseau. En particulier, elles offrent la possibilité d'étudier de nombreux trajets en tenant compte des émissions et de la consommation de carburant d'un parc automobile pouvant être discriminé en plusieurs sous-populations de véhicules. Par exemple, Ahn et Rakha [15] et Guo et al. [18] ont analysé l'impact de la pénétration des systèmes d'éco-navigation sur la

performance du réseau. En associant le logiciel INTEGRATION avec le modèle d'émission microscopique VT-Micro, Ahn et Rakha ont observé avec leur méthode ECO-AFA et TT-AFA que les avantages liés à l'utilisation d'un système d'éco-navigation ont tendance à augmenter conjointement à son niveau de pénétration dans le réseau. **Néanmoins, ces travaux n'ont pas étudié de stratégie de ciblage d'éco-itinéraire.** En couplant TRANSIMS avec MOVES, Guo et al. ont découvert que des gains significatifs et durables peuvent être obtenus avec l'éco-navigation et ce, même à de faibles taux de pénétration grâce à des stratégies ciblées. En effet, une stratégie ciblée d'éco-navigation, appliquée à 10% des trajets, a permis près de la moitié des gains en émissions dans leur étude. En outre, ces gains ont été obtenus presque entièrement dès lors que le taux de pénétration de l'éco-navigation concernait 40% des trajets. **La stratégie ciblée d'éco-itinéraires mise en œuvre présente cependant des lacunes concernant l'évaluation des émissions. En effet, les émissions estimées pour développer leur modèle d'éco-navigation ont été agrégées sur une période d'une heure correspondant à la durée de leur simulation.** En combinant VISSIM et un modèle d'émission microscopique basé sur la puissance spécifique des véhicules (VSP), Bandeira et al. [20] ont constaté que l'éco-navigation visant l'utilisateur équilibré (UE) pouvait avoir des effets négatifs à l'échelle du réseau. **Bien que cette étude ait utilisé des données GNSS pour calibrer le modèle de trafic, elle portait sur un simple réseau composé uniquement de 8 tronçons. Elle ne portait pas également sur la mise en œuvre de stratégie de ciblage.** Wang et al. [17] ont proposé une méthode d'éco-navigation en temps réel avec INTEGRATION et VT-CPFM, obtenant une meilleure consommation d'énergie à l'échelle du réseau que leurs précédentes méthodes ECO-AFA et TT-AFA [15,19]. **Toutefois, ces travaux n'ont pas étudié de stratégie de ciblage d'éco-itinéraire à l'instar des travaux précédents.**

3.1.3. Présentation du modèle

Les verrous scientifiques présentés ci-avant met en exergue les points faibles actuels des études sur l'éco-navigation basée sur des données expérimentales. En effet, les données GNSS nécessitent un traitement relativement conséquent mais nécessaire afin de pouvoir évaluer le potentiel de l'éco-navigation. Une évaluation sur des itinéraires tronqués ou peu fiables, une méthode d'éco-navigation ne prenant pas ou pas suffisamment en compte les conditions de trafic de manière précise, ou encore une évaluation peu précise des émissions avec des agrégations de données conséquentes induisent de nombreux biais dans les études sur l'éco-navigation. L'étude de la littérature sur l'éco-navigation montre que plusieurs travaux utilisent l'algorithme de Dijkstra pour rechercher un éco-itinéraire. Dans le cadre de cette thèse, une méthode d'éco-navigation « *time dependent* » est implémentée avec l'algorithme de Dijkstra afin de rechercher des éco-itinéraires alternatifs tout en limitant les biais induits par les FCDs. Cette méthode sera mise en œuvre sur un graphe orienté dynamique composé de tronçons routiers pour rechercher des itinéraires alternatifs (i) à des itinéraires réels d'une base de données fiable dans le Chapitre 4 et (ii) à des itinéraires simulés dans le Chapitre 5 avec des agrégations de données relativement faibles dans les deux études. Les émissions ainsi que les temps de parcours sur les tronçons obtenus sont incorporés pour chaque période de la journée dans les arêtes du graphe lors de sa construction. Le modèle d'éco-navigation « *time dependent* » s'appuie sur l'algorithme de Dijkstra proposé dans la librairie NetworkX sur Python. Cet algorithme est amélioré afin de prendre en considération l'évolution des émissions et de la consommation sur les tronçons en fonction de l'horaire d'arrivée sur le tronçon considéré. La méthode nécessite en données d'entrée les paramètres suivants :

- L'origine de l'itinéraire en coordonnée (X,Y,Z) ;

- La destination de l'itinéraire dans le même format que l'origine ;
- L'horaire du départ.

Le temps de parcours cumulé et les émissions cumulées sont stockés par l'algorithme. Les émissions sont mises à jour en temps réel en fonction de l'horaire d'arrivée sur le tronçon. Le chemin le plus rapide est également évalué à partir de l'algorithme « *time dependent* » en s'appuyant sur le temps de parcours à la place des émissions. Par ailleurs, étant indépendant du temps, le chemin le plus court est recherché à l'aide de l'algorithme de Dijkstra original.

3.2. Traitement des itinéraires issus des FCDs

3.2.1. Préambule

Les FCDs présentent un véritable intérêt dans l'étude du trafic routier permettant d'obtenir la géolocalisation des véhicules circulant sur le réseau à intervalle régulier, d'estimer les données caractéristiques de leur déplacement et d'inférer les états de trafic du réseau (cf. Chapitre 1 et Chapitre 2). Néanmoins, elles présentent certains inconvénients identifiés dans la littérature tels que (i) l'enregistrement de plusieurs ODs (Origine-Destination) successives stockées à l'intérieur d'un seul trajet ayant un identifiant unique ; (ii) des interruptions de traces GNSS dues à une perte de signal d'un ou plusieurs satellites entraînant une absence d'information sur une partie du trajet (tunnels, interférences près des immeubles de grande hauteur, etc.) ; (iii) les positions hors du réseau routier nécessitant un mapmatching ; (iv) du bruit dans le trajet réalisé (« *dwell time* », i.e. la période d'attente à un endroit pour prendre ou déposer un passager ou une commission ; un détour de trajet délibéré ou à la suite d'une erreur de direction ; la recherche d'une place de parking à proximité de la destination ; le démarrage précipité du véhicule dans la mauvaise direction nécessitant un reroutage dès l'origine du trajet ; l'arrêt de l'appareil GNSS avec un temps de retard par rapport à l'arrêt du véhicule) [21,61,62].

Pour remédier à ces inconvénients, un traitement est réalisé sur les itinéraires issus des FCDs fournies par Mediamobile afin de préserver la structure originale du parcours réalisé par le véhicule d'une part, et d'autre part de construire une base d'itinéraires fiable pour lesquels il y a un réel intérêt à rechercher un éco-itinéraire alternatif. L'étude s'est focalisée sur la période du 1^{er} novembre 2017 au 10 novembre 2017 afin de notamment limiter les temps de calcul, avec tout de même près de 170 000 itinéraires dans la base de données. Ces itinéraires sont recentrés sur la zone d'étude définie à la partie 2.2.1 du Chapitre 2 afin d'exploiter la carte des vitesses reconstituée dans ce précédent chapitre. Ainsi, les itinéraires ayant une Origine et/ou une Destination en dehors de la zone d'étude sont tronqués et, une Origine et/ou une Destination leur est attribuée à la limite de la zone d'étude. Les itinéraires sortant puis entrant dans la zone d'étude sont quant à eux retirés de la base de données.

3.2.2. Amélioration des itinéraires

Une analyse est réalisée afin de contrôler la continuité spatiale et temporelle des observations. Pour ce faire, un graphe orienté du réseau routier de la zone étudiée est construit en conservant toutefois les tronçons de classe « *frc 7* » avec l'objectif de préserver le parcours du véhicule le plus fidèlement possible de la réalité. La Figure 29 présente ainsi le graphe orienté utilisé pour la complétion spatiale des itinéraires lacunaires après un traitement préalable de certains tronçons « *frc 7* ».

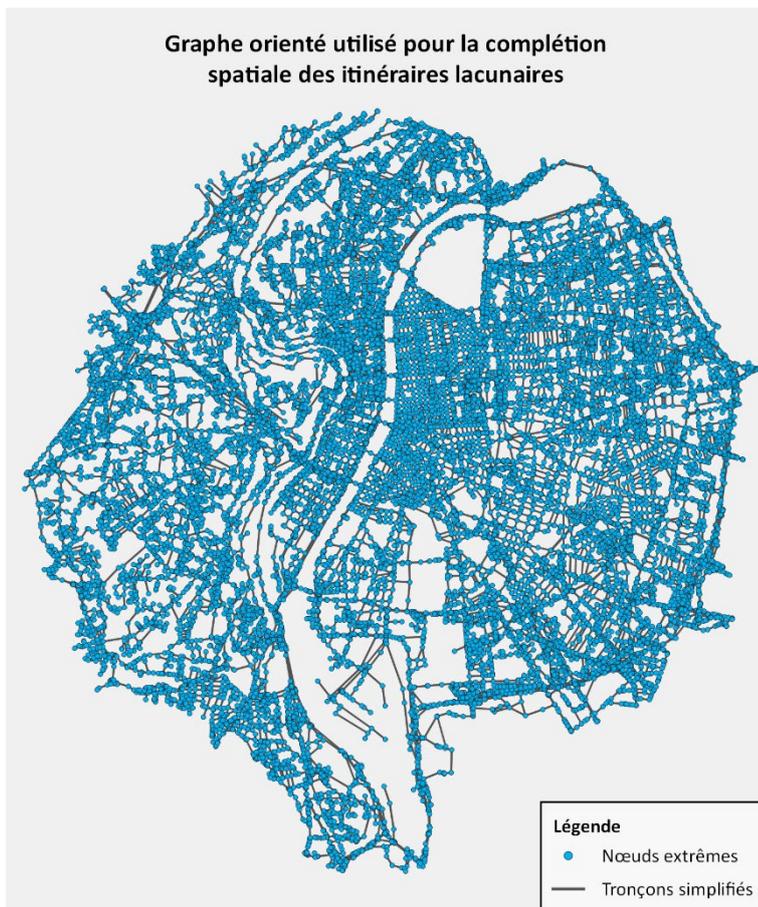


Figure 29 : Graphe orienté composé de 39 509 tronçons utilisé pour la complétion spatiale des itinéraires lacunaires.

Concernant l'étude de la continuité temporelle, une condition portant sur la durée entre deux observations est définie pour déterminer si le véhicule s'est arrêté ou si l'interruption de traces GNSS est trop importante. Si cette durée est supérieure à trente minutes alors l'itinéraire est considéré comme discontinu temporellement. Bien que cette durée puisse sembler particulièrement grande, elle est fixée de manière à conserver les itinéraires rencontrant de la congestion lors de leur parcours et permet une première épuration des itinéraires. Ainsi, cette analyse sur la continuité temporelle conduit à un retrait d'environ 100 000 itinéraires de la base de données, i.e. environ 60%.

L'étude de la continuité spatiale porte ainsi sur la base de données obtenue précédemment, i.e. composée d'itinéraires continus temporellement. Cette étude aboutit à la construction de deux ensembles de données, constitué d'itinéraires « continus » spatialement et temporellement d'une part et d'itinéraires « améliorés » spatialement d'autre part. Par la suite les itinéraires « continus » désigneront les itinéraires continus spatialement et temporellement et les itinéraires « améliorés » qualifieront les itinéraires continus temporellement et améliorés spatialement. Tout d'abord, la première étape consiste à évaluer la continuité des tronçons parcourus en vérifiant que le dernier nœud du tronçon i est identique au premier nœud du tronçon $i+1$. Lors d'observations successives sur le même tronçon, seule la première observation est conservée. A l'issue de cette étape, un premier ensemble de données est formé avec près de 19 000 itinéraires « continus », ce qui représente une base de données robuste à étudier. Cependant, une analyse de ces itinéraires montre la nécessité de filtrer une partie d'entre eux ne présentant pas d'intérêt dans la recherche d'éco-itinéraires. Cette épuration conduit ainsi à une réduction significative du nombre d'itinéraires « continus » de la base de données. En conséquence, une amélioration des itinéraires continus temporellement mais discontinus spatialement est réalisée en vue de répondre à l'objectif de rechercher des éco-itinéraires

alternatifs à des itinéraires réels issus d'une base de données robuste et fiable préservant le pattern du trafic journalier. D'une part, il est nécessaire de reconstruire des itinéraires représentant le plus fidèlement possible le trajet réalisé et d'autre part, les itinéraires de la base de données doivent être également distribués sur l'ensemble du réseau routier. De manière identique à la première étape, la continuité spatiale des tronçons parcourus est vérifiée. Néanmoins, lorsqu'une discontinuité est repérée, le plus court chemin est recherché sur le graphe orienté de la Figure 29 à l'aide de l'algorithme de Dijkstra. Cette méthode s'inspire de la méthode de « trip enrichment » de Papuri et al. [63] qui recherche le plus court chemin entre deux nœuds afin de restaurer un trajet incomplet. Les itinéraires sont conservés et « améliorés » en fonction d'un seuil de distance du trajet déterminé par l'algorithme entre deux nœuds discontinus. Une analyse de sensibilité est réalisée en faisant varier ce seuil de 500m à 3 000m par pas de 500m afin d'augmenter le nombre d'itinéraires dans la base de données tout en contrôlant la distribution géographique des itinéraires. Le nombre d'itinéraires « améliorés » dépend de ce seuil comme le montre la Figure 30 ci-après : plus le seuil d'acceptabilité est élevé plus il y a d'itinéraires améliorés. La Figure 31 présente l'évolution de la couverture moyenne spatiale des tronçons parcourus par secteur en fonction du seuil de complétion des itinéraires. La couverture spatiale présente une évolution significative en utilisant le seuil de 1 000m pour définir d'une part les itinéraires à conserver et améliorer et d'autre part ceux à retirer.

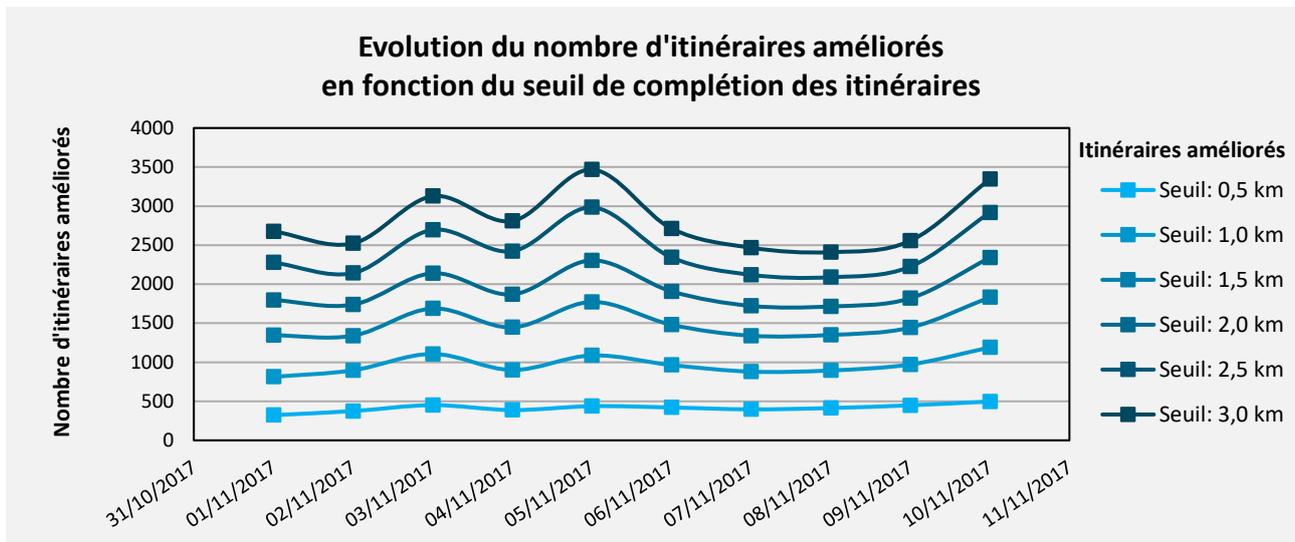


Figure 30 : Evolution du nombre d'itinéraires améliorés en fonction du seuil de complétion des itinéraires mise en perspective avec le nombre d'itinéraires continus avec et sans filtre.

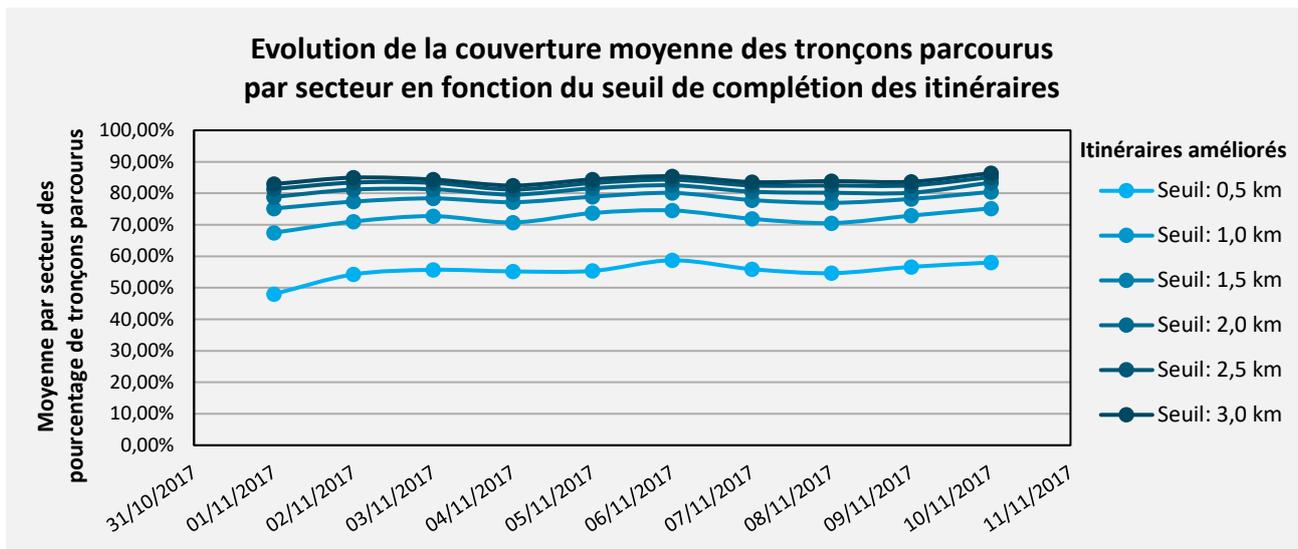
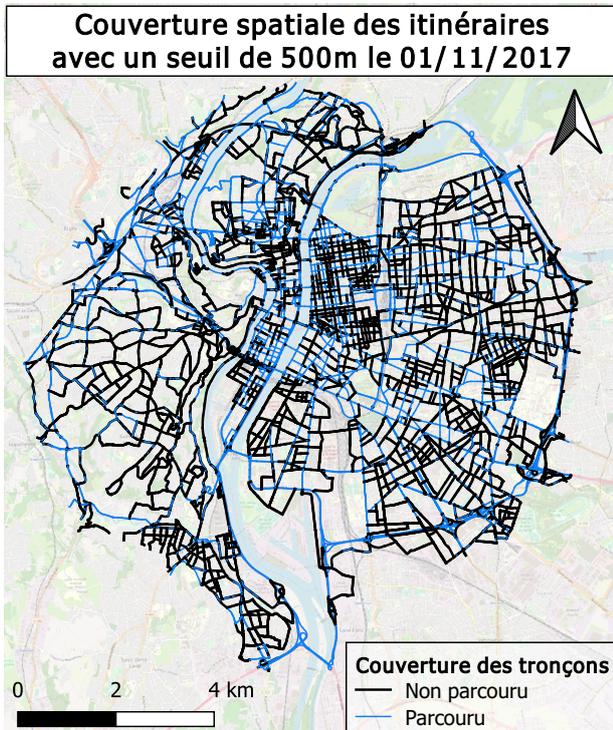
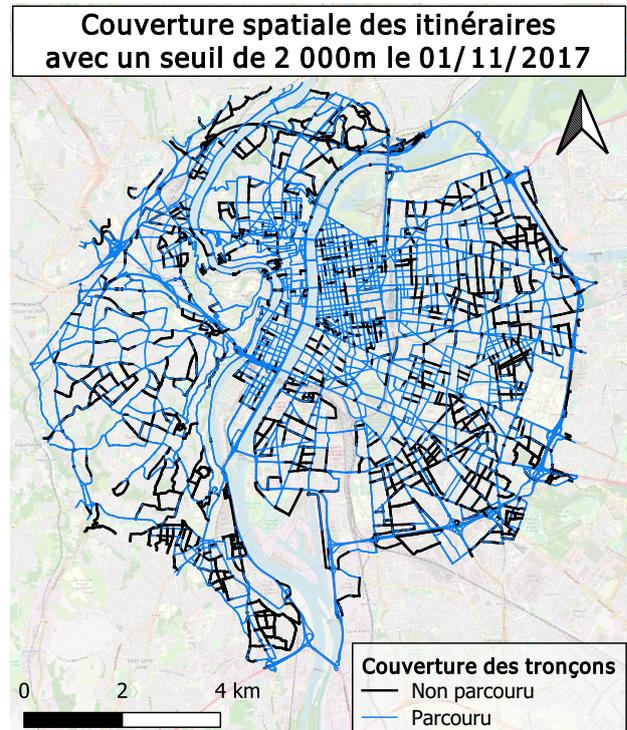


Figure 31 : Evolution de la couverture moyenne des tronçons parcourus par secteur en fonction du seuil de complétion des itinéraires.

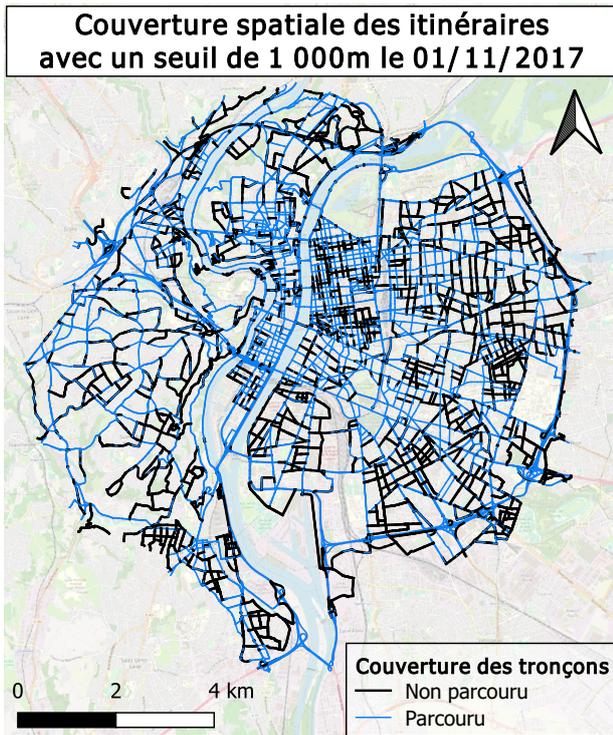
La Figure 32 et la Figure 33 permettent de visualiser l'évolution de la distribution géographique des itinéraires « améliorés » selon le seuil de complétion. Au regard de l'ensemble de ces éléments et de l'objectif de rechercher des éco-itinéraires alternatifs à des itinéraires réels issus d'une base de données robuste et fiable préservant le pattern du trafic journalier, **le seuil pour améliorer les itinéraires est fixé à 1 000m**. En conséquence, près de 10 000 itinéraires sont améliorés en utilisant ce seuil de 1 000m comme critère de sélection. Le nombre d'itinéraires de la base de données augmente ainsi à environ 29 000, soit une augmentation de plus de 50%.



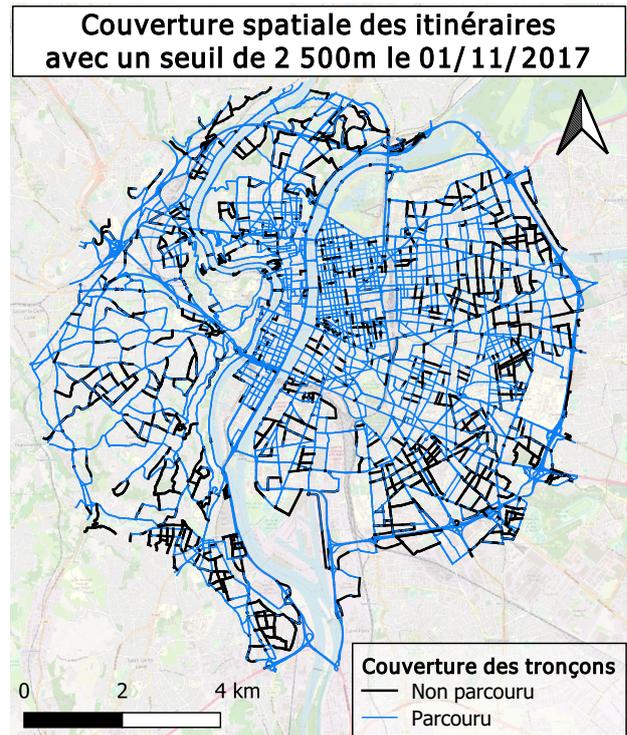
(a)



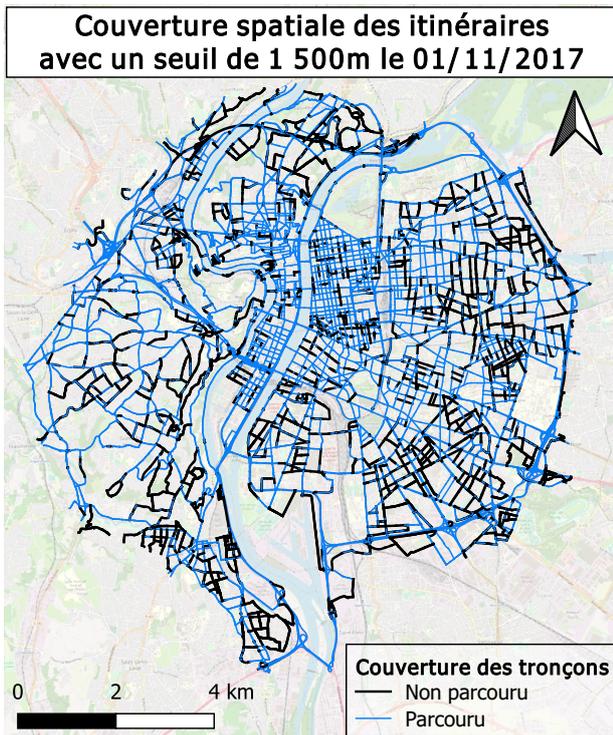
(d)



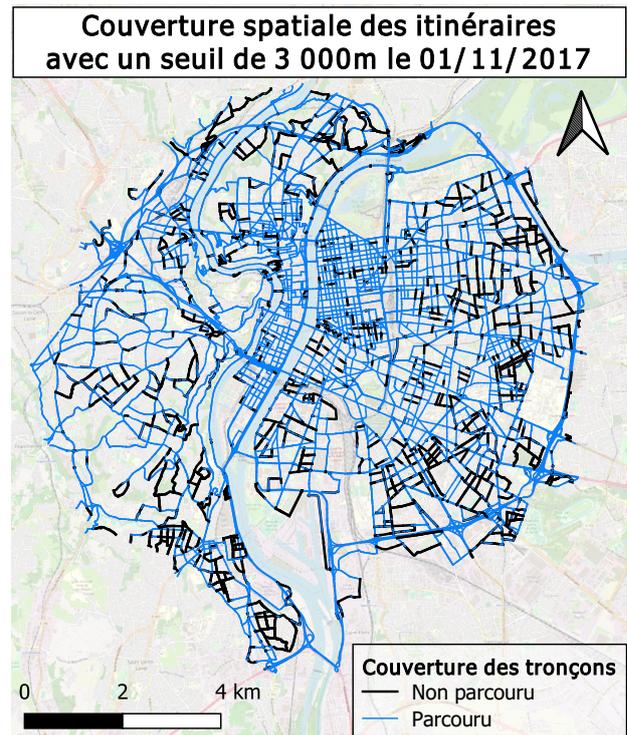
(b)



(e)



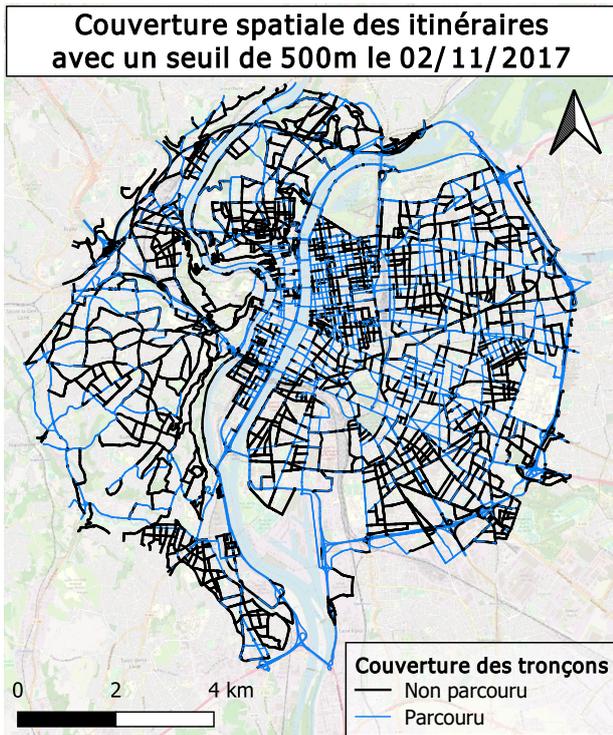
(c)



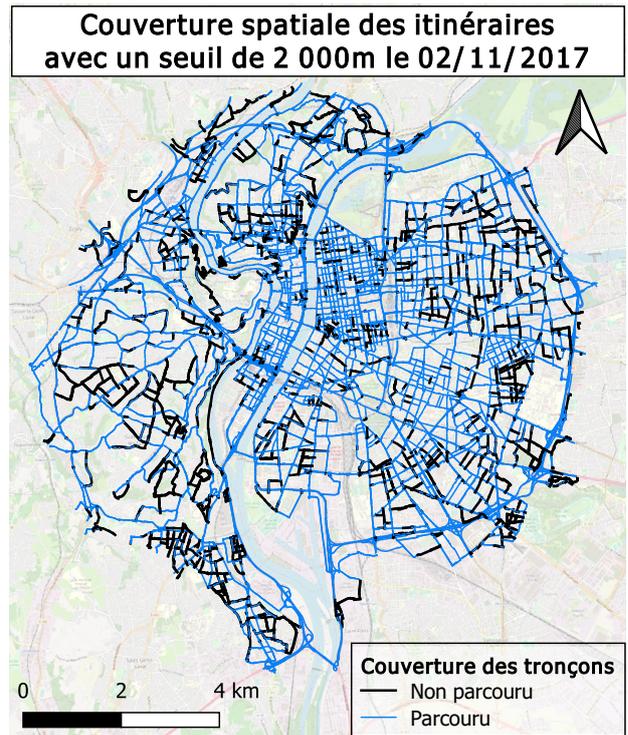
(f)

Figure 32 : Evolution de la couverture spatiale des tronçons parcourus en fonction du seuil de complétion des itinéraires améliorés le 01/11/2017 : (a) seuil 500m ; (b) seuil 1 000m ; (c) seuil 1 500m ; (d) seuil 2 000m ; (e) seuil 2 500m ; (f) seuil 3 000m.

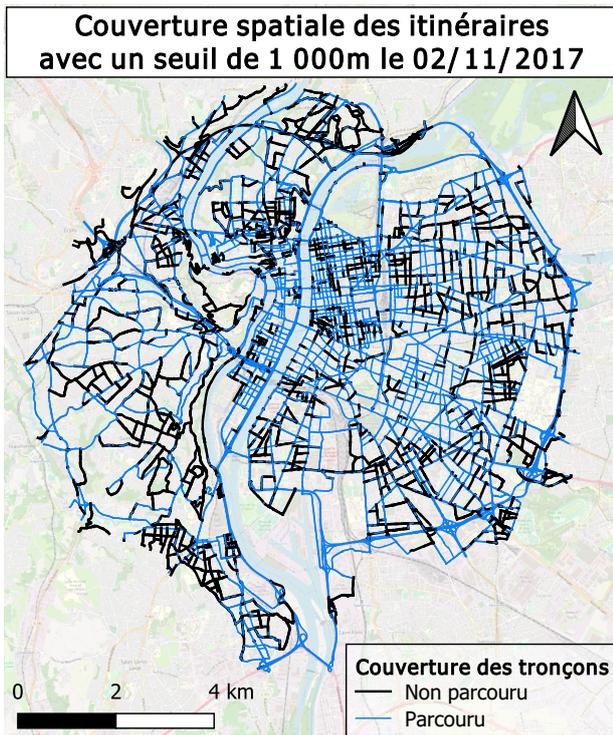
(Fond de carte : © Openstreetmap)



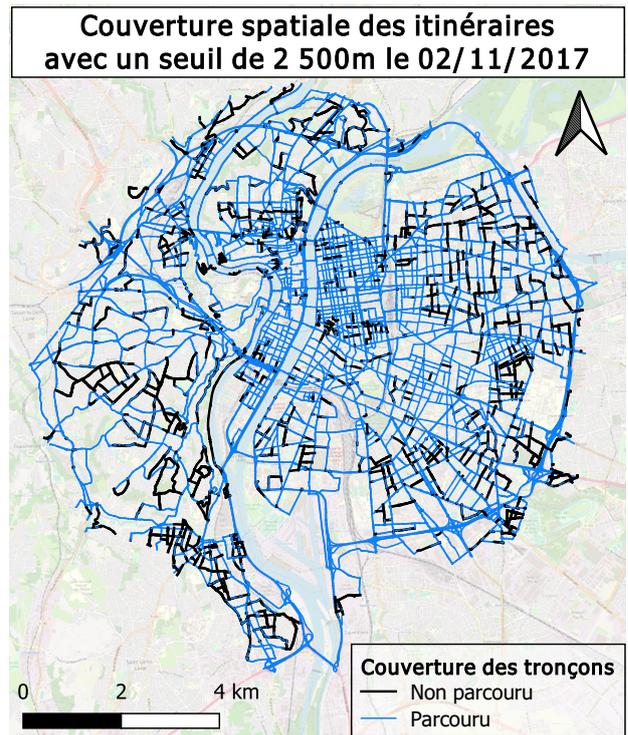
(a)



(d)



(b)



(e)

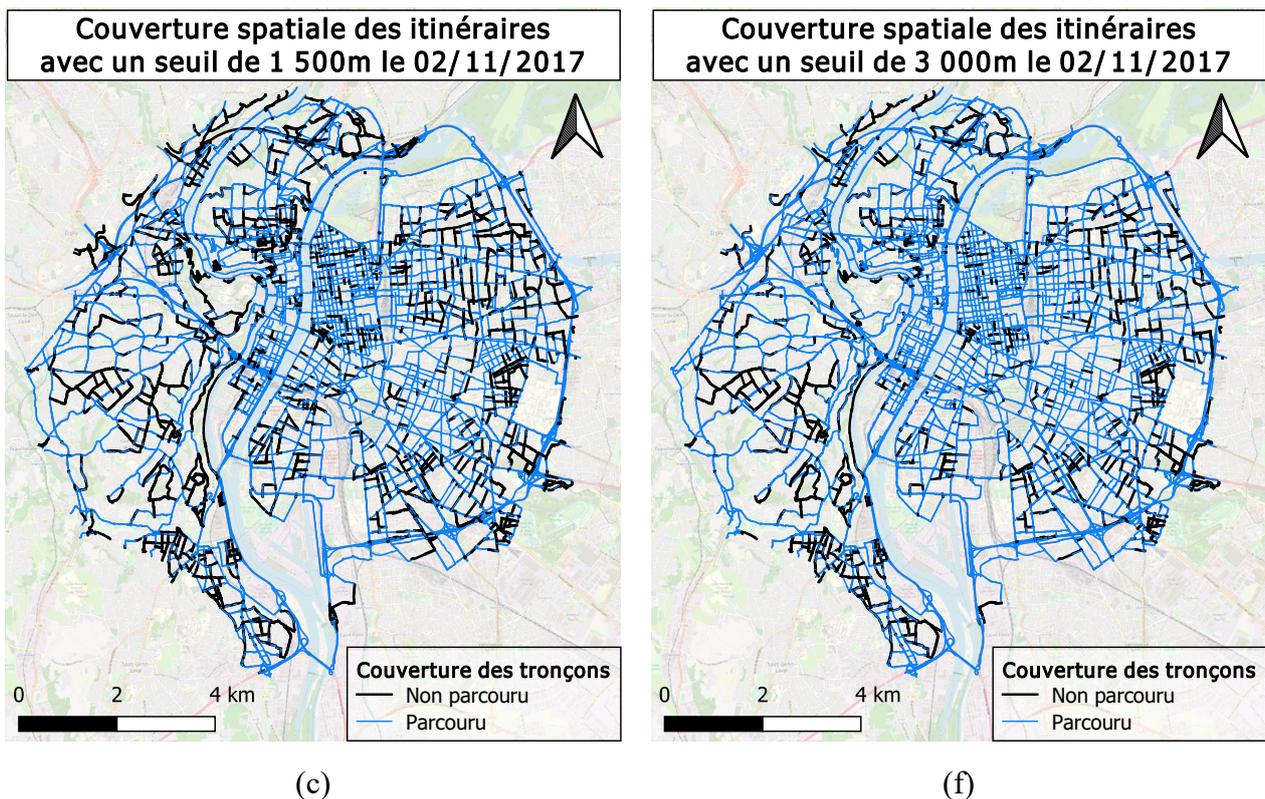
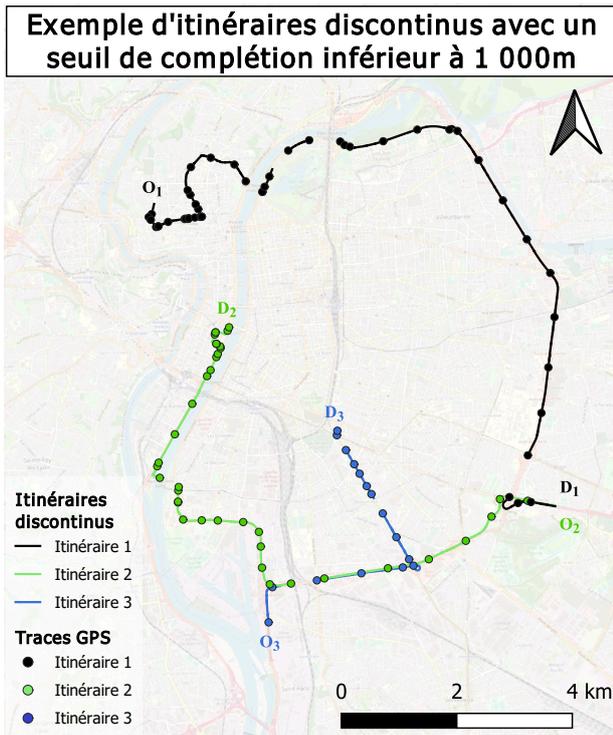
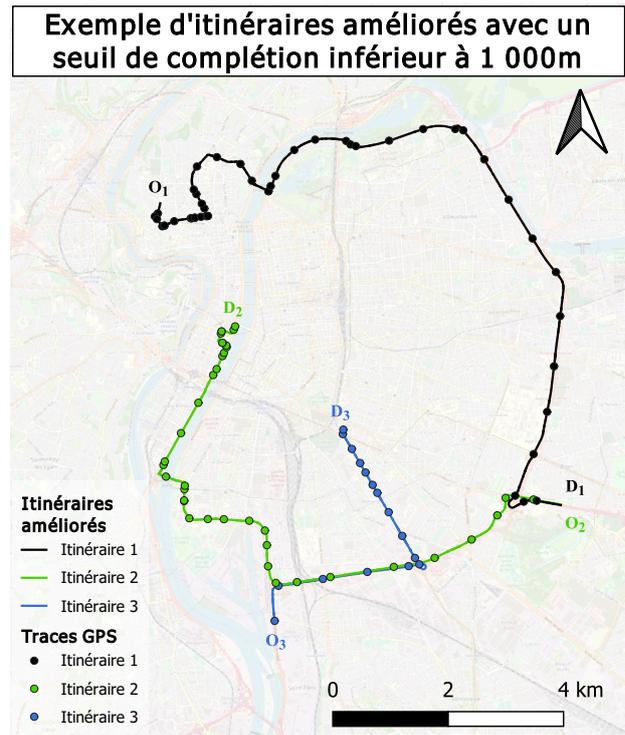


Figure 33 : Evolution de la couverture spatiale des tronçons parcourus en fonction du seuil de complétion des itinéraires améliorés le 02/11/2017 : (a) seuil 500m ; (b) seuil 1 000m ; (c) seuil 1 500m ; (d) seuil 2 000m ; (e) seuil 2 500m ; (f) seuil 3 000m.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

La Figure 34 illustre des exemples d'itinéraires discontinus qui ont été améliorés en utilisant la méthode décrite ci-avant. La Figure 34a présente les positions des traces GNSS enregistrées et leur projection réalisée par Mediamobile sur le réseau routier de trois itinéraires. Ces trajets ont des observations manquantes à plusieurs reprises, quatre fois pour le trajet noir (352m, 402m, 462m, et 795m), trois fois pour le trajet bleu (277m, 309m, 628m), et deux fois pour le vert (355m, 454m). Le plus court chemin étant systématiquement inférieur au seuil de complétion de 1 000m, ces itinéraires sont améliorés autant de fois que nécessaire comme le montre la Figure 34b. Néanmoins, certains itinéraires ont des observations manquantes dont le chemin le plus court est supérieur au seuil, tels que les itinéraires orange (1458m, 5681m), rouge (2875m, 291m, 1946m), et violet (1594m, 8808m) représentés dans la Figure 35. Ces itinéraires ne sont pas étudiés notamment en raison de l'incertitude importante liée à l'extrapolation du chemin réellement parcouru.



(a)



(b)

Figure 34 : Exemple d'itinéraires discontinus qui sont améliorés à l'aide de l'algorithme de Dijkstra : (a) itinéraires discontinus avec un seuil de complétion inférieur à 1 000m ; (b) itinéraires améliorés avec un seuil de complétion inférieur à 1 000m.

(Fond de carte : © Openstreetmap)

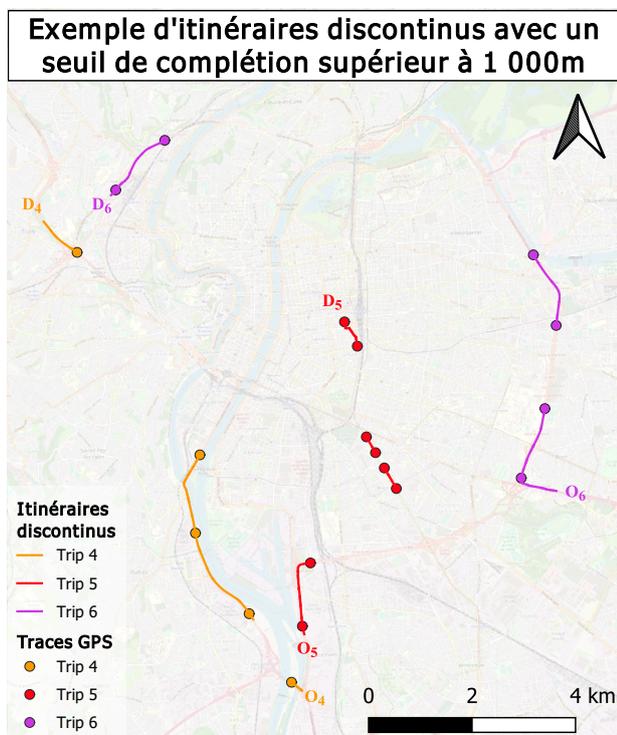


Figure 35 : Exemple d'itinéraires discontinus qui ne sont pas améliorés et qui sont retirés de la base de données. (Fond de carte : © Openstreetmap)

Le parcours temporel des itinéraires « continus » et « améliorés » de la base de données est reconstitué à partir de l'heure de départ et des vitesses spatiales observées ou inférées précédemment

dans le Chapitre 2. Un traitement est réalisé pour les itinéraires débutant ou terminant par un tronçon de classe « frc » 7. L'horodatage d'entrée sur le tronçon $i+1$ est ainsi estimé successivement en fonction de l'horodatage d'entrée sur le tronçon i et de la vitesse spatiale sur ce tronçon. Cette reconstitution du parcours temporel des itinéraires est nécessaire pour répondre à deux exigences : la cohérence d'échelle avec la méthode de recherche de trajets alternatifs et la « porosité » des trajets réels. La méthode de recherche de trajets alternatifs est basée sur la reconstitution des conditions de trafic, i.e. sur les vitesses spatiales des tronçons observées ou inférées par RF. En conséquence, la reconstitution de l'horodatage d'entrée sur les tronçons constitue la meilleure méthode pour évaluer les émissions de polluants des trajets réels lorsqu'elle est réalisée en fonction de ces vitesses. Les émissions de polluants sont ainsi estimées à la même échelle pour les trajets réels et alternatifs.

3.2.3. Sélection des itinéraires

Une première analyse des itinéraires de la base de données obtenus précédemment, i.e. 29 000 itinéraires, montre que certains d'entre eux ne présentent aucun intérêt dans la recherche d'éco-itinéraires, e.g. un itinéraire ayant une origine identique à sa destination, parcourant très peu de tronçons (≤ 5 tronçons), ou ayant un temps de parcours réduit (< 5 minutes). Un traitement est réalisé pour retirer ces itinéraires avec pour conséquence de réduire significativement le nombre d'itinéraires « continus » à environ 8 500 itinéraires et le nombre d'itinéraires « améliorés » à environ 6 500. Ainsi, à l'issue de ce traitement près de 15 000 itinéraires sont uniquement conservés, soit la moitié de la base de données.

Une seconde analyse sur les itinéraires de cette nouvelle base de données identifie à nouveau des itinéraires ne sont pas adaptés à notre cadre méthodologique pour rechercher des alternatives moins polluantes. En effet, certains itinéraires sont parfois composés de plusieurs ODs successives (e.g. pour récupérer des enfants à l'école, faire des petites commissions, etc.), tandis que d'autres démarrent dans la mauvaise direction ce qui requiert un reroutage dès le début du trajet, recherchent une place de parking sur une distance non négligeable, commettent une erreur de parcours ou encore sont issus de Transport Public Particulier de Personnes (taxis, VTC). La Figure 36 présente dix itinéraires avec des distances assez hétérogènes restant à filtrer de la base de données pour ces raisons.

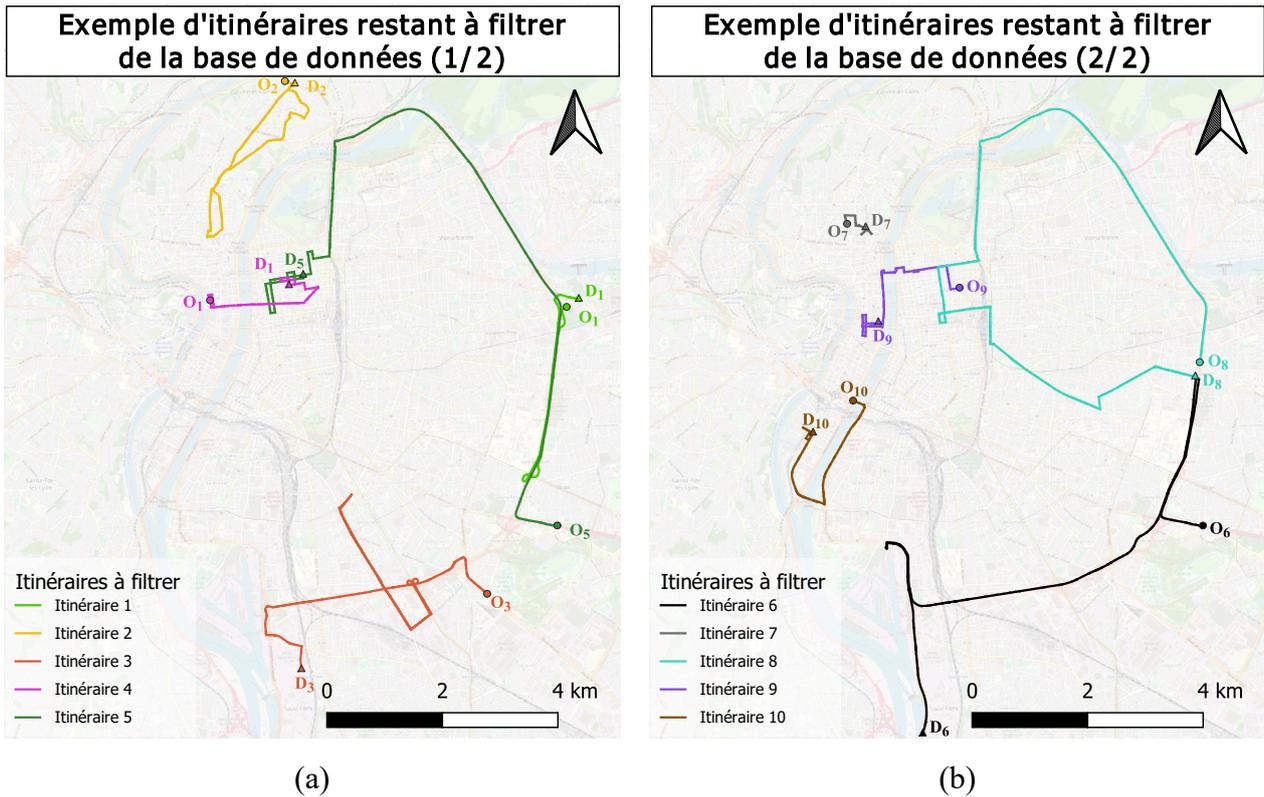
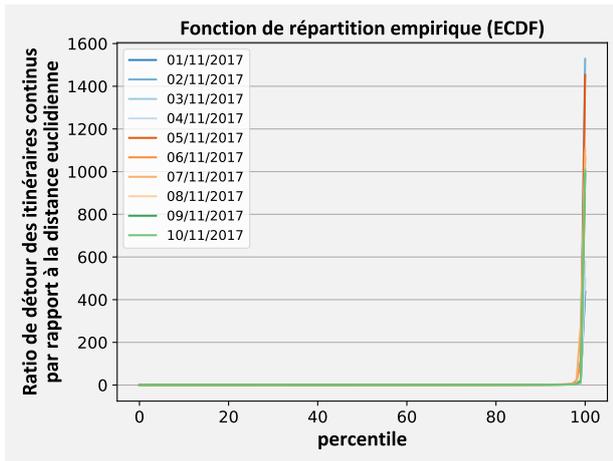


Figure 36 : Exemple d’itinéraires restant à retirer de la base de données : (a) exemple 1 ; (b) exemple 2.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

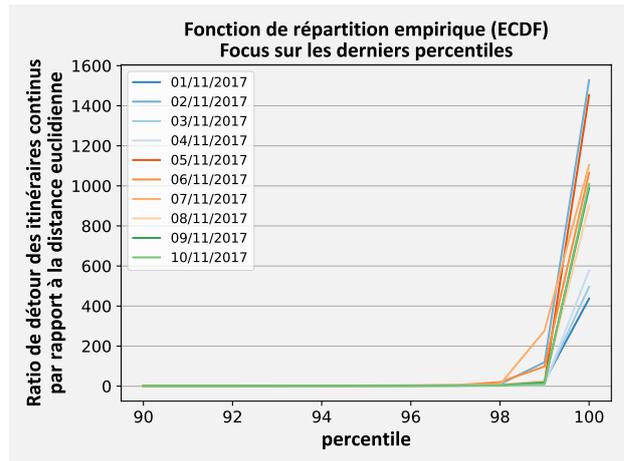
Ces itinéraires sont difficilement identifiables comparativement aux précédents et requiert la mise en œuvre de plusieurs méthodes adjointes pour y parvenir. Tout d’abord, une méthode utilisant le ratio de détour par rapport la distance euclidienne (DR_{ED}) est utilisée pour retirer une première partie de ces itinéraires. En effet, même si la méthode peut paraître assez rudimentaire, une ligne droite entre l’origine et la destination est une longueur souvent utilisée en transport pour estimer la distance parcourue. Les itinéraires ayant un ratio important entre la distance réellement parcourue et la ligne droite sont considérés comme des itinéraires réalisant des écarts trop importants de leur destination et ainsi ne présentant pas d’intérêt dans l’étude d’éco-itinéraires. Le DR_{ED} est défini par l’Equation 7 suivante :

$$DR_{ED} = \frac{TD_{réel}}{ED} \quad \text{Equation 7}$$

où $TD_{réel}$ est la distance parcourue par les itinéraires réels et ED est la distance euclidienne entre l’origine et la destination de l’itinéraire considéré. Les courbes des fonctions de répartition empirique (ECDF) du DR_{ED} des itinéraires « continus » représentées par la Figure 37 présentent les mêmes allures pour les dix jours de l’étude, avec une rupture marquée à partir du 97^{ème} percentile. En conséquence, parmi ces itinéraires, ceux ayant un DR_{ED} supérieur au 97^{ème} percentile des itinéraires « continus » (DR_{ED97}^c) sont retirés de la base de données. Les valeurs du DR_{ED97}^c varient de 2,46 à 5,24 avec une moyenne de 3,53 et un écart-type standard de 1,01.



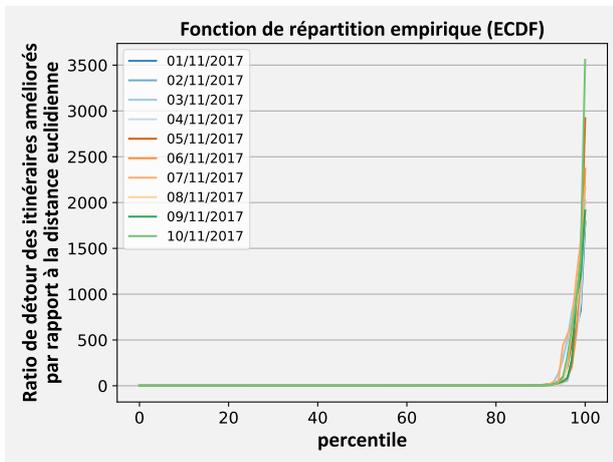
(a)



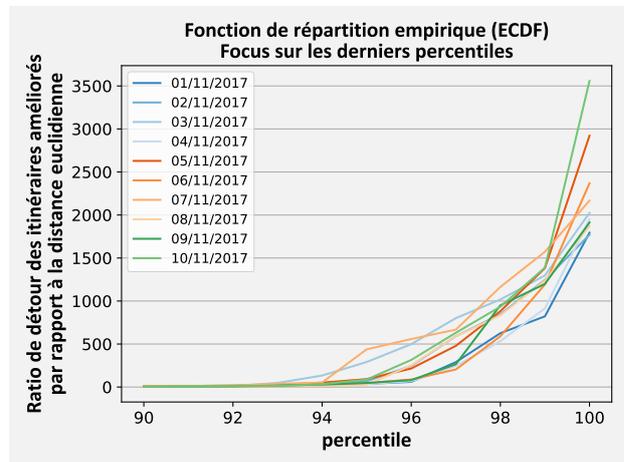
(b)

Figure 37 : Fonction de répartition empirique du DR_{ED} des itinéraires « continus » pour les dix premiers jours de novembre 2017 : (a) répartition de l'ensemble des valeurs ; (b) focus sur les dix derniers percentiles.

Les courbes des fonctions de répartition empirique (ECDF) du DR_{ED} des itinéraires « améliorés » représentées par la Figure 38 présentent les mêmes allures pour les dix jours de l'étude, avec une rupture marquée à partir du 92^{ème} percentile. Cependant, les valeurs de DR_{ED92}^a demeurent élevées variant de 5,59 à 19,71 avec une moyenne de 10,91 et un écart-type standard de 4,56. En conséquence, les valeurs de DR_{ED97}^c des itinéraires « continus » sont choisies comme seuil pour retirer les itinéraires « améliorés » ayant un DR_{ED} supérieur. Au total, un peu plus d'un millier d'itinéraires « continus » et « améliorés » sont enlevés de la base de données à l'aide de cette méthode de filtre basée sur le DR_{ED} .



(a)



(b)

Figure 38 : Fonction de répartition empirique du DR_{ED} des itinéraires « améliorés » pour les dix premiers jours de novembre 2017 : (a) répartition de l'ensemble des valeurs ; (b) focus sur les dix derniers percentiles.

Cependant, cette méthode n'est pas suffisante pour nettoyer complètement la base de données des itinéraires tels que présentés en Figure 36 ci-avant. Une seconde méthode de filtre visuel s'appuyant sur le ratio de détournement par rapport la distance du plus court chemin ($DR_{réelSP}$) est mise en œuvre sur la nouvelle base de données pour retirer définitivement ces itinéraires. Ce contrôle visuel est nécessaire pour déterminer les itinéraires restant à retirer. En effet, les valeurs de $DR_{réelSP}$ permettent

de regrouper ces itinéraires sans pour autant les discriminer de ceux à conserver. Le $DR_{réelSP}$ est défini par l'Equation 8 suivante :

$$DR_{réelSP} = \frac{TD_{réel}}{TD_{SP}} \quad \text{Equation 8}$$

où TD_{SP} est la distance parcourue par le plus court chemin entre l'OD de l'itinéraire considéré. Les courbes ECDF du $DR_{réelSP}$ des itinéraires « continus » représentées par la Figure 39 présentent les mêmes allures pour les dix jours de l'étude, avec une rupture marquée à partir du 75^{ème} percentile. En conséquence, parmi ces itinéraires, ceux ayant un $DR_{réelSP}$ supérieur au 75^{ème} percentile des itinéraires « continus » ($DR_{réelSP75}^c$) sont contrôlés visuellement pour déterminer de leur intérêt dans la recherche d'éco-itinéraires alternatifs. Les valeurs de $DR_{réelSP75}^c$ varient de 1,04 à 1,08 avec une moyenne de 1,05 et un écart-type standard de 0,01.

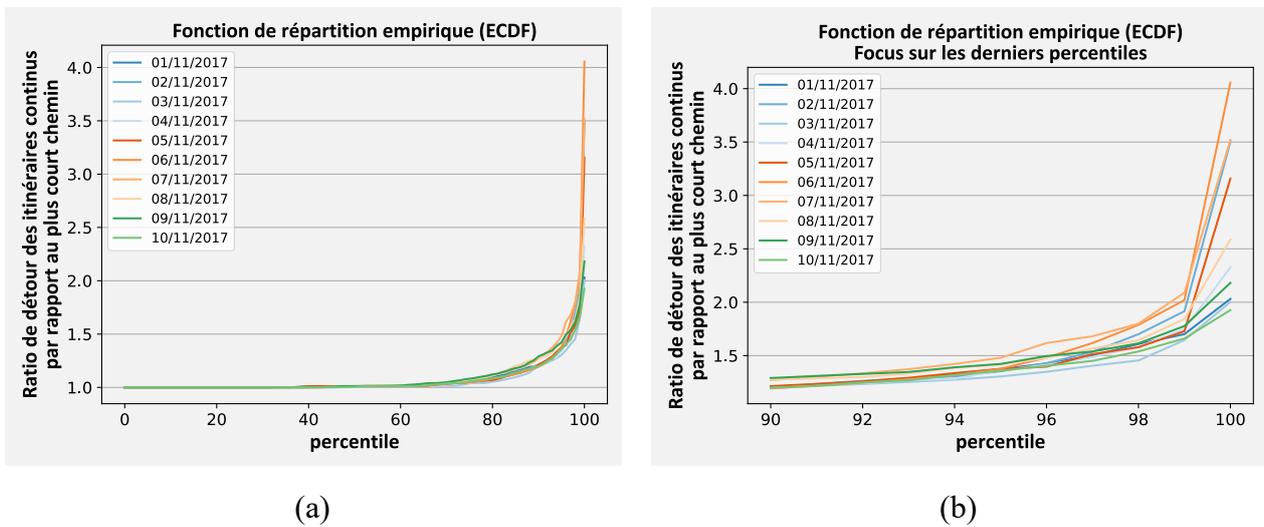
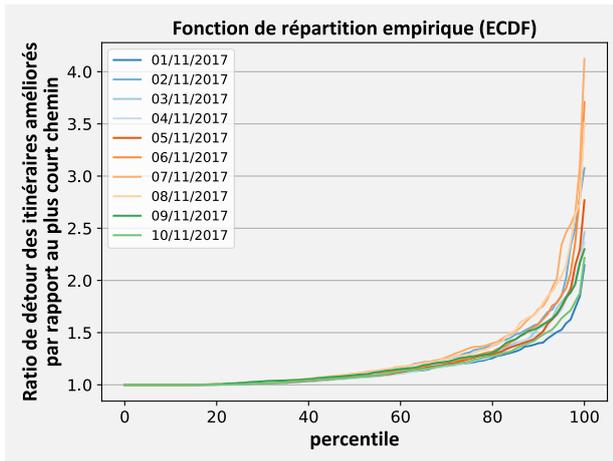
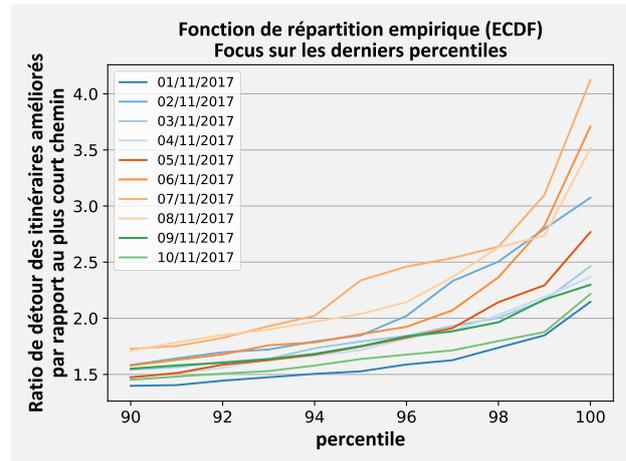


Figure 39 : Fonction de répartition empirique du $DR_{réelSP}$ des itinéraires « continus » pour les dix premiers jours de novembre 2017 : (a) répartition de l'ensemble des valeurs ; (b) focus sur les dix derniers percentiles.

Les courbes ECDF du $DR_{réelSP}$ des itinéraires « améliorés » représentées par la Figure 40 présentent les mêmes allures pour les dix jours de l'étude, avec une rupture marquée à partir du 50^{ème} percentile. Les valeurs de $DR_{réelSP75}^a$ varient de 1,06 à 1,11 avec une moyenne de 1,08 et un écart-type standard de 0,01.



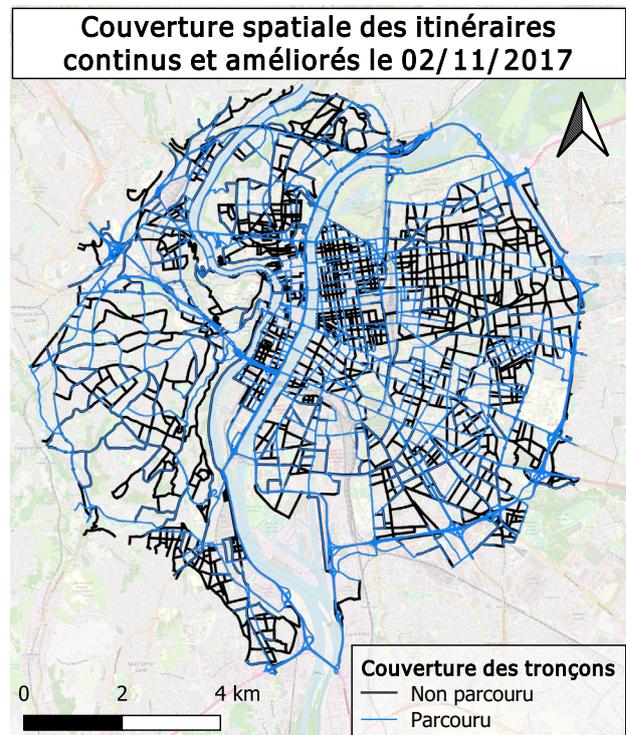
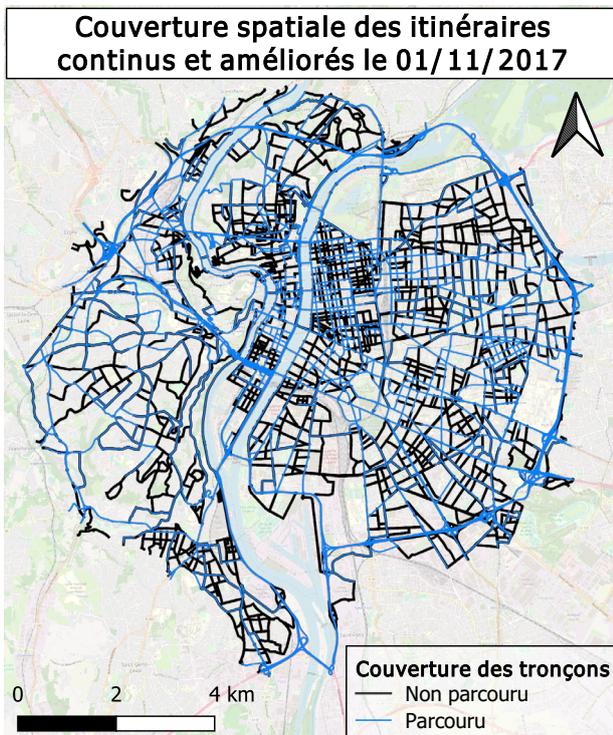
(a)



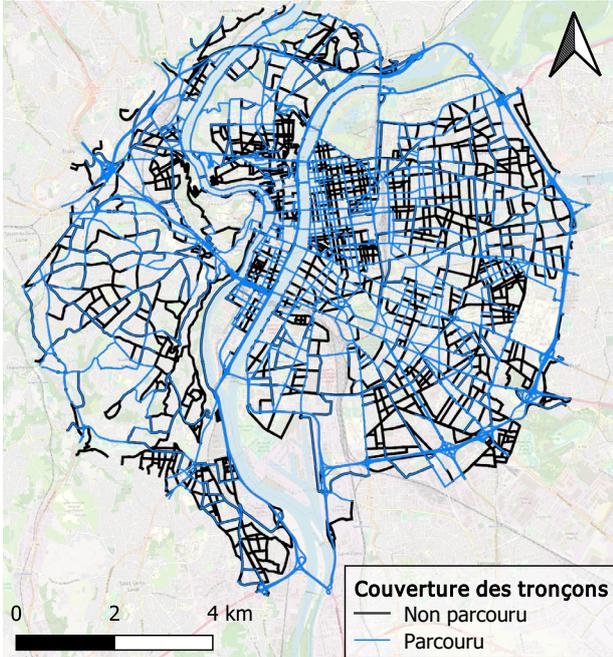
(b)

Figure 40 : Fonction de répartition empirique du $DR_{réelsP}$ des itinéraires « améliorés » pour les dix premiers jours de novembre 2017 : (a) répartition de l'ensemble des valeurs ; (b) focus sur les dix derniers percentiles.

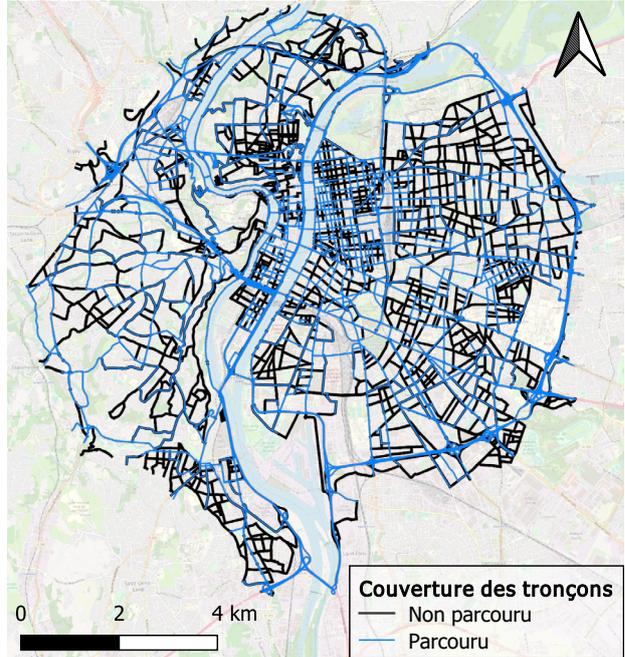
Au total, près de 5 000 itinéraires « continus » et « améliorés » sont contrôlés visuellement sur environ 14 000 itinéraires à l'aide de cette méthode de filtre visuel basée sur le $DR_{réelsP}$. Finalement, environ 2 000 itinéraires sont retirés de la base de données, i.e. 40% des itinéraires contrôlés. À la fin du processus de sélection, près de 11 500 itinéraires sont conservés pour constituer la base de données à étudier pour les dix premiers jours de novembre 2017. A l'issue des processus d'amélioration puis de sélection des itinéraires, la couverture spatiale des tronçons parcourus par les itinéraires est représentée pour chaque jour de la période de l'étude par la Figure 41 ci-après.



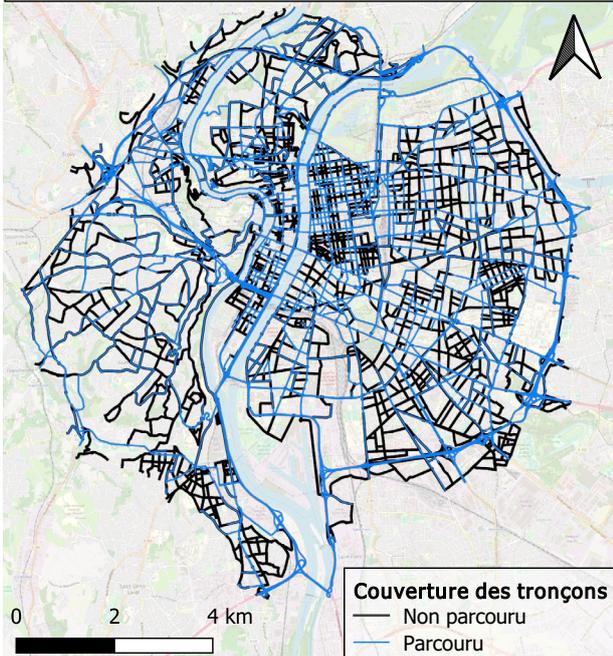
Couverture spatiale des itinéraires continus et améliorés le 03/11/2017



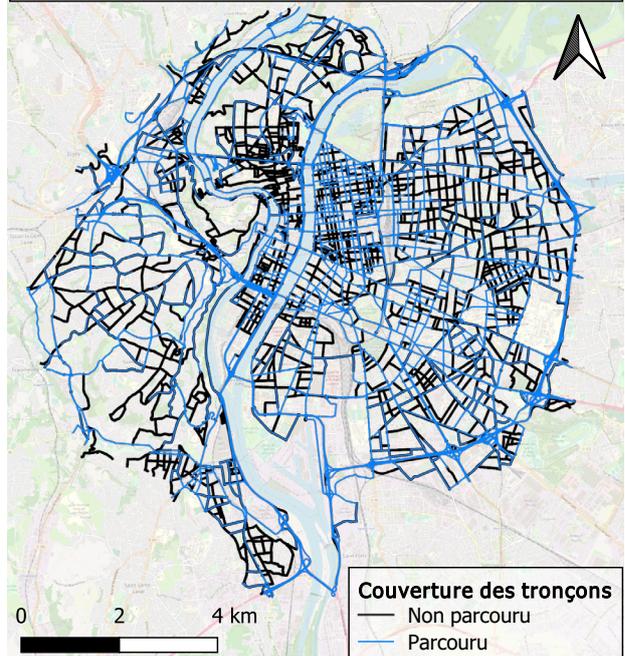
Couverture spatiale des itinéraires continus et améliorés le 04/11/2017



Couverture spatiale des itinéraires continus et améliorés le 05/11/2017



Couverture spatiale des itinéraires continus et améliorés le 06/11/2017



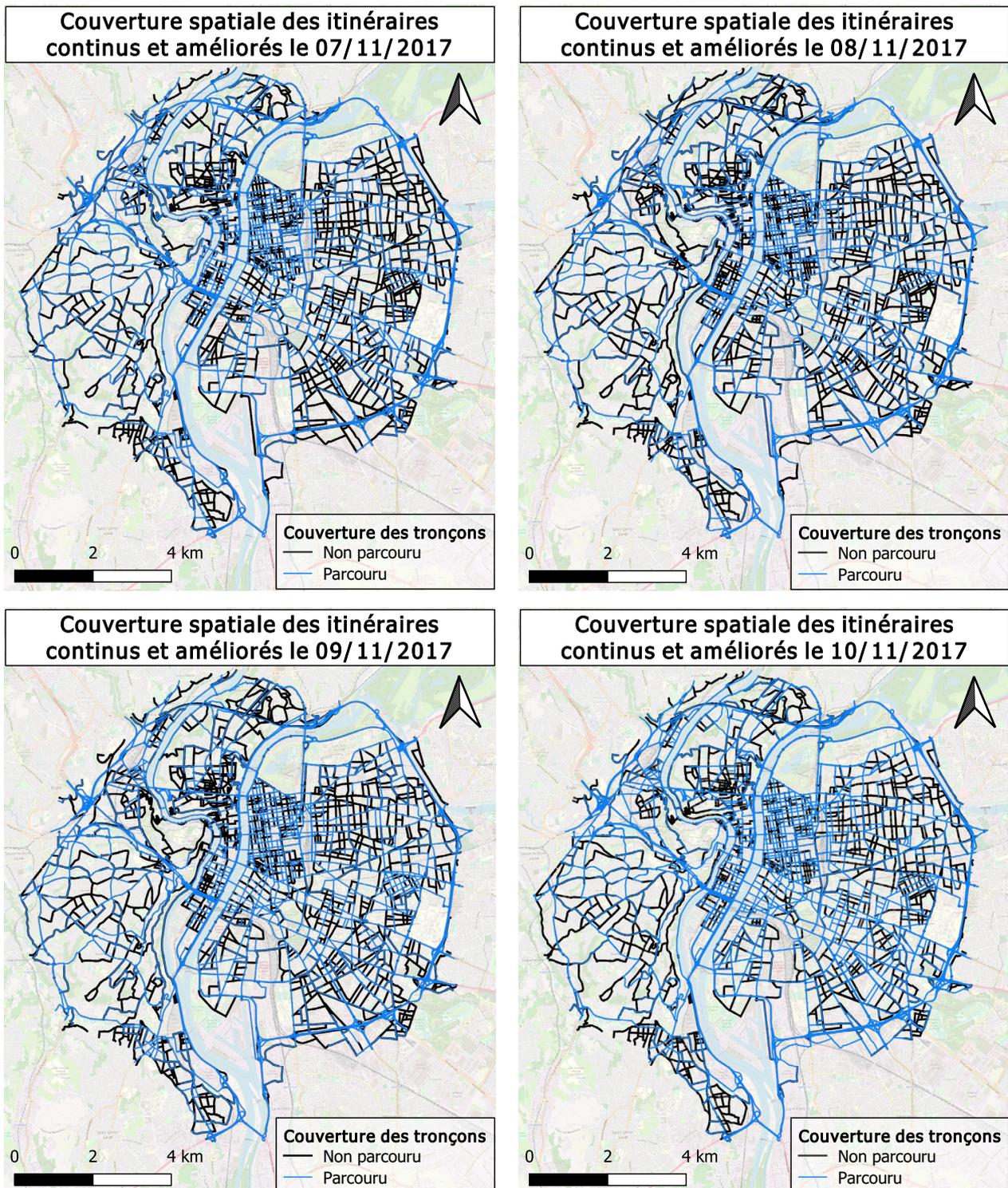


Figure 41 : Couverture spatiale des tronçons parcourus par les itinéraires « continus » et « améliorés ». (Fond de carte : © Openstreetmap)

3.3. Modèle d'émissions : COPERT V

3.3.1. Préambule

L'évaluation des émissions issues du trafic routier est un processus qui permet de quantifier les émissions de gaz à effet de serre (CO₂) et les polluants atmosphériques (NO_x, PM₁₀, etc.) générés par

les véhicules routiers. Cela peut être réalisé selon différentes méthodes (modélisation de la circulation à l'aide de logiciel de simulation, observation in situ à l'aide de capteurs placés sur les véhicules ou le long des routes, ou par l'analyse de données de circulation issues de boucles de comptage, de capteurs ou de traces GNSS) et à différentes échelles (microscopique et macroscopique) en fonction des objectifs de l'étude et des données disponibles. A l'échelle microscopique, les émissions de chaque véhicule peuvent être mesurées individuellement en utilisant des capteurs et des technologies de suivi avec une haute résolution temporelle. A l'échelle macroscopique, les émissions sont évaluées sur des flottes de véhicules sur des périodes temporelles de quelques minutes ou quelques heures. L'échelle microscopique semble plus précise avec des modèles comme PHEM [39,40], CMEM [41], et CRUISE [42], qui fournissent des émissions instantanées à partir de paramètres tels que la vitesse, l'accélération et les caractéristiques du moteur. Néanmoins, cette approche nécessite des données avec une précision élevée amenant ainsi à des temps de calcul très importants, ce qui est adapté pour des zones très localisées mais inapproprié lorsque les études sont réalisées à une grande échelle urbaine [43,44]. A cette échelle, la méthode macroscopique est régulièrement utilisée en raison de sa pertinence et de son efficacité pour évaluer les émissions du trafic avec seulement deux variables du trafic comme entrées (la vitesse moyenne de déplacement et la distance de déplacement correspondante). Parmi les modèles d'émission macroscopiques tels que ARTEMIS [45] et HBEFA [46], COPERT [47] constitue un modèle efficace et approprié pour estimer les émissions provenant de différents polluants du trafic routier à l'échelle urbaine en Europe [44,48]. Le modèle COPERT permet notamment de prendre en considération la distribution du parc de véhicules et les taux d'émission des véhicules selon leur catégorie (taille du véhicule, carburant, norme Euro, etc.). Dans le cadre du présent Chapitre 3, ce modèle macroscopique est utilisé pour construire une carte dynamique des émissions de polluants pour chaque tronçon du réseau afin de rechercher des itinéraires alternatifs aux 11 500 itinéraires provenant de la base de données précédemment constituée dans la partie 3.1. Le modèle COPERT est ensuite utilisé dans le Chapitre 4 pour évaluer les émissions des itinéraires de la base de données, et ainsi estimer les gains potentiels des éco-itinéraires correspondants.

3.3.2. Evaluation des émissions

Le modèle COPERT est un logiciel permettant de calculer les émissions à l'échelle nationale, régionale ou locale. Il s'appuie sur une méthode qui est conforme aux lignes directrices du GIEC de 2006 pour le calcul des émissions de GES, et inclue dans le guide EMEP/AEE (Agence Européenne pour l'Environnement) pour l'inventaire des émissions de polluants atmosphériques. COPERT est ainsi un modèle fiable et robuste couramment utilisé par les Etats membres européens dans le calcul des inventaires d'émissions. Des études récentes utilisent COPERT pour évaluer les émissions de polluants à l'échelle des tronçons [64,65]. D'autres études recommandent pour leur part de travailler avec COPERT pour estimer les émissions des trajets parcourant une distance supérieure à 500 m [66,67].

La méthode COPERT repose sur le principe que la consommation de carburant et les émissions moyennes d'un itinéraire varient en fonction de la vitesse moyenne de cet itinéraire. Les émissions de gaz d'échappement à chaud sont mesurées sur un véhicule expérimental installé sur un banc à rouleaux durant la simulation d'un cycle de conduite spécifique. Elles sont ensuite associées à la vitesse moyenne sur le cycle afin d'obtenir une relation entre les émissions et la vitesse moyenne transposée en facteurs d'émission (FEs). Le modèle COPERT fournit des FEs de gaz d'échappement à chaud pour de nombreux polluants atmosphériques et diverses classes de véhicules (voitures

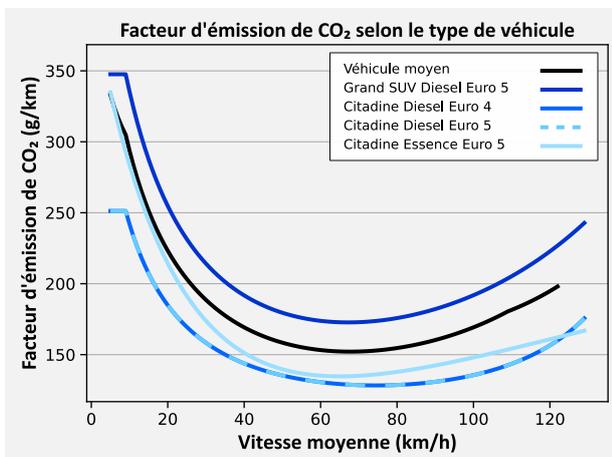
particulières, bus, véhicules utilitaires légers, etc.). La recherche d'éco-itinéraires réalisée dans ce Chapitre 3 porte spécifiquement sur la consommation de carburant et les émissions des polluants CO₂, NO_x et PM₁₀ pour les voitures particulières. Afin d'estimer les gains potentiels, leur évaluation doit être réalisée à la fois sur les éco-itinéraires et sur les itinéraires réels correspondants. Cependant, la méthode d'éco-navigation mise en œuvre recherche les éco-itinéraires en itérant tronçon par tronçon à l'aide des cartes dynamiques définies dans la partie 3.3.4 ci-après. En conséquence, les consommations et les émissions sont estimées en utilisant COPERT au niveau des tronçons pour les deux types d'itinéraires par souci de cohérence. En considérant les tronçons sur le réseau urbain, un itinéraire i peut être représenté par une succession de tronçons parcourus durant plusieurs périodes. Un itinéraire i est ainsi défini par un ensemble de tronçons $tr(i)$ et de période $p(i)$. L'évaluation des émissions de cet itinéraire i repose alors sur les variables locales suivantes : la vitesse moyenne spatiale $V^{tr(i),p(i)}$ (observée ou déduite par RF) et la distance $d^{tr(i)}$ du tronçon. Finalement, l'émission totale TE_i^k de l'itinéraire i pour un polluant k peut être évaluée en additionnant les émissions estimées sur chaque tronçon $tr(i)$ durant les périodes $p(i)$ comme défini dans l'Equation 9 ci-après.

$$TE_i^k = \sum_{tr(i)} \sum_{p(i)} d^{tr(i)} \times f^k(V^{tr(i),p(i)}) \quad \text{Equation 9}$$

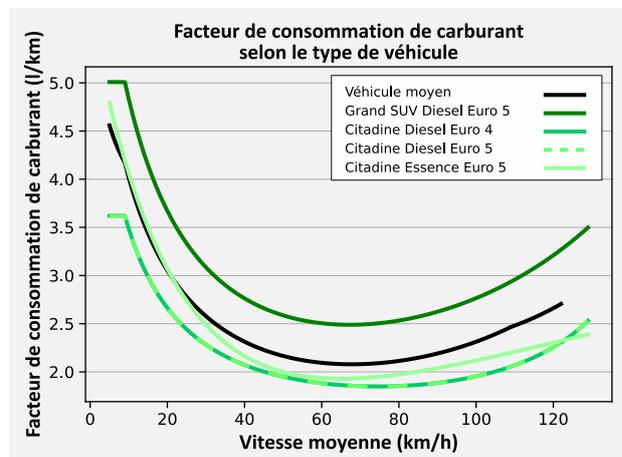
où f^k est le facteur d'émission COPERT d'un polluant k (g/km) ou de consommation (l/km). Ces facteurs présentent de fortes variabilités selon les types de véhicules (voitures, véhicules lourds, 2-roues, etc.), les motorisations et carburants (essence, diesel), l'âge et les évolutions techniques des systèmes de dépollution. La composition du parc automobile en circulation constitue donc un élément déterminant de l'estimation des émissions de polluants issus du trafic routier. Le parc urbain défini par l'UGE (anciennement IFSTTAR) sur l'année 2013 projeté en 2015 est utilisé pour définir les facteurs d'émission et de consommation d'un véhicule moyen français. Les éco-itinéraires alternatifs sont ainsi recherchés pour les différentes catégories de véhicules suivants :

- Véhicule moyen ;
- Grand SUV Diesel Euro 5 ;
- Citadine Diesel Euro 5 ;
- Citadine Diesel Euro 4 ;
- Citadine Essence Euro 5.

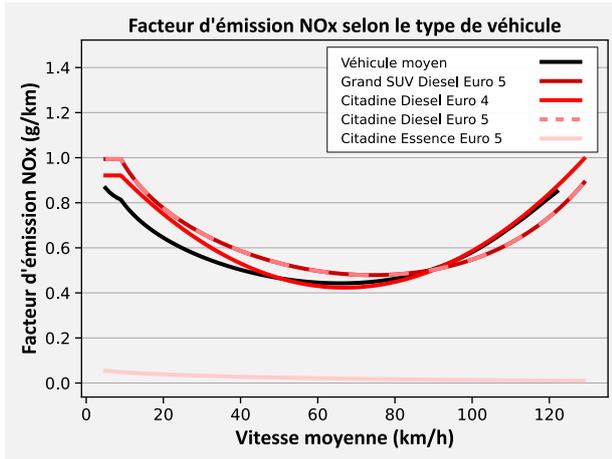
Leur courbe diffère en fonction du polluant et des caractéristiques du véhicule (cf. Figure 42).



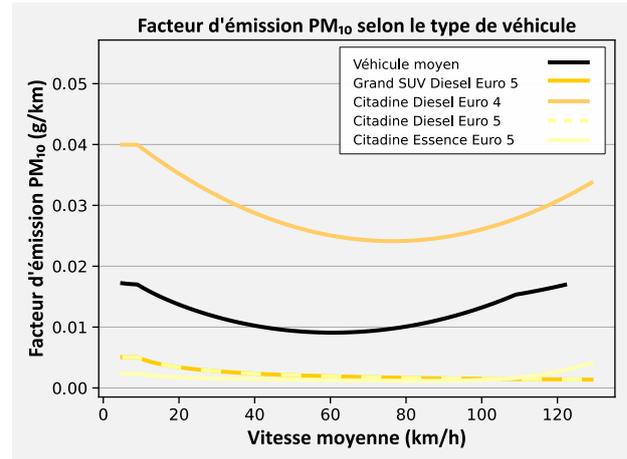
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 42 : Facteur d'émission et de consommation COPERT selon le type de véhicule : (a) Emission de CO₂ ; (b) Consommation de carburant ; (c) Emission de NO_x ; (d) Emission de PM₁₀.

3.3.3. Critère multi-polluants

Les éco-itinéraires alternatifs peuvent emprunter des chemins différents selon le polluant à optimiser, e.g. un éco-itinéraire optimisant les émissions de CO₂ peut être susceptible d'augmenter les émissions de PM₁₀. En conséquence, un critère multi-polluants est défini pour toutes les catégories de véhicules étudiées en fonction des facteurs d'émissions des trois polluants CO₂, NO_x, et PM₁₀. Le facteur de consommation de carburant n'est pas intégré dans ce critère multi-polluants car il existe une corrélation avec le facteur d'émission du CO₂. La construction du facteur d'émission multi-polluants est réalisée en deux étapes. Tout d'abord, les FE des trois polluants sont uniformisés en les divisant leur valeur absolue maximum respective tel que décrit dans l'Equation 10 suivante :

$$g^k = \frac{f^k}{\max(|f^k|)} \quad \text{Equation 10}$$

où g^k est le facteur d'émission COPERT uniformisé d'un polluant k (g/km). Ensuite, le facteur d'émission multi-polluants f^{multi} est calculé en pondérant les FE des trois polluants selon le type de pollution (50% pour les GES et 50% pour les polluants atmosphériques). Le calcul de f^{multi} est détaillé dans l'Equation 11, et ses courbes sont représentées pour toutes les catégories de véhicules dans la Figure 43 ci-après.

$$f^{multi} = \frac{g^{CO_2}}{2} + \frac{g^{NOx}}{4} + \frac{g^{PM_{10}}}{4} \quad \text{Equation 11}$$

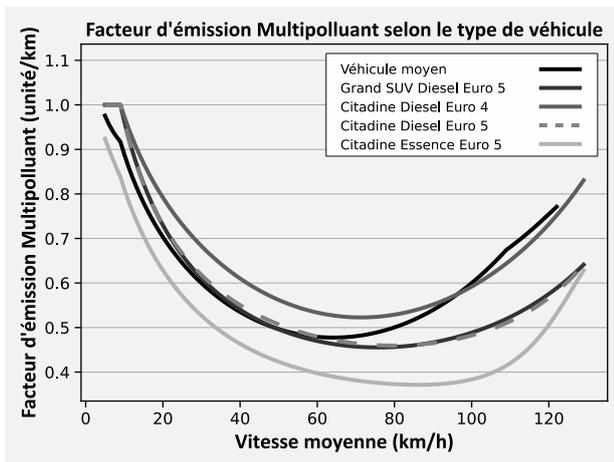


Figure 43 : Facteur d'émission multi-polluants selon le type de véhicule.

3.3.4. Modèle couplé trafic-émission

La recherche d'éco-itinéraires à l'échelle usager du présent chapitre et l'évaluation des émissions des itinéraires s'appuient sur un couplage de modèle trafic-émission. Le modèle couplé trafic-émission est composé d'une part du modèle RF construit au Chapitre 2 permettant d'inférer les vitesses manquantes et ainsi de reconstituer la carte dynamique du trafic routier du mois de novembre 2017. D'autre part, il est composé du modèle d'émission COPERT évaluant les émissions et les consommations de carburant sur les tronçons de cette carte, et permettant de construire cette fois-ci une carte dynamique des émissions et des consommations. La Figure 44 ci-après illustre le couplage des modèles trafic-émission.

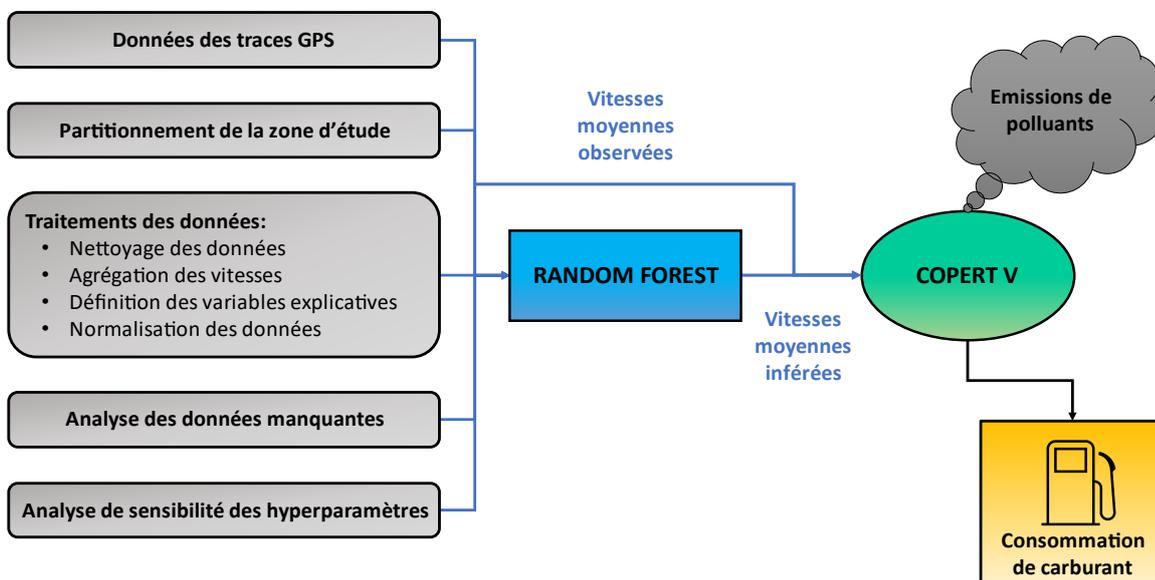


Figure 44 : Fonctionnement du modèle couplé Trafic-Emission.

A partir des vitesses moyennes observées et inférées, et des données provenant de COPERT V, les émissions des polluants et les consommations de carburant sont calculées sur chaque tronçon routier par période de quinze minutes pour tous les jours du mois de novembre 2017. L'évolution des émissions et des consommations est ainsi obtenue permettant de rechercher les éco-itinéraires et d'évaluer leurs gains potentiels. L'évolution des émissions de CO₂ estimées des heures de pointe du

matin du lundi 6 novembre 2017 est illustrée à travers la Figure 45 ci-après. Elle est mise en relief par l'évolution des conditions de trafic estimées correspondante dans la Figure 46 déterminé à l'aide du rapport γ entre la vitesse moyenne spatiale du tronçon tr à la période p et la vitesse en condition fluide du tronçon ffs^{tr} défini par l'Equation 12.

$$\gamma = \frac{V^{tr,p}}{ffs^{tr}} \quad \text{Equation 12}$$

Les conditions de trafic sont ensuite déterminées en fonction de γ tel que :

- Saturé : $\gamma < 0,33$;
- Dense : $\gamma \in [0,33; 0,66]$;
- Modéré : $\gamma \in [0,66; 0,99]$;
- Fluide : $\gamma > 0,99$.

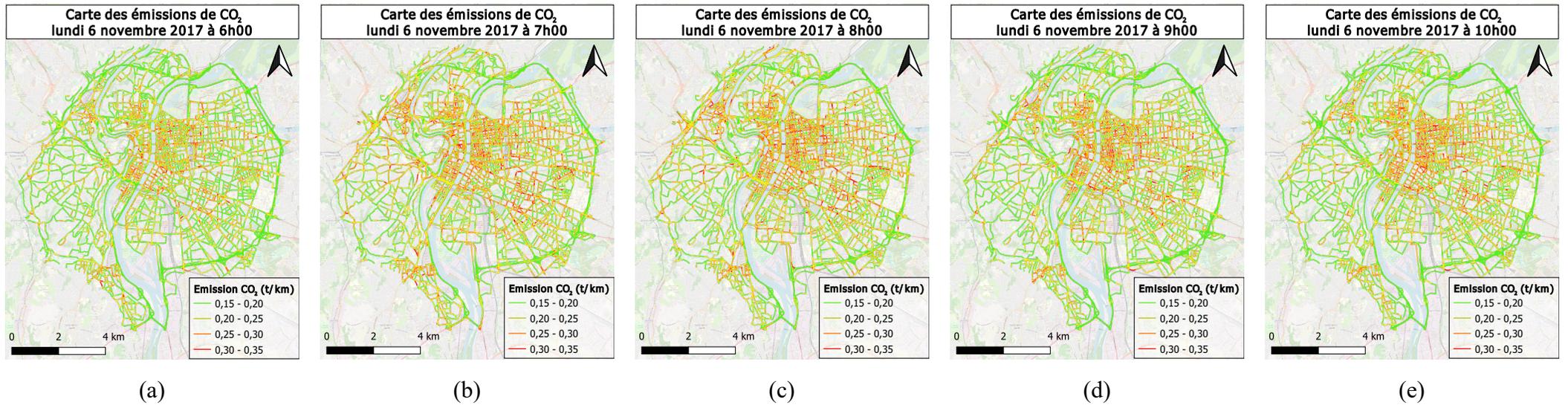


Figure 45 : Carte représentant les émissions de CO₂ estimées du lundi 06/11/2017 : (a) à 6h00 ; (b) à 7h00 ; (c) à 8h00 ; (d) à 9h00 ; (e) à 10h00 ; (f) à 11h00 ; (g) à 12h00.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

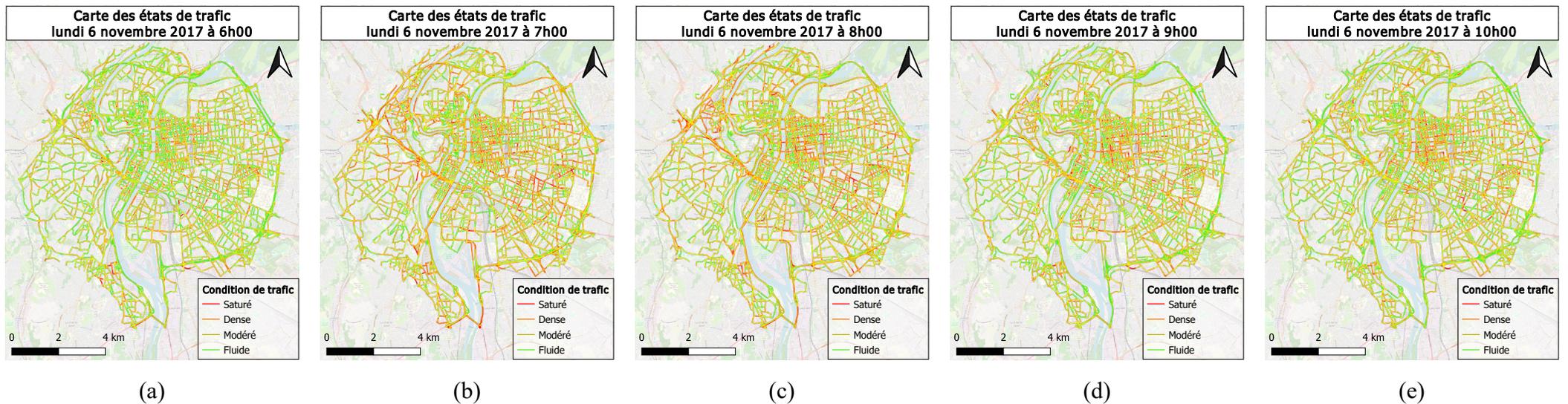


Figure 46 : Carte représentant les conditions de trafic estimées du lundi 06/11/2017 : (a) à 6h00 ; (b) à 7h00 ; (c) à 8h00 ; (d) à 9h00 ; (e) à 10h00 ; (f) à 11h00 ; (g) à 12h00.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

3.4. Conclusion

Ce chapitre propose une méthode pour rechercher des éco-itinéraires à l'échelle de l'utilisateur constituant une alternative moins polluante par rapport à une base de données fiable et robuste d'itinéraires réels issus de FCDs. Dans un premier temps, ce chapitre présente le modèle d'éco-navigation utilisé qui repose sur l'implémentation de l'algorithme « *time dependent* » de Dijkstra appliqué sur un graphe orienté dynamique représentant le réseau routier. Ensuite, un traitement préalable sur les itinéraires réels issus de traces GNSS est présenté. Ce traitement a pour objet de préserver la structure originale du parcours réalisé par le véhicule d'une part, et d'autre part de construire une base d'itinéraires fiable pour lesquels il y a un réel intérêt à rechercher un éco-itinéraire alternatif. Finalement, la dernière partie de ce chapitre présente la méthodologie utilisée pour estimer les émissions. Elle s'appuie sur un couplage entre le modèle d'émission COPERT V et la carte dynamique des conditions de trafic obtenue au Chapitre 2.

Chapitre 4

Cas d'étude à grande échelle : LYON

Les parties de ce chapitre ont contribué à la publication d'un article dans une revue internationale avec comité de lecture répertoriée par l'HCERES et d'une présentation en conférence nationale :

Jayol, Alexandre & Lejri, Delphine & Leclercq, Ludovic. (2022). *Routes Alternatives with Reduced Emissions: Large-Scale Statistical Analysis of Probe Vehicle Data in Lyon*. Atmosphere. 10.3390/atmos13101681.

Alexandre Jayol, Delphine Lejri, Ludovic Leclercq. (2023). *Eco-routing : Etude à grande échelle des itinéraires issus de données GPS à Lyon*. ROADEF 2023.

Dans ce chapitre, une analyse des gains potentiels en émissions de polluants à l'échelle de l'utilisateur est réalisée à l'aide de la carte dynamique des vitesses reconstituée par la méthode présentée au Chapitre 2 et de la méthode de recherche d'éco-itinéraires développée dans le Chapitre 3 sur l'agglomération lyonnaise. Dans un premier temps, ce chapitre présente une analyse descriptive des itinéraires issus des FCDs ainsi qu'une analyse descriptive de leur éco-itinéraires alternatifs avec une comparaison avec leur plus court et leur plus rapide chemin correspondant. Ensuite, une analyse des éco-itinéraires alternatifs est proposée pour un véhicule moyen du parc automobile français. Pour conclure ce chapitre, l'influence des technologies moteurs et des types de véhicule sont étudiées afin de comparer les résultats entre un véhicule moyen et un véhicule spécifique.

4.1. Avant-propos

Ce Chapitre 4 propose une étude sur une base de données constituée d'itinéraires issus de traces GNSS, à l'aide d'une méthodologie innovante développée au Chapitre 2 et au Chapitre 3. Cette étude réalisée à l'échelle de l'agglomération lyonnaise vise à évaluer les gains potentiels des éco-itinéraires alternatifs par rapport aux itinéraires réels de la base de données, en fonction de la consommation de carburant ou de trois polluants (CO₂, NO_x ou PM₁₀). Ce chapitre vise ainsi à répondre aux questions suivantes :

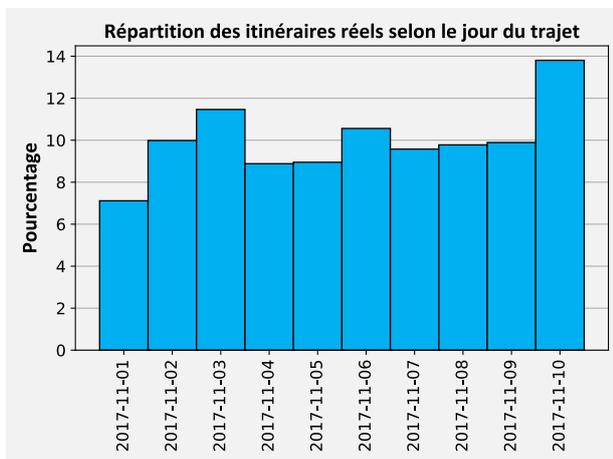
- Quels sont les défis de l'éco-navigation à travers une base de données composée d'itinéraires réels provenant de traces GNSS ?
- D'un point de vue de la pollution de l'air, quelle est la proportion d'itinéraires alternatifs moins polluants au sein de cette base de données ?

- Quels sont les gains potentiels de consommations de carburant et d'émissions de polluants à l'échelle individuelle ?
- Quelle est l'ampleur de ces gains au regard de l'OD, du polluant ou du type de véhicule considéré ?
- Est-il possible de définir un critère multi-polluants permettant de trouver un éco-itinéraire capable de réduire les émissions de plusieurs polluants ?
- Quelles sont les variables explicatives permettant d'obtenir les gains potentiels d'émissions ?

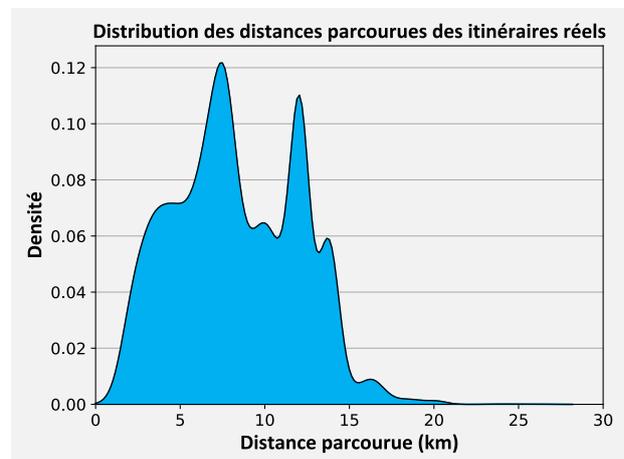
4.2. Analyses descriptives

4.2.1. Itinéraires réels issus des FCDs

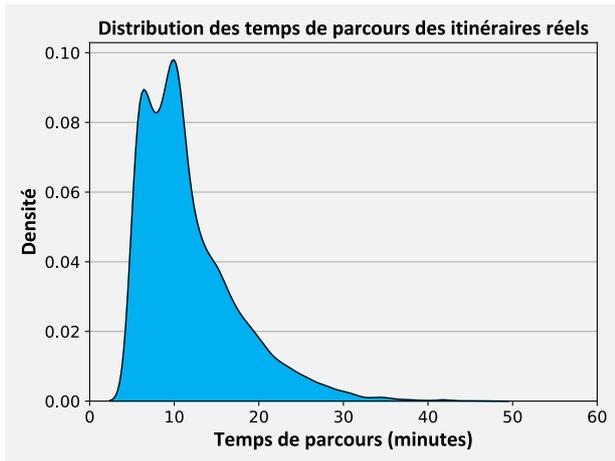
La base de données étudiée contient 11 497 itinéraires réalisés sur l'agglomération lyonnaise entre le 1^{er} novembre 2017 et le 10 novembre 2017. Ces itinéraires proviennent des données FCDs traitées et sélectionnées par la méthode décrite précédemment dans la partie 3.1. Les émissions issues de ces itinéraires sont pour leur part évaluées par la méthode utilisant le modèle d'émissions COPERT V présentée dans la partie 3.3 ci-avant. Le nombre d'itinéraires de la base de données est relativement bien réparti sur l'ensemble des jours étudiés. La distance parcourue des itinéraires de la base donnée varie de 680 m à 26,50 km avec une distance moyenne parcourue de 8,33 km. Leur temps de parcours varie de 5,00 minutes à 46,91 minutes avec un temps de parcours moyen de 11,78 minutes. Par ailleurs, la vitesse moyenne pratiquée durant ces itinéraires varie de 6 km/h à 86,73 km/h avec pour l'ensemble des itinéraires une moyenne de 51,14 km/h. La Figure 47 récapitule l'ensemble de ces informations.



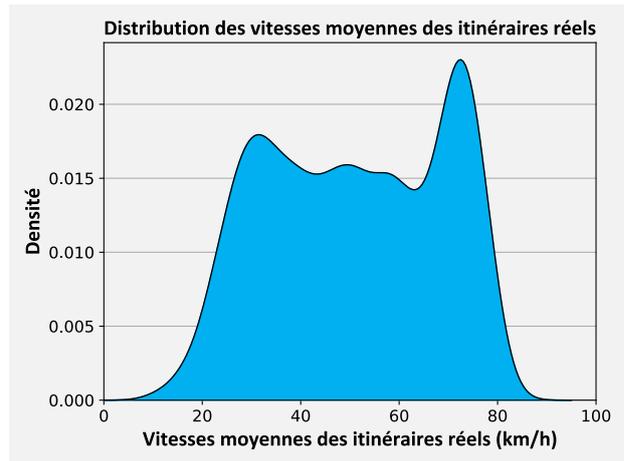
(a)



(b)



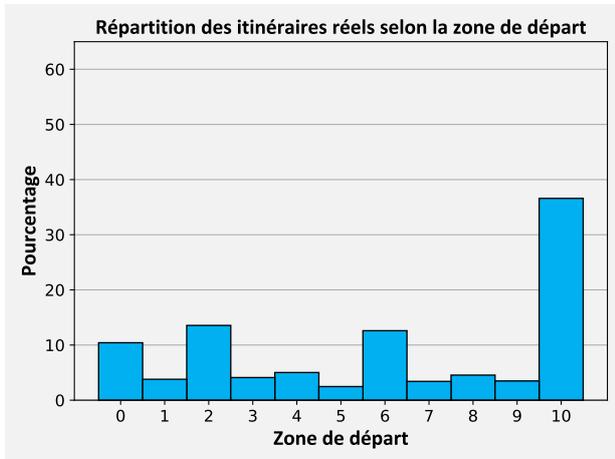
(c)



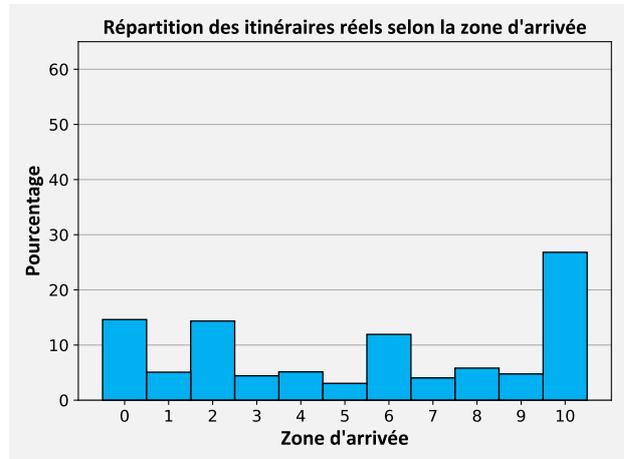
(d)

Figure 47 : Distributions statistiques des itinéraires réels : (a) répartition selon le jour du trajet ; (b) distance parcourue ; (c) temps de parcours ; (d) vitesses moyennes.

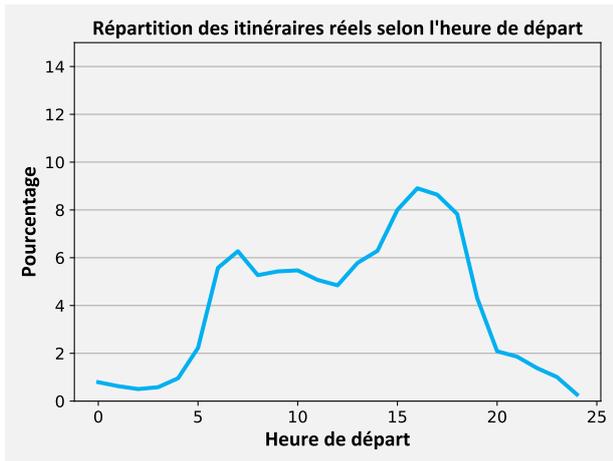
La Figure 48a et la Figure 48b montrent que le périphérique (secteur 10) est le secteur d'origine et d'arrivée le plus représenté, ce qui correspond resp. à des itinéraires entrants ou sortants de la zone d'étude. De nombreux itinéraires de la base de données démarrent ou terminent dans les secteurs 0, 2 et 6. Par ailleurs, la Figure 48c et la Figure 48d montrent que la majorité de ces itinéraires a été réalisée durant la journée entre 6h00 et 20h00 avec une prépondérance lors des heures de pointe du soir.



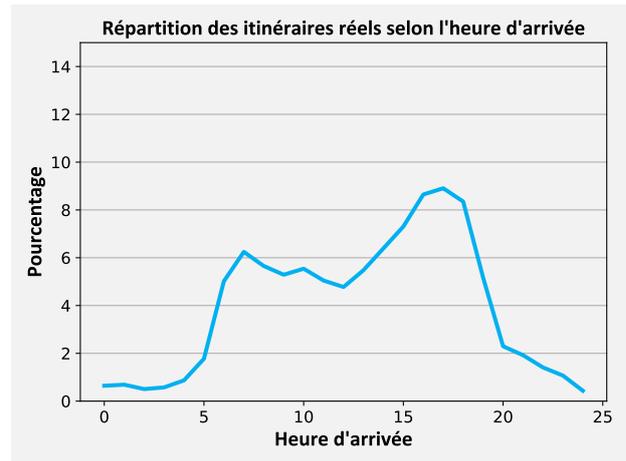
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 48 : Répartition des itinéraires réels en fonction de différentes caractéristiques : (a) zone de départ ; (b) zone d'arrivée ; (c) heure de départ ; (d) heure d'arrivée.

Les itinéraires réels sont distribués sur 119 ODs parmi 121 ODs possibles, seules les ODs (5,0) et (5,1) sont absentes de la base de données. La Figure 49 présente la répartition des ODs des itinéraires de la base de données. Elle confirme la prépondérance des secteurs 0, 2, 6 et 10. Les itinéraires réels présentent une bonne répartition dans l'espace et dans le temps, ce qui permet une bonne représentativité de l'échantillon par rapport à l'ensemble des trajets réels réalisés sur la zone d'étude.

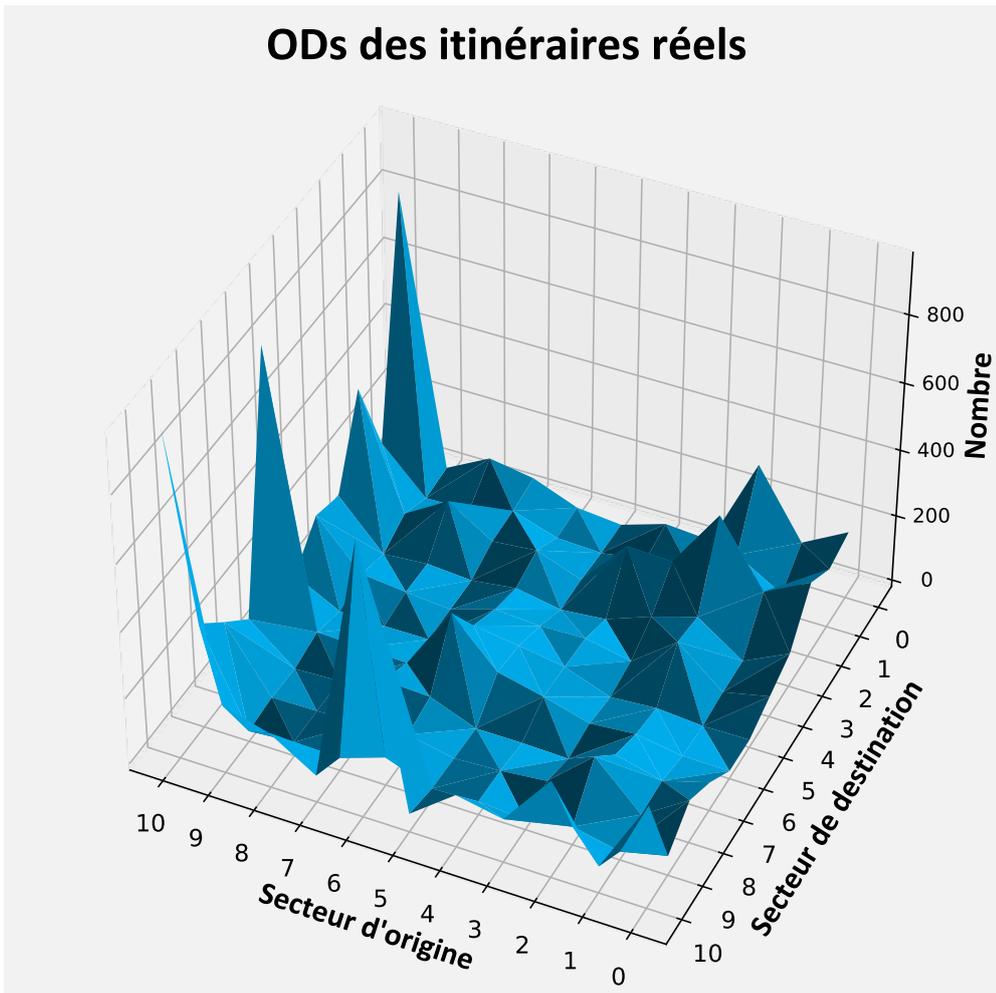
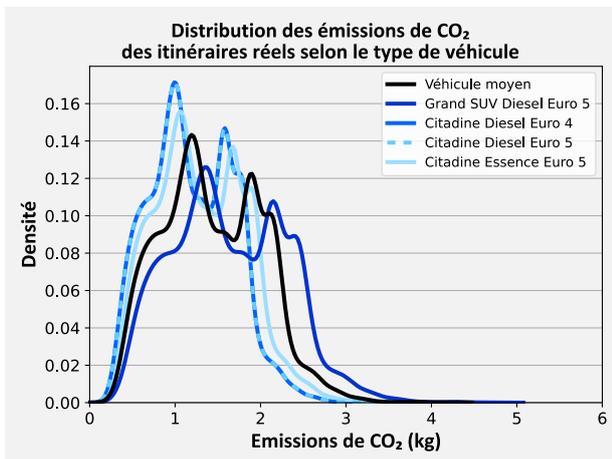
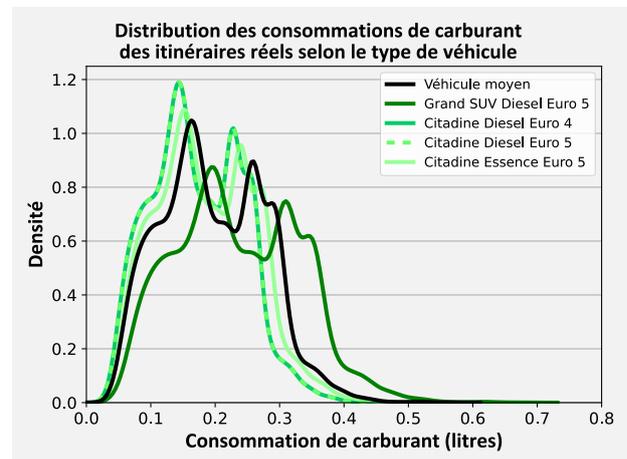


Figure 49 : Répartition des ODs des itinéraires réels en fonction des secteurs de la zone d'étude.

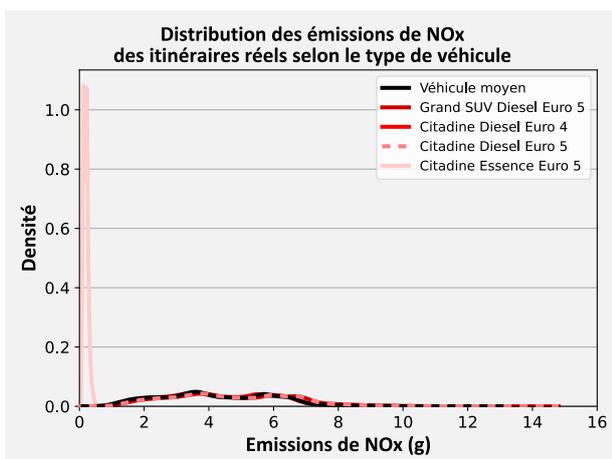
Les consommations de carburant et les émissions de polluants des itinéraires réels de la base de données sont estimées avec le modèle d'émissions COPERT V présenté précédemment dans la partie 3.3 du Chapitre 3. La Figure 50 présente la distribution de leurs consommations et de leurs émissions en CO₂, NO_x et PM₁₀ en fonction du type de véhicule. Les distributions des consommations de carburant et des émissions de CO₂ sont similaires en raison de la relation qui existe entre leurs facteurs. En outre, la Figure 50a et la Figure 50b montrent que les voitures citadines diesel de type Euro 4 et Euro 5 possèdent les mêmes densités de probabilité concernant la consommation de carburant et les émissions de CO₂. En conséquence, les itinéraires ont les mêmes consommations de carburant et les mêmes émissions de CO₂ lorsqu'ils sont réalisés par ces véhicules. La Figure 50c montre des émissions de NO_x inférieures lorsque les trajets sont réalisés par une voiture citadine essence de type Euro 5. Les itinéraires présentent une sensibilité plus importante des émissions de PM₁₀ en fonction du type de véhicule (cf. Figure 50d), les véhicules moyens et les voitures citadines diesel Euro 4 émettant plus de PM₁₀ que les autres modèles de véhicule étudiés. Les statistiques des consommations et des émissions des itinéraires réels de la base de données sont résumées en fonction du type de véhicule en 0. Ces statistiques corroborent l'analyse des distributions des consommations et des émissions de la Figure 50.



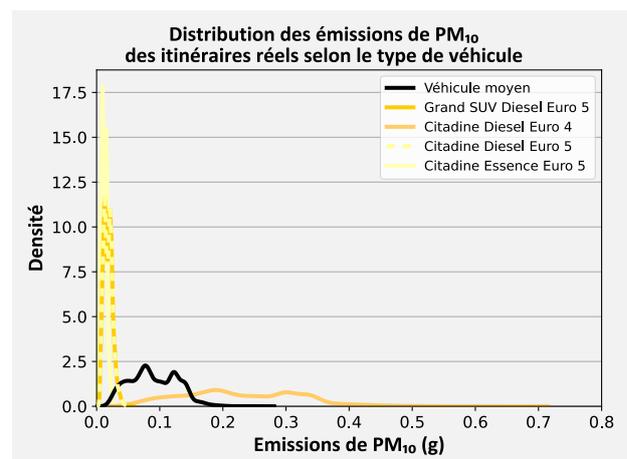
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 50 : Distribution des émissions et des consommations des itinéraires réels selon le type de véhicule : (a) Emission de CO₂ (kg) ; (b) consommation de carburant (litres) ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀.

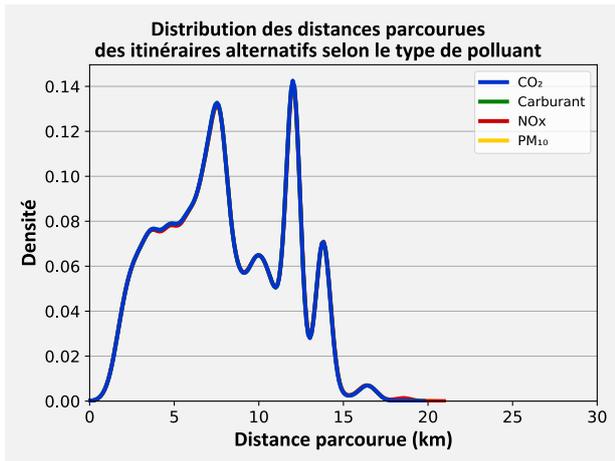
4.2.2. Eco-itinéraires alternatifs

Un itinéraire alternatif moins polluant ou consommant moins de carburant est recherché pour chaque itinéraire réel de la base de données en utilisant la méthode décrite dans la partie 3.1 du Chapitre 3 ci-avant. Cette méthode est mise en œuvre sur un graphe construit à partir du réseau défini dans la partie 2.3.3 du Chapitre 2 ci-avant afin d'éviter notamment de créer des externalités environnementales sur le réseau secondaire non dimensionné à cet effet.

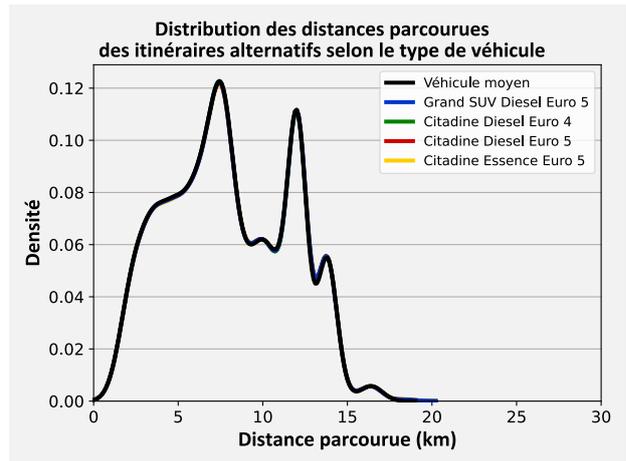


Figure 51 : Graphe orienté composé de 22 796 tronçons utilisé pour la recherche d'éco-itinéraires.

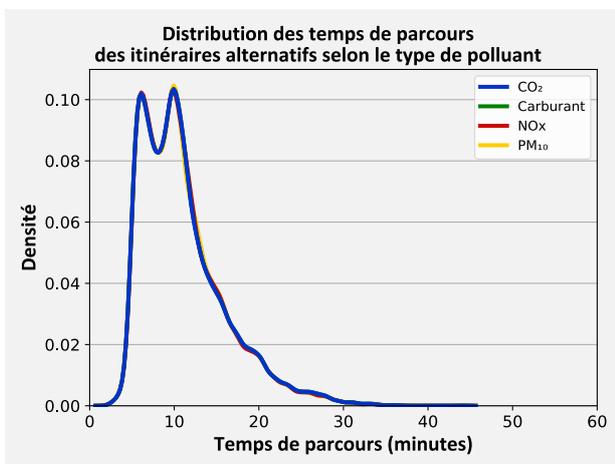
Tous les itinéraires alternatifs sont recherchés pour cinq catégories de véhicules différentes. Ainsi, en considérant les trois polluants et la consommation de carburant, l'étude porte sur la recherche de 20 itinéraires alternatifs pour chaque itinéraire réel. Les itinéraires alternatifs par rapport au critère multi-polluants sont traités ultérieurement dans la partie 4.3.4. La distance parcourue des itinéraires alternatifs $TD_{alternatif}$ de l'ensemble des catégories de véhicule varie de 680 m à 19,74 km avec une distance moyenne parcourue de 8,01 km en considérant les trois polluants et la consommation de carburant. Leur temps de parcours $TT_{alternatif}$ varie de 5,01 minutes à 43,94 minutes avec un temps de parcours moyen de 11,06 minutes. Par ailleurs, la vitesse moyenne pratiquée durant ces itinéraires varie de 6 km/h à 86,73 km/h avec pour l'ensemble des itinéraires une moyenne de 50,64 km/h. La Figure 52 montre que la distribution des vitesses moyennes est davantage sensible aux polluants et aux catégories de véhicules étudiés. Bien que les itinéraires alternatifs soient en moyenne légèrement plus courts et plus rapides mais avec une vitesse moyenne un peu plus faible, leurs caractéristiques demeurent assez proches de celles des itinéraires réels.



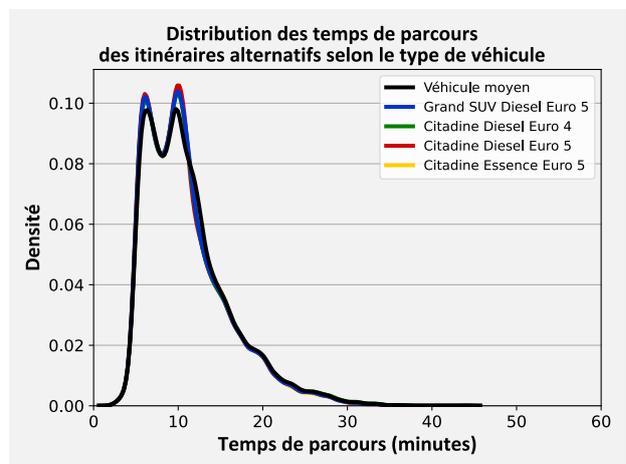
(a)



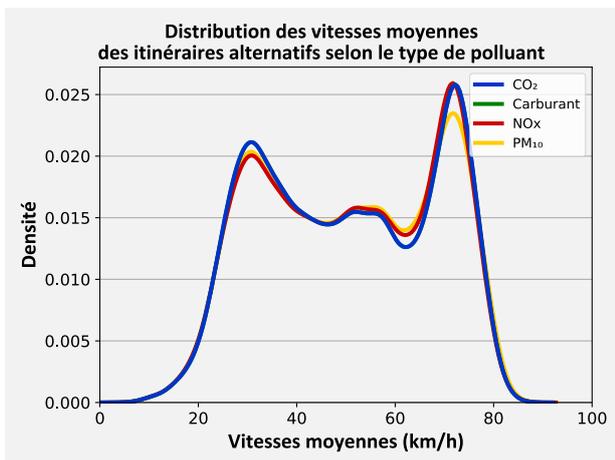
(b)



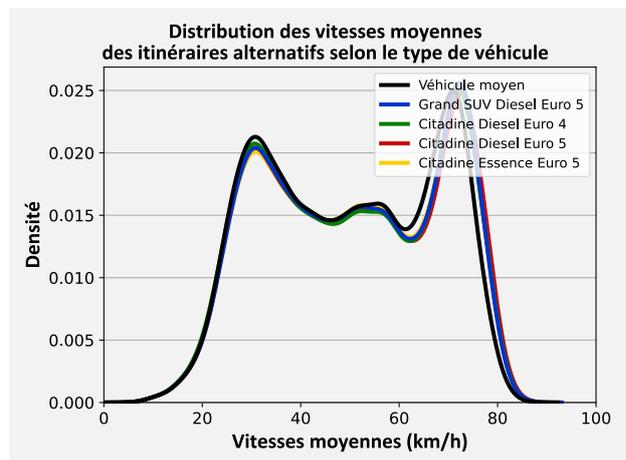
(c)



(d)



(e)



(f)

Figure 52 : Distributions statistiques des itinéraires alternatifs : (a) distance parcourue selon le type de polluant ; (b) distance parcourue selon le type de véhicule ; (c) temps de parcours selon le type de polluant ; (d) temps de parcours selon le type de véhicule ; (e) vitesses moyennes selon le type de polluant ; (f) vitesses moyennes selon le type de véhicule.

La Figure 53 présente la distribution de la consommation et des émissions en CO₂, NO_x et PM₁₀ des itinéraires alternatifs en fonction du type de véhicule. Ces distributions sont également similaires à celles des itinéraires réels (cf. Figure 47) mais elles montrent toutefois des émissions et des

consommations plus faibles des itinéraires alternatifs indépendamment du polluant ou de la catégorie de véhicule considéré.

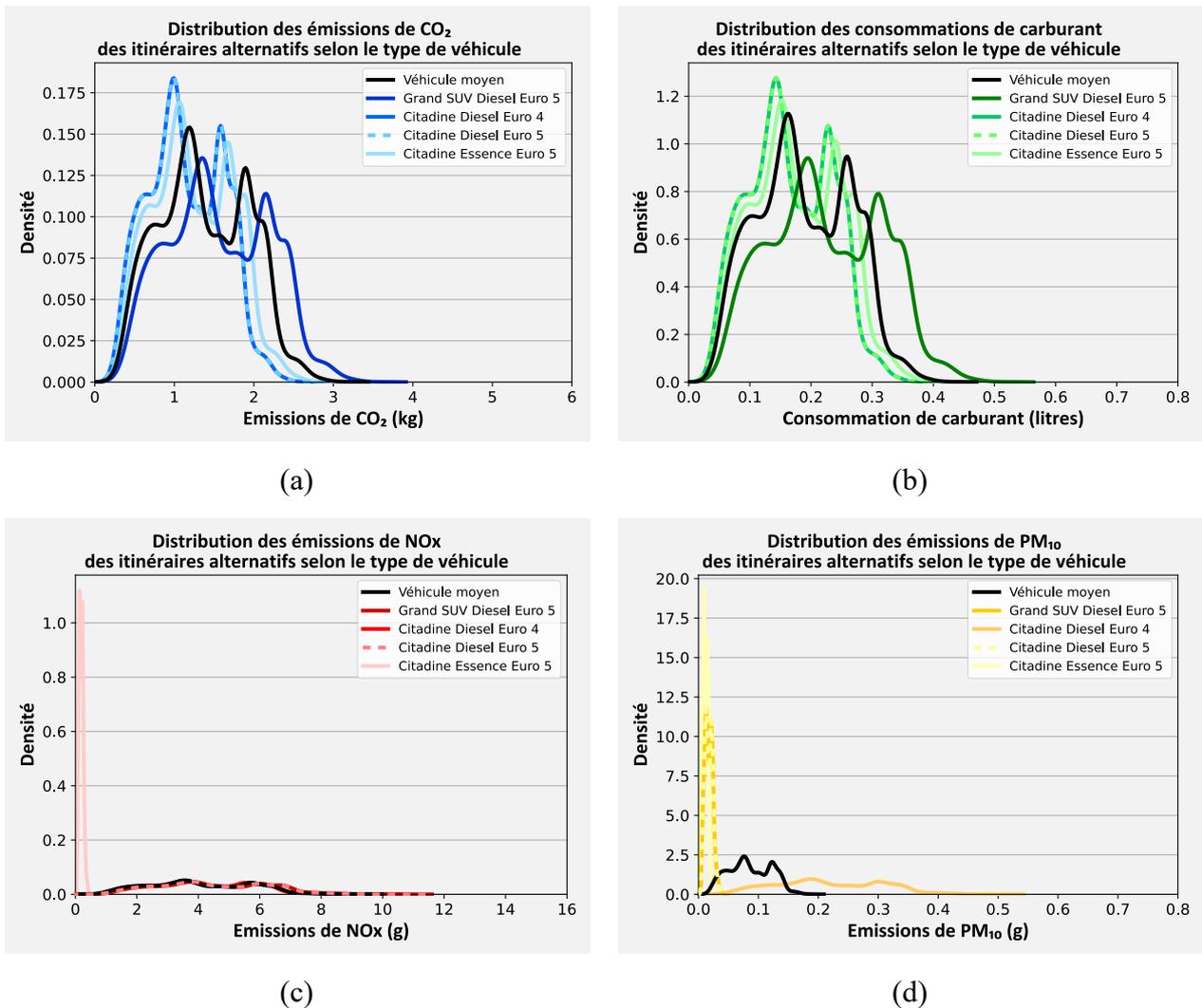


Figure 53 : Distribution des émissions et des consommations des itinéraires alternatifs selon le type de véhicule : (a) Emission de CO₂ (kg) ; (b) consommation de carburant (litres) ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀.

Les statistiques des consommations et des émissions des itinéraires alternatifs sont résumées en fonction du type de véhicule en 0. Ces statistiques corroborent l'analyse des distributions des consommations et des émissions de la Figure 53. En moyenne, les consommations et les émissions ont diminué approximativement de 5% indépendamment du type de polluants ou de véhicules. De la même manière, l'itinéraire le plus polluant a, quant à lui, diminué de 30% en moyenne. L'étude des itinéraires alternatifs montre qu'ils émettent moins que les itinéraires réels en moyenne, de l'ordre de 5% indépendamment du type de polluants ou de véhicules. Cette diminution est par ailleurs conséquente pour les itinéraires les plus polluants, l'itinéraire alternatif le plus polluant émettant 30% de moins en moyenne que l'itinéraire réel le plus polluant.

4.2.3. Itinéraire le plus court/rapide

Les itinéraires empruntant le plus court chemin (SP) ou le plus rapide (FP) sont également étudiés pour chaque itinéraire de la base de données afin d'évaluer l'impact de l'éco-navigation sur la distance du parcours le plus court et la durée du parcours le plus rapide. La distance parcourue des itinéraires SP varie de 680 m à 16,57 km avec une distance moyenne parcourue de 7,88 km. Leur temps de

parcours varie de 2,36 minutes à 53,92 minutes avec un temps de parcours moyen de 13,02 minutes. Par ailleurs, la vitesse moyenne pratiquée durant ces itinéraires varie de 6,00 km/h à 86,13 km/h avec pour l'ensemble des itinéraires une moyenne de 44,76 km/h. Les **itinéraires FP** parcourent pour leur part une distance qui varie de 680 m à 28,10 km avec une distance moyenne parcourue de 8,42 km. Leur temps de parcours varie de 2,36 minutes à 35,52 minutes avec un temps de parcours moyen de 10,53 minutes. Par ailleurs, la vitesse moyenne pratiquée durant ces itinéraires varie de 9,41 km/h à 86,73 km/h avec pour l'ensemble des itinéraires une moyenne de 53,00 km/h. La Figure 54 présente la distribution des distances parcourues, des temps de parcours et des vitesses moyennes selon le type d'itinéraires SP et FP.

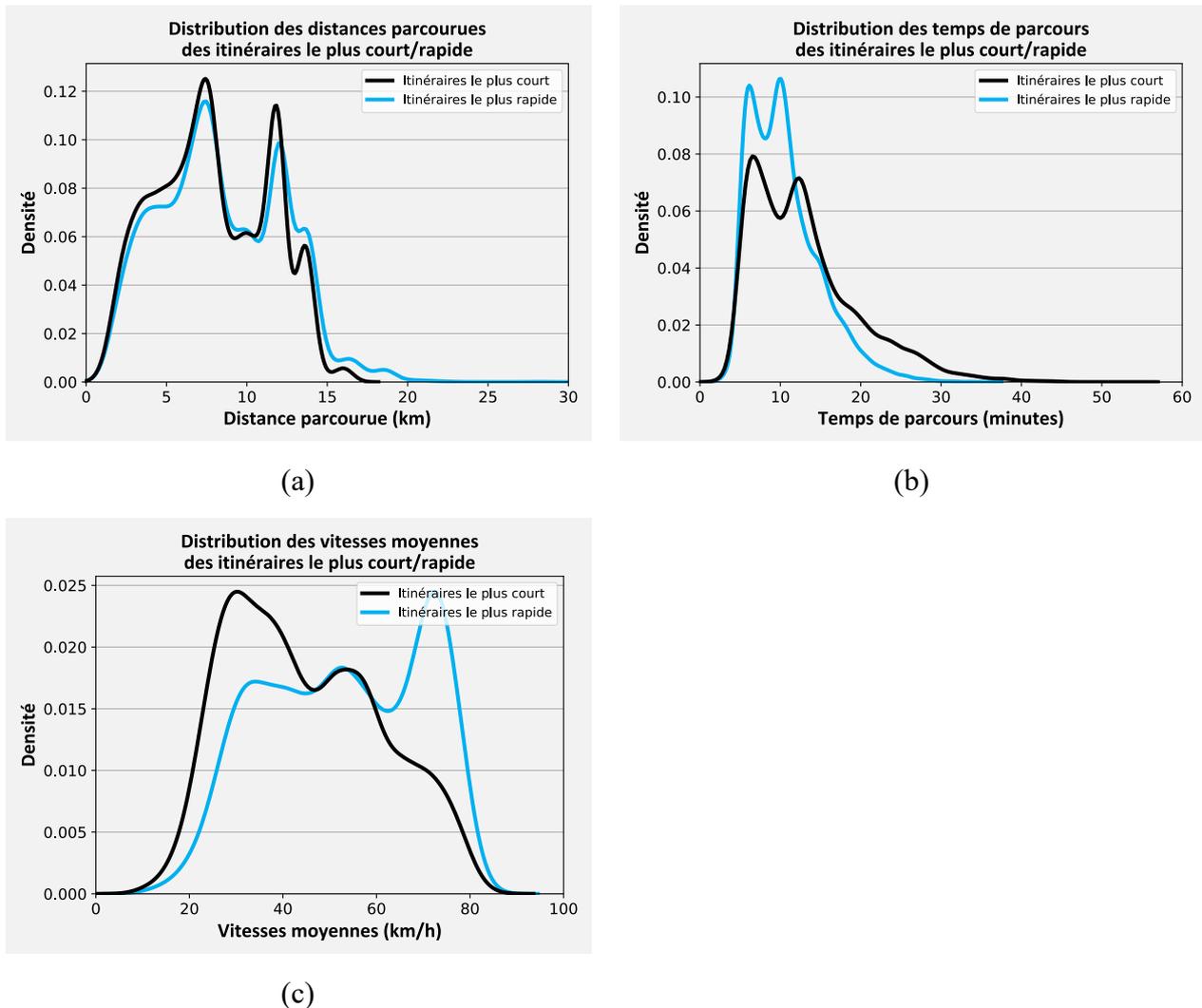
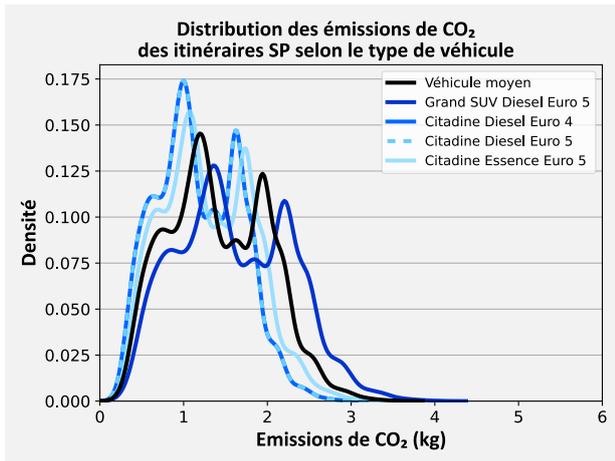
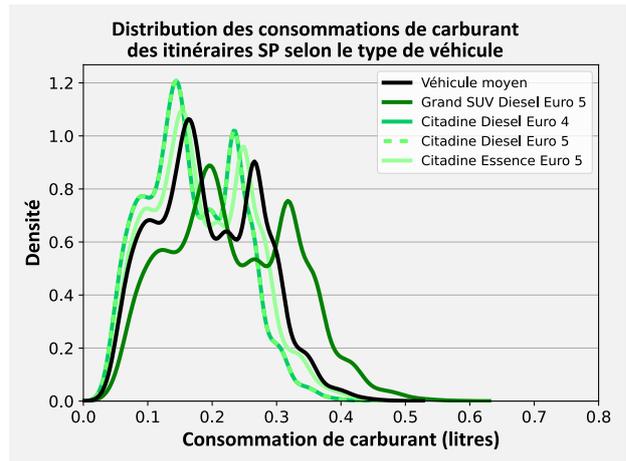


Figure 54 : Distributions statistiques des itinéraires les plus courts/rapides : (a) distance parcourue ; (b) temps de parcours ; (c) vitesses moyennes.

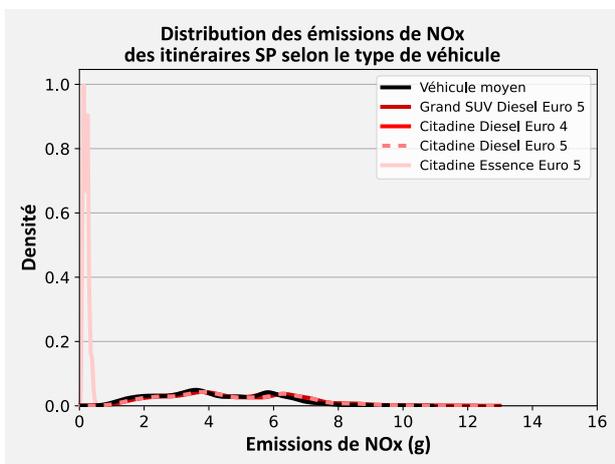
La Figure 55 présente la distribution de la consommation et des émissions en CO₂, NO_x et PM₁₀ des itinéraires empruntant le plus court chemin en fonction du type de véhicule. En moyenne, les itinéraires SP consomment et émettent approximativement 4% de plus que les itinéraires alternatifs indépendamment du type de polluants ou de véhicules. L'itinéraire SP le plus polluant émet, quant à lui, 13% de plus en moyenne que l'itinéraire alternatif le plus polluant.



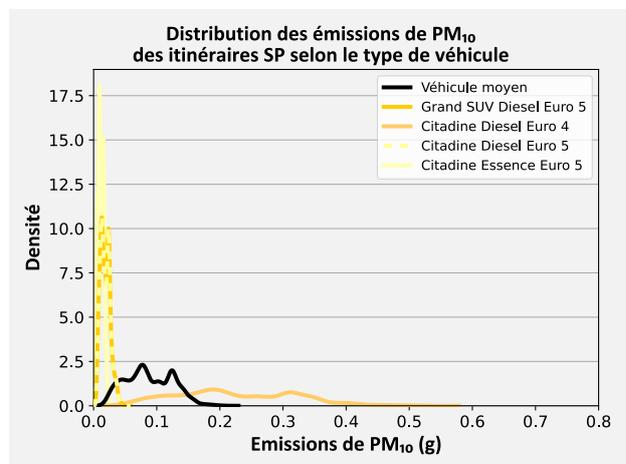
(a)



(b)



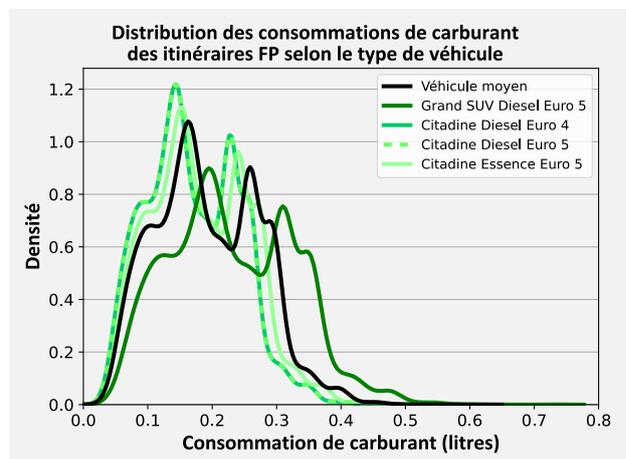
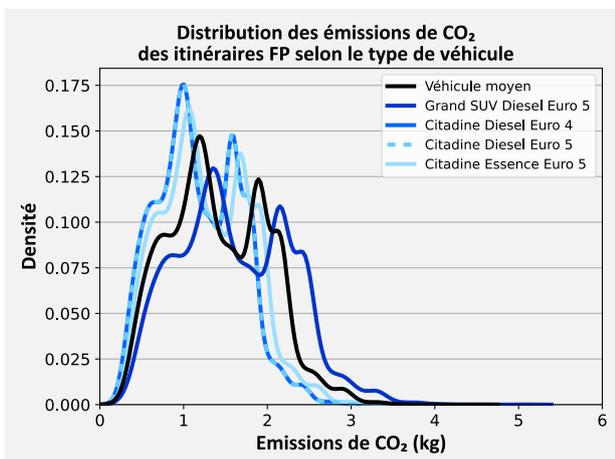
(c)



(d)

Figure 55 : Distribution des émissions et des consommations des itinéraires SP selon le type de véhicule : (a) Emission de CO₂ (kg) ; (b) consommation de carburant (litres) ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀.

La Figure 56 présente la distribution de la consommation et des émissions en CO₂, NO_x et PM₁₀ des itinéraires empruntant le chemin le plus rapide en fonction du type de véhicule. En moyenne, les itinéraires FP consomment et émettent approximativement 3% de plus que les itinéraires alternatifs indépendamment du type de polluants ou de véhicules. L'itinéraire FP le plus polluant émet, quant à lui, 38% de plus en moyenne que l'itinéraire alternatif le plus polluant.



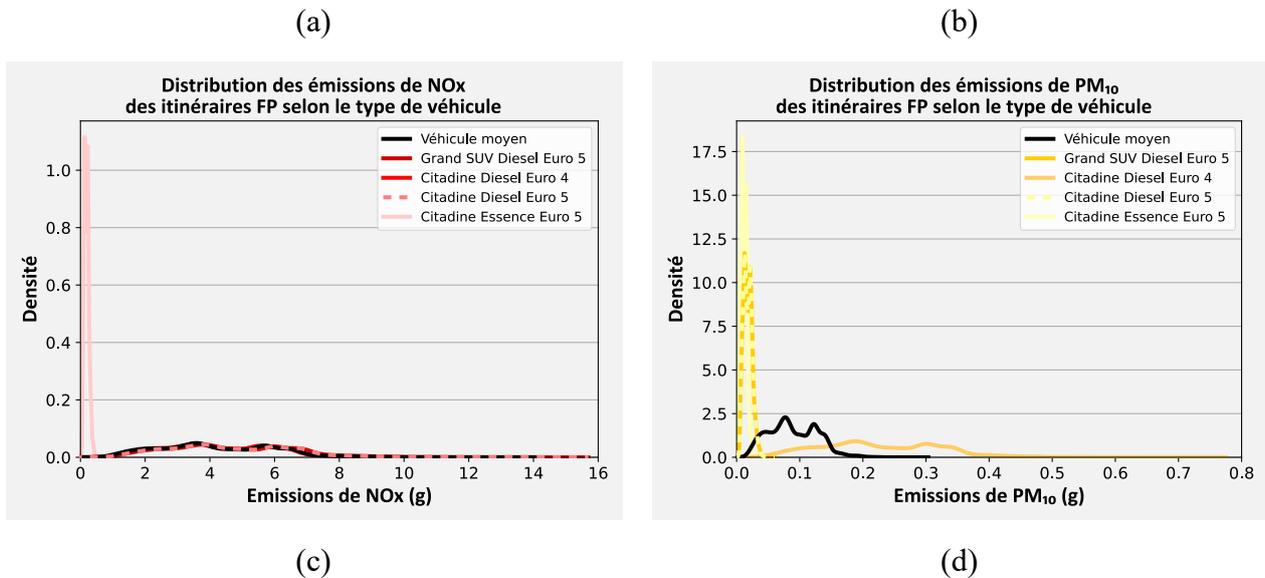


Figure 56 : Distribution des émissions et des consommations des itinéraires FP selon le type de véhicule : (a) Emission de CO₂ (kg) ; (b) consommation de carburant (litres) ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀.

L'étude des itinéraires SP et FP montre qu'ils sont en moyenne resp. plus court de 1,6% et plus rapide de 5% que les itinéraires alternatifs. Cependant, ces gains de distance et de temps ont pour conséquence une augmentation des émissions de l'ordre de 3-4%. Cette augmentation est par ailleurs conséquente pour les itinéraires les plus polluants, l'itinéraire FP le plus polluant émettant en moyenne 38% de plus que l'itinéraire alternatif le plus polluant, et l'itinéraire SP 13% de plus. En outre, les itinéraires SP et FP émettent en moyenne plus de CO₂, de NO_x et de multi-polluants que leurs éco-itinéraires respectifs.

4.3. Analyse des itinéraires alternatifs : véhicule moyen

Cette partie 4.3 se concentre sur l'étude des itinéraires alternatifs réduisant la consommation et les émissions en CO₂, NO_x et PM₁₀ pour un véhicule moyen tel que défini précédemment dans la partie 3.3.2.

4.3.1. Gains potentiels des itinéraires alternatifs

Les gains potentiels des itinéraires alternatifs sont évalués à l'aide de ΔTE défini par l'Equation 13.

$$\Delta TE = \frac{TE_{réel} - TE_{alternatif}}{TE_{réel}} \times 100 \quad \text{Equation 13}$$

Les gains sont potentiellement nuls lorsque $\Delta TE = 0$. Cette situation peut se produire lorsque l'itinéraire réel emprunté correspond déjà à l'itinéraire consommant ou émettant le moins de polluants d'après la méthodologie d'éco-navigation utilisée. Sur l'ensemble des itinéraires de la base de données, y.c. les itinéraires avec un $\Delta TE = 0$, **les gains potentiels varient en moyenne entre 4,38% et 4,78% selon le type de polluant considéré**. Le nombre d'itinéraires alternatifs ayant des gains potentiels, i.e. $\Delta TE > 0$, varie en fonction du polluant :

- CO₂ : 7202 itinéraires soit 63% ;
- Carburant : 7188 itinéraires soit 63% ;

- NO_x : 7761 itinéraires soit 67% ;
- PM₁₀ : 8292 itinéraires soit 72%.

Par ailleurs, les itinéraires alternatifs ayant des gains potentiels significatifs supérieurs à 5% représentent 26-27% de la base de données. La répartition empirique des gains potentiels est représentée en fonction du type de polluant, tout d'abord, par un histogramme où chaque classe indique la densité de probabilité par intervalle de [0%-1%] de gains (cf. Figure 57).

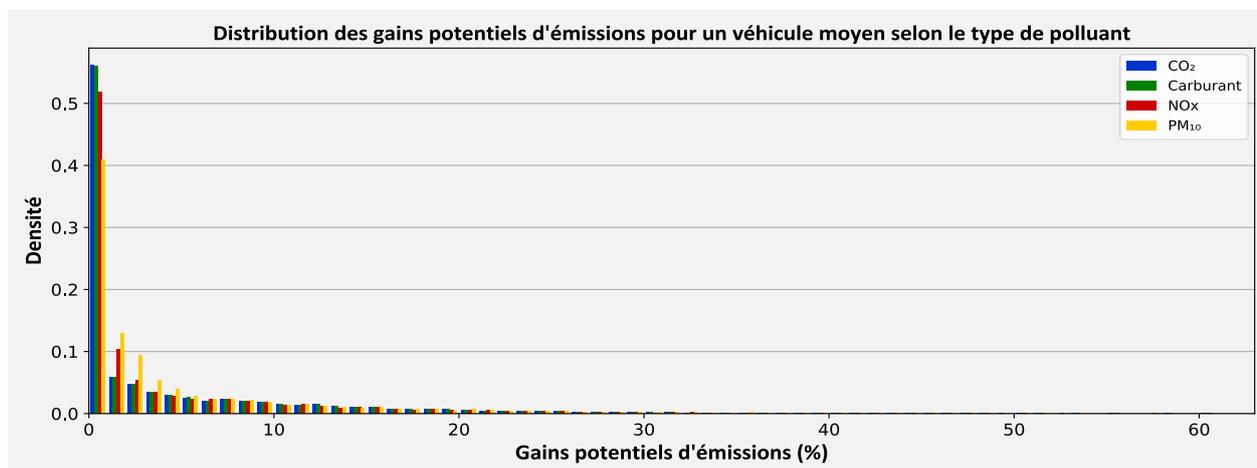
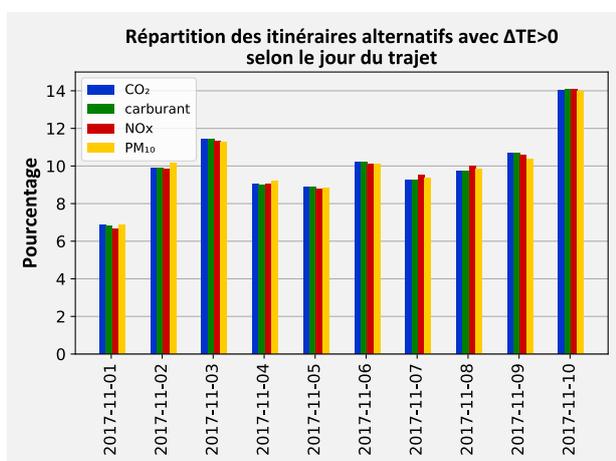


Figure 57 : Distribution des gains potentiels de consommations ou d'émissions pour un véhicule moyen selon le type de polluant par un histogramme.

Finalement, les distributions des gains potentiels varient peu selon le type de polluant lors de l'étude d'un véhicule moyen du parc avec principalement **des gains significatifs supérieurs à 5% pour un quart des itinéraires de la base de données.**

D'après la méthode développée, les itinéraires alternatifs consommant moins de carburant et émettant moins de polluants peuvent être trouvés pour l'ensemble des itinéraires réels, indépendamment du jour ou de l'heure de la journée. En effet, la Figure 58a montre que des itinéraires alternatifs moins polluants peuvent être trouvés pour l'ensemble de la période étudiée, indépendamment du type de jour considéré (jour ouvré, week-end, vacances scolaires). La Figure 58b et la Figure 58c présentent des itinéraires alternatifs sur toutes les heures de la journée, en proportion égale aux nombres d'itinéraires réels (cf. Figure 48).



(a)

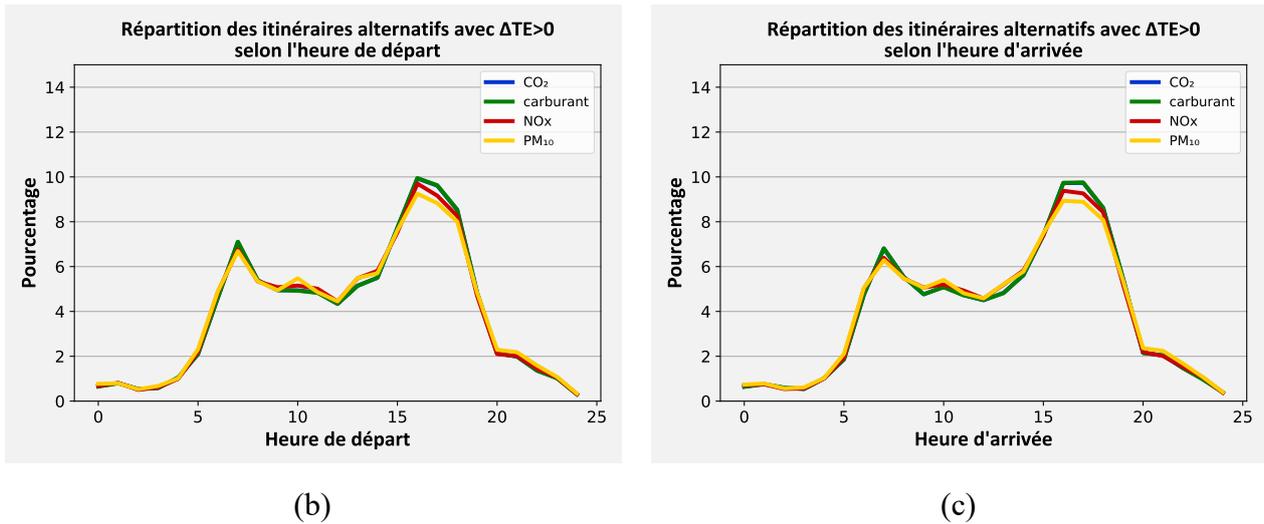


Figure 58 : Répartition des itinéraires alternatifs ayant des gains potentiels d'émissions en fonction de différentes caractéristiques : (a) jour du trajet ; (b) heure de départ ; (c) heure d'arrivée.

Pour un véhicule moyen, les éco-itinéraires sont répartis sur 107 ODs parmi les 119 ODs présents dans la base de données (cf. partie 4.2.1) au regard de la consommation de carburant et des trois polluants étudiés. **L'examen des 15 ODs les plus représentés montre que ces ODs contiennent 70% des éco-itinéraires avec un $\Delta TE > 0$, alors qu'ils ne comportent que 44% des itinéraires réels de la base de données. Ces ODs constituent ainsi une liste restreinte sur lesquels des bénéfices significatifs peuvent être obtenus en modifiant certains itinéraires. L'éco-navigation doit être réalisé en priorité sur les itinéraires de cette liste afin d'optimiser les gains de consommations et d'émissions.** Les itinéraires présents dans la liste de ces 15 ODs sont répartis de la manière suivante :

- Flux de transit : 5% ;
- Flux entrant : 47% ;
- Flux sortant : 0%
- Flux interne : 18%.

4.3.2. Conséquences sur la distance et le temps de parcours

La distance parcourue et le temps de parcours des itinéraires alternatifs sont évalués pour un véhicule moyen afin de déterminer les compromis à réaliser pour emprunter ces itinéraires. En premier lieu, leurs impacts par rapport aux itinéraires réels sont étudiés par le biais de la méthode du ratio de détour $DR_{altréel}$ et de la différence de temps de parcours $\Delta TT_{altréel}$ définies resp. par l'Equation 14 et l'Equation 15.

$$DR_{altréel} = \frac{TD_{alternatif}}{TD_{réel}} \quad \text{Equation 14}$$

$$\Delta TT_{altréel} = TT_{alternatif} - TT_{réel} \quad \text{Equation 15}$$

Le ratio de détour $DR_{altréel}$ est en moyenne de 0.96 pour un véhicule moyen quel que soit le polluant considéré. Ce ratio varie de 0.36 à 1.35 avec des itinéraires alternatifs parcourant une distance identique aux itinéraires réels lorsque $DR_{altréel} = 1$, une distance plus courte lorsque $DR_{altréel} < 1$

et une distance plus longue lorsque $DR_{altr\acute{e}el} > 1$. Les itinéraires alternatifs ayant un $DR_{altr\acute{e}el} = 1$ correspondent, à quelques exceptions près, aux itinéraires réels. Bien que la majorité des itinéraires alternatifs réduisent leur distance parcourue, le Tableau 4 montre une répartition relativement homogène des itinéraires alternatifs en fonction du ratio de détour $DR_{altr\acute{e}el}$.

Polluant	Véhicule	Itinéraires avec $DR_{altr\acute{e}el} < 1$	Itinéraires avec $DR_{altr\acute{e}el} = 1$	Itinéraires avec $DR_{altr\acute{e}el} > 1$
CO ₂ (kg)	Véhicule moyen	39%	37%	24%
Carburant (litre)	Véhicule moyen	39%	37%	24%
NO _x (g)	Véhicule moyen	40%	33%	27%
PM ₁₀ (g)	Véhicule moyen	42%	28%	30%

Tableau 4 : Répartition du nombre d’itinéraires alternatifs en fonction du ratio de détour $DR_{altr\acute{e}el}$ pour un véhicule moyen (en pourcentage).

Le résultat de l’analyse de la différence de temps de parcours $\Delta TT_{altr\acute{e}el}$ est similaire à celle du ratio de détour $DR_{altr\acute{e}el}$. La différence de temps de parcours $\Delta TT_{altr\acute{e}el}$ est en moyenne de -35 s pour un véhicule moyen quel que soit le polluant considéré. Ce ratio varie de -26 min à +16 min avec des itinéraires alternatifs ayant des temps de parcours identiques aux itinéraires réels lorsque $\Delta TT_{altr\acute{e}el} = 0$, des temps de parcours plus rapides lorsque $\Delta TT_{altr\acute{e}el} < 0$ et des temps de parcours plus lentes lorsque $\Delta TT_{altr\acute{e}el} > 0$. Les itinéraires alternatifs ayant un $\Delta TT_{altr\acute{e}el} = 0$ correspondent, à quelques exceptions près, aux itinéraires réels. Le Tableau 5 montre une prédominance des itinéraires alternatifs réduisant leur temps de parcours en fonction de $\Delta TT_{altr\acute{e}el}$.

Polluant	Véhicule	Itinéraires avec $\Delta TT_{altr\acute{e}el} < 0$	Itinéraires avec $\Delta TT_{altr\acute{e}el} = 0$	Itinéraires avec $\Delta TT_{altr\acute{e}el} > 0$
CO ₂ (kg)	Véhicule moyen	44%	37%	19%
Carburant (litre)	Véhicule moyen	44%	37%	19%
NO _x (g)	Véhicule moyen	41%	33%	26%
PM ₁₀ (g)	Véhicule moyen	40%	28%	32%

Tableau 5 : Répartition du nombre d’itinéraires alternatifs en fonction de la différence de temps de parcours $\Delta TT_{altr\acute{e}el}$ pour un véhicule moyen (en pourcentage).

L’impact des itinéraires alternatifs est plutôt positif sur les distances parcourues et les temps de parcours comparativement aux itinéraires réels. En effet, les itinéraires alternatifs sont majoritairement plus courts et plus rapides par rapport aux itinéraires réels dès lors qu’ils sont moins polluants ($\Delta TE > 0$). **Toutefois, certains itinéraires alternatifs requièrent d’augmenter la distance ou le temps de parcours des itinéraires réels pour diminuer la consommation de carburant et/ou les émissions de polluants.** La Figure 59a représente la densité de probabilité du ratio de détour $DR_{altr\acute{e}el}$ des itinéraires alternatifs par rapport aux itinéraires réels pour un véhicule moyen en fonction du polluant considéré. La Figure 59b représente la densité de probabilité de la différence de temps de parcours $\Delta TT_{altr\acute{e}el}$ des itinéraires alternatifs par rapport aux itinéraires réels pour un véhicule moyen en fonction du polluant considéré.

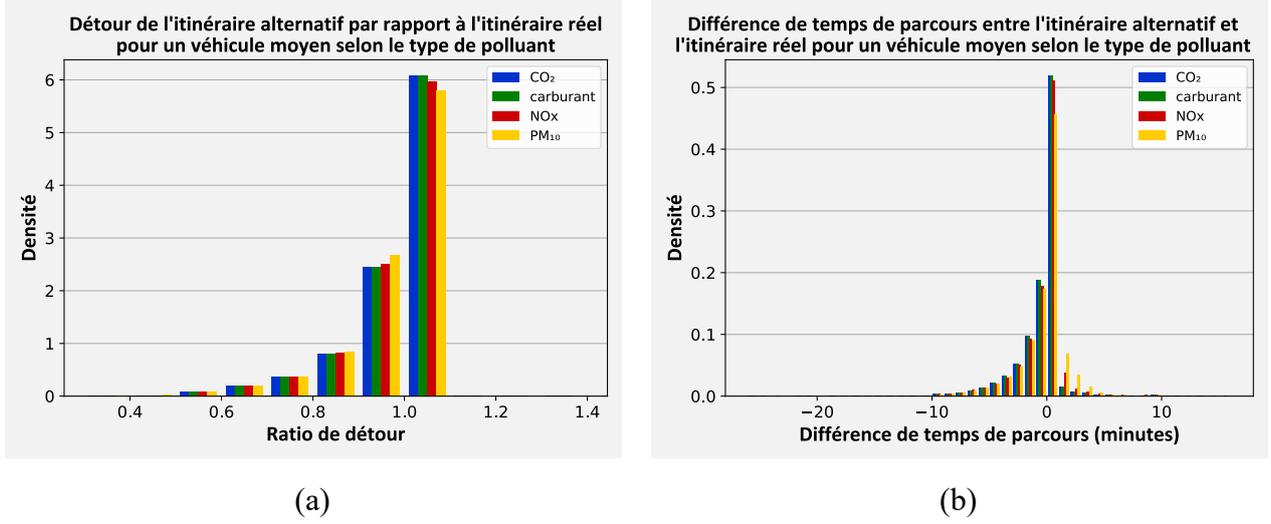


Figure 59 : Impact de l'itinéraire alternatif sur la distance et le temps de parcours par rapport aux itinéraires réels pour un véhicule moyen selon le type de polluant : (a) Distribution des ratios de détour $DR_{altréel}$; (b) Distribution des différences de temps de parcours $\Delta TT_{altréel}$.

En second lieu, les itinéraires alternatifs sont discriminés en fonction d'une part, de leurs gains potentiels de consommations et d'émissions et, d'autre part, de l'écart de la distance de parcours ΔTD défini par l'Equation 16.

$$\Delta TD = \frac{TD_{réel} - TD_{alternatif}}{TD_{réel}} \times 100 \quad \text{Equation 16}$$

La Figure 60 représente la répartition des itinéraires alternatifs en fonction de leurs gains potentiels d'émissions ΔTE et de leurs gains ou pertes en termes de distance à parcourir ΔTD . Les croix illustrent chaque itinéraire $\tau_i(\Delta TE_i, \Delta TD_i)$ constitué de son gain potentiel d'émissions ΔTE_i et de son écart de distance parcourue par rapport aux itinéraires réels ΔTD_i . Leur couleur varie pour chacune des sous-figures selon le polluant considéré. Les points constituent pour leur part la moyenne des valeurs des itinéraires alternatifs en fonction de leur position sur la figure tel que défini ci-après. Le point noir représente les itinéraires alternatifs avec un $\Delta TE = 0$ et un $\Delta TD = 0$. Les points verts G1, G2 et G3 qualifient les itinéraires alternatifs avec un $\Delta TE > 0$ et $\Delta TD > 0$ et sont définis par l'Equation 17, l'Equation 18 et l'Equation 19 suivantes :

$$\forall \tau_i(\Delta TE_i, \Delta TD_i) \in [0,10[\times \mathbb{R}_+^*, \quad G1 = \left(\frac{1}{n} \sum_i^n \Delta TE_i, \frac{1}{n} \sum_i^n \Delta TD_i \right) \quad \text{Equation 17}$$

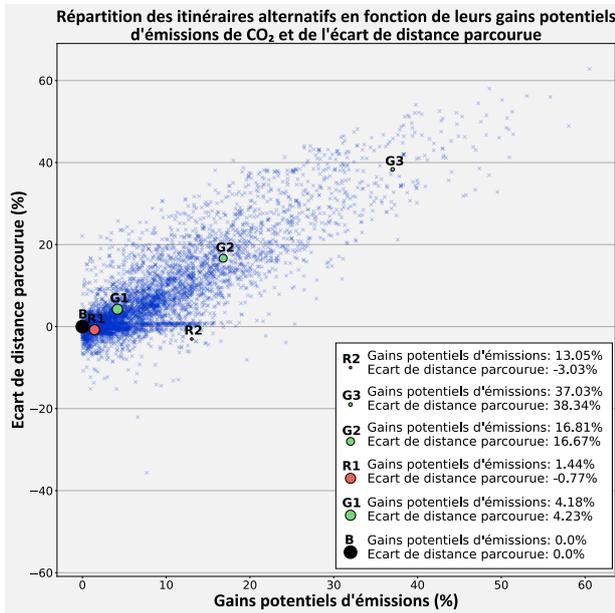
$$\forall \tau_i(\Delta TE_i, \Delta TD_i) \in [10,30[\times \mathbb{R}_+^*, \quad G2 = \left(\frac{1}{n} \sum_i^n \Delta TE_i, \frac{1}{n} \sum_i^n \Delta TD_i \right) \quad \text{Equation 18}$$

$$\forall \tau_i(\Delta TE_i, \Delta TD_i) \in [30, \infty[\times \mathbb{R}_+^*, \quad G3 = \left(\frac{1}{n} \sum_i^n \Delta TE_i, \frac{1}{n} \sum_i^n \Delta TD_i \right) \quad \text{Equation 19}$$

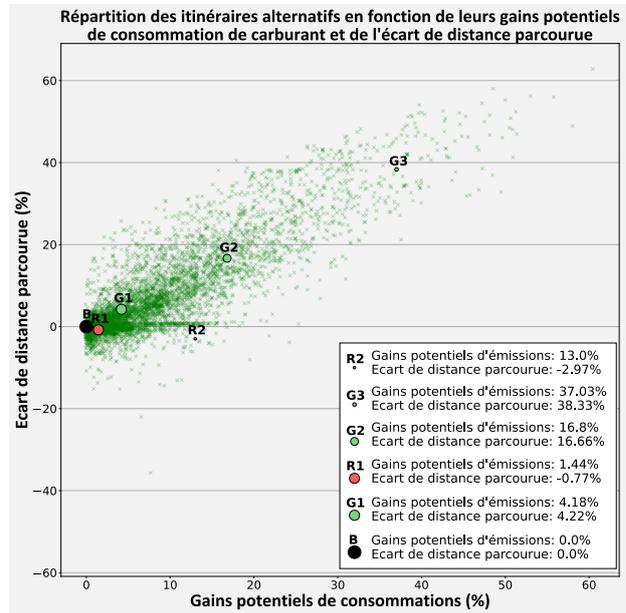
Les points rouges R1 et R2 qualifient quant à eux les itinéraires alternatifs avec un $\Delta TE > 0$ et $\Delta TD < 0$ et sont définis par l'Equation 20 et l'Equation 21 ci-après.

$$\forall \tau_i(\Delta TE_i, \Delta TD_i) \in [0,10[\times \mathbb{R}_- \setminus \{0,0\}, \quad R1 = \left(\frac{1}{n} \sum_i^n \Delta TE_i, \frac{1}{n} \sum_i^n \Delta TD_i \right) \quad \text{Equation 20}$$

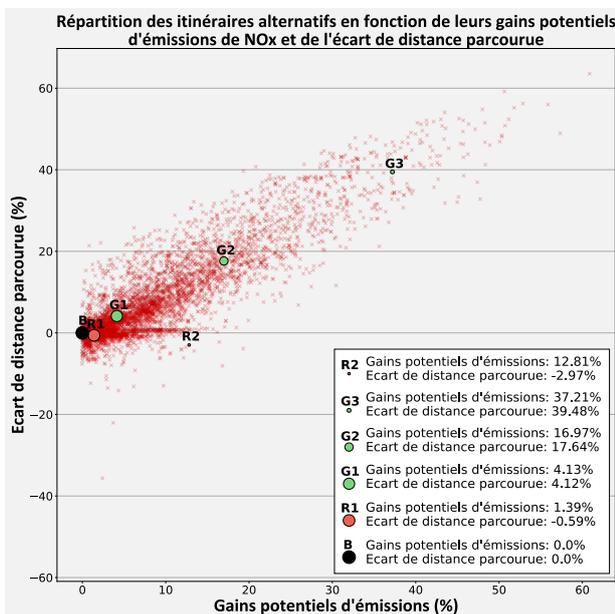
$$\forall \tau_i(\Delta TE_i, \Delta TD_i) \in [10, \infty[\times \mathbb{R}_-, \quad R2 = \left(\frac{1}{n} \sum_i^n \Delta TE_i, \frac{1}{n} \sum_i^n \Delta TD_i \right) \quad \text{Equation 21}$$



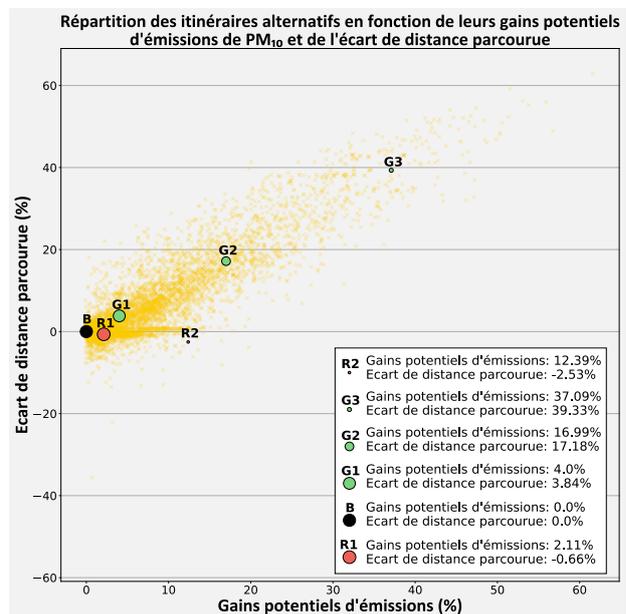
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 60 : Répartition des itinéraires alternatifs en fonction de leurs gains potentiels d'émissions ΔTE et de leurs gains ou pertes en termes de distance à parcourir ΔTD : (a) CO₂ ; (b) consommation de carburant ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀.

Les itinéraires réels peuvent ainsi être regroupés en trois catégories comme suit :

- Les itinéraires n'ayant pas d'alternative moins polluante : le point noir ;
- Les itinéraires ayant une alternative moins polluante et raccourcissant leur distance de parcourir : les points verts ;

- Les itinéraires ayant une alternative moins polluante mais augmentant leur distance de parcours : les points rouges.

Il est intéressant de noter que les itinéraires ayant des gains potentiels supérieurs à 30% par rapport aux itinéraires réels réduisent systématiquement leur distance de parcours. En outre, il y a une proportion significative d'itinéraires alternatifs qui augmente la distance de parcours pour réduire leurs consommations ou leurs émissions par rapport aux itinéraires réels. Ils représentent entre 23% et 30% des itinéraires de la base de données. En effet, cette étude confirme les résultats des études antérieures [14–16] : le chemin le plus court ne correspond pas toujours à l'itinéraire le moins polluant.

En dernier lieu, l'impact des itinéraires alternatifs sur la distance parcourue et le temps de parcours est analysé resp. par rapport aux itinéraires SP et aux itinéraires FP. Ces impacts sont étudiés par le biais de la méthode du ratio de détour $DR_{alterSP}$ et de la différence de temps de parcours $\Delta TT_{alterFP}$ définies resp. par l'Equation 22 et l'Equation 23.

$$DR_{alterSP} = \frac{TD_{alternatif}}{TD_{SP}} \quad \text{Equation 22}$$

$$\Delta TT_{alterFP} = TT_{alternatif} - TT_{FP} \quad \text{Equation 23}$$

Sur l'ensemble des itinéraires de la base de données, les itinéraires alternatifs requièrent en moyenne un faible compromis par rapport aux itinéraires SP (1% de distance supplémentaire) et aux itinéraires FP (40 s supplémentaires). En effet, pour un véhicule moyen, seuls 5% des itinéraires alternatifs doivent augmenter la distance à parcourir de 5% par rapport au chemin le plus court quel que soit le polluant considéré. De même, seuls 5% des itinéraires alternatifs nécessitent d'augmenter le temps de parcours de 3 min par rapport au chemin le plus rapide. La Figure 1a en Annexe 6 représente la densité de probabilité du ratio de détour $DR_{alterSP}$ des itinéraires alternatifs par rapport aux itinéraires SP pour un véhicule moyen en fonction du polluant considéré. La Figure 1b en Annexe 6 représente la densité de probabilité de la différence de temps de parcours $\Delta TT_{alterFP}$ des itinéraires alternatifs par rapport aux itinéraires FP pour un véhicule moyen en fonction du polluant considéré.

La Figure 61 illustre deux éco-itinéraires avec des caractéristiques intéressantes. Ils empruntent notamment le même trajet quel que soit le polluant étudié. L'itinéraire 1 est un itinéraire parcourant une courte distance de 3km (cf. Figure 61a). Son éco-itinéraire alternatif prévoit des gains potentiels importants variant de 17% à 20% selon le polluant étudié. Pour cela, la distance parcourue augmentera de 12% (280 m) par rapport au chemin le plus court mais l'éco-itinéraire empruntera le même trajet que le chemin le plus rapide. L'itinéraire 2 est un itinéraire parcourant au contraire une longue distance de 14km et dont l'éco-itinéraire alternatif prévoit également des gains potentiels importants variant de 10% à 15% selon le polluant étudié (cf. Figure 61b). Pour obtenir ces gains, la distance parcourue sera supérieure à celle du chemin le plus court de 13% (1,6 km) et le temps de parcours sera supérieur à celui du chemin le plus rapide de 1% (11s). La particularité de leur éco-itinéraire est de réduire significativement les émissions tandis que leur distance parcourue est supérieure à celle de l'itinéraire réel.

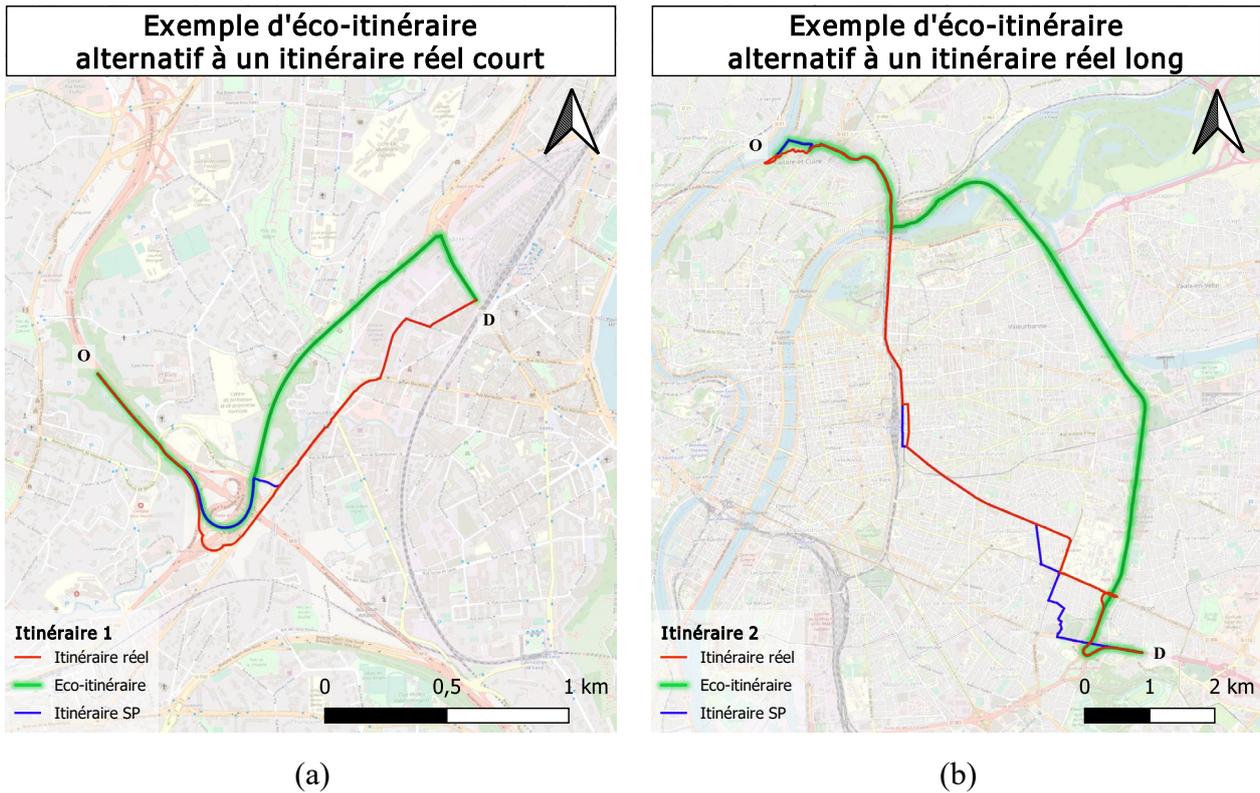


Figure 61 : Exemple d'éco-itinéraires : (a) itinéraire parcourant une distance courte (3km) avec des gains potentiels importants (17-20%) ; (b) itinéraire parcourant une distance longue (14km) avec des gains potentiels importants (10-15%).

(Fond de carte : © Openstreetmap)

4.3.3. Analyse des autres polluants pour le critère CO₂

Les éco-itinéraires peuvent varier en fonction de l'objectif fixé, modifiant ainsi le nombre d'éco-itinéraire avec des gains potentiels (cf. partie 4.3.1). Dans cette partie, l'objectif est d'étudier les émissions des autres polluants lorsque les éco-itinéraires visent à réduire les émissions de CO₂.

La part d'éco-itinéraires avec des gains potentiels maximaux obtenus par notre méthode d'éco-navigation est de 63% (7202 itinéraires) lorsque l'objectif est de minimiser les émissions de CO₂. Leur consommation de carburant et leurs émissions de NO_x et de PM₁₀ sont estimées en utilisant les facteurs d'émissions de COPERT V et sont comparées à celle des itinéraires réels. Ainsi, il y a 6894 éco-itinéraires dont l'objectif est de minimiser les émissions CO₂ avec un $\Delta TE > 0$, soit près de la totalité des 7202 éco-itinéraires (96%), qui obtiennent des gains potentiels sur leur consommation de carburant et leurs émissions de NO_x et de PM₁₀. Ces 6894 éco-itinéraires sont ensuite comparés aux éco-itinéraires dont l'objectif est de minimiser la consommation de carburant ou les émissions de NO_x, de PM₁₀. Le résultat de cette comparaison montre qu'environ 40% des éco-itinéraires suivent le même parcours quel que soit l'objectif visé (CO₂, carburant, NO_x, PM₁₀) au regard de notre méthode d'éco-navigation.

En conclusion, près de la totalité des éco-itinéraires recherchant à minimiser les émissions de CO₂ avec un $\Delta TE > 0$ obtiennent également des gains concernant la consommation de carburant, les émissions de NO_x ou de PM₁₀. En outre, l'éco-navigation basé sur l'un des critères (CO₂, carburant, NO_x, PM₁₀) minimise simultanément l'ensemble de ces critères sur près de 40% des itinéraires de la base de données. La proportion des éco-itinéraires minimisant les émissions de CO₂ est présentée

dans la Figure 62 en fonction des gains potentiels par rapport aux autres critères (carburant, NOx, PM₁₀) tels que :

- En rouge : pas de gain potentiel d'émissions de CO₂ ;
- En bleu : des gains uniquement pour les émissions de CO₂ ;
- En vert clair : une réduction maximale des émissions de CO₂ et des gains pour les autres critères sans être maximaux ;
- En vert foncé : des gains maximaux simultanés pour tous les critères.

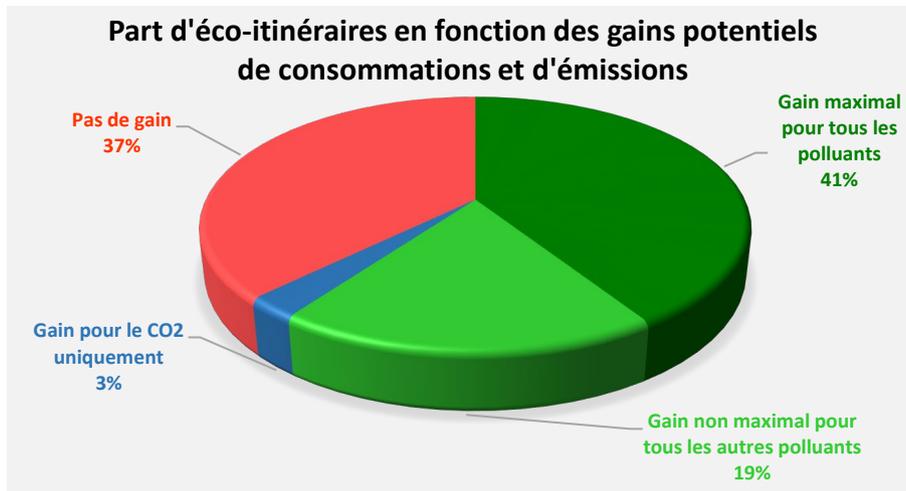
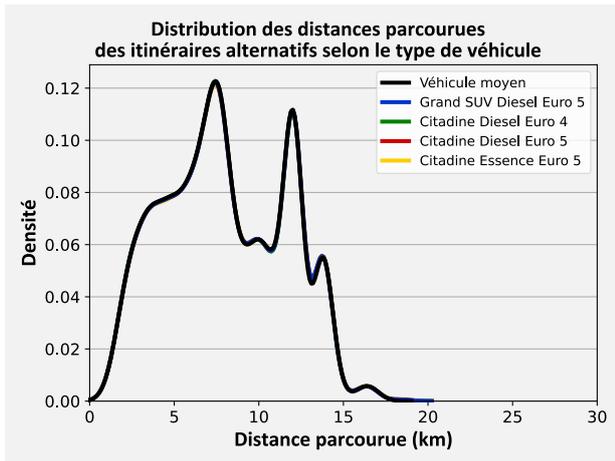


Figure 62 : Distribution des gains potentiels d'émissions

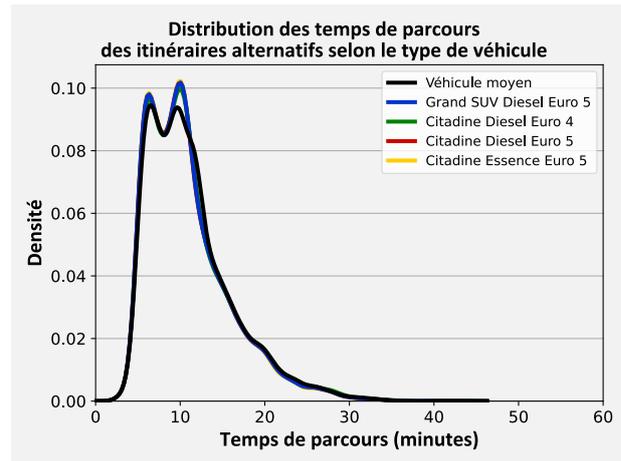
4.3.4. Eco-itinéraires minimisant plusieurs polluants

Les parties 4.3.1, 4.3.2 et 4.3.3 montrent que le nombre d'éco-itinéraires et les gains potentiels associés dépendent du critère à minimiser pour une partie d'entre eux. Cette partie vise à étudier un critère capable de trouver un éco-itinéraire optimisant plusieurs polluants simultanément. Pour ce faire, le critère multi-polluants défini dans la partie 3.3.3 est utilisé comme objectif à minimiser par notre méthode d'éco-navigation. Tout d'abord, une analyse descriptive de ces éco-itinéraires est proposée pour l'ensemble des catégories de véhicules étudiés. Puis, l'analyse est focalisée sur les véhicules moyens pour évaluer ce critère multi-polluants comparativement aux autres critères.

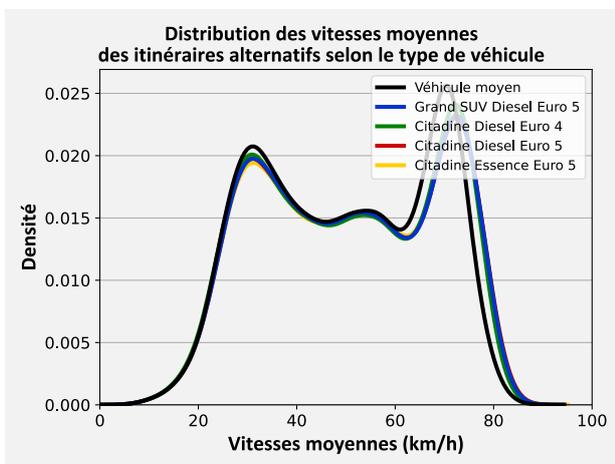
Pour le critère multi-polluants, la distance parcourue des itinéraires alternatifs $TD_{alternatif}$ de l'ensemble des catégories de véhicule varie de 680 m à 18,60 km avec une distance moyenne parcourue de 8,00 km. Leur temps de parcours $TT_{alternatif}$ varie de 5,01 minutes à 43,94 minutes avec un temps de parcours moyen de 11,05 minutes. Par ailleurs, la vitesse moyenne pratiquée durant ces itinéraires varie de 6 km/h à 86,73 km/h avec pour l'ensemble des itinéraires une moyenne de 50,70 km/h. Ces statistiques présentés dans la Figure 63 sont fortement proches de celles des éco-itinéraires alternatifs de la partie 4.2.2.



(a)



(b)



(c)

Figure 63 : Distributions statistiques des itinéraires alternatifs minimisant le critère multi-polluants selon le type de véhicule : (a) distance parcourue ; (b) temps de parcours ; (c) vitesses moyennes.

La Figure 64 présente la distribution des émissions du critère multi-polluants des itinéraires réels (a) et des itinéraires alternatifs (b) en fonction du type de véhicule. Ces distributions sont également similaires mais elles montrent toutefois des émissions plus faibles des itinéraires alternatifs indépendamment de la catégorie de véhicule considéré. Elles sont relativement proches des émissions de CO₂ et des consommations de carburant, excepté pour les voitures citadines Euro 5 à essence qui ont comparativement une distribution des émissions multi-polluants plus faible. Les statistiques des émissions des itinéraires réels et des itinéraires alternatifs sont résumées en fonction du type de véhicule resp. dans le Tableau 6 et le Tableau 7 ci-après. Ces statistiques corroborent l'analyse des distributions des émissions de la Figure 64. En moyenne, les émissions ont diminué approximativement de 5% indépendamment du type de véhicules. De la même manière, l'itinéraire le plus polluant a, quant à lui, diminué de 30% en moyenne. L'analyse descriptive des émissions de multi-polluants montre une diminution moyenne et maximale du même ordre de grandeur que celle des quatre critères étudiés en partie 4.2.2, ce qui permet d'envisager un potentiel intérêt du critère multi-polluants.

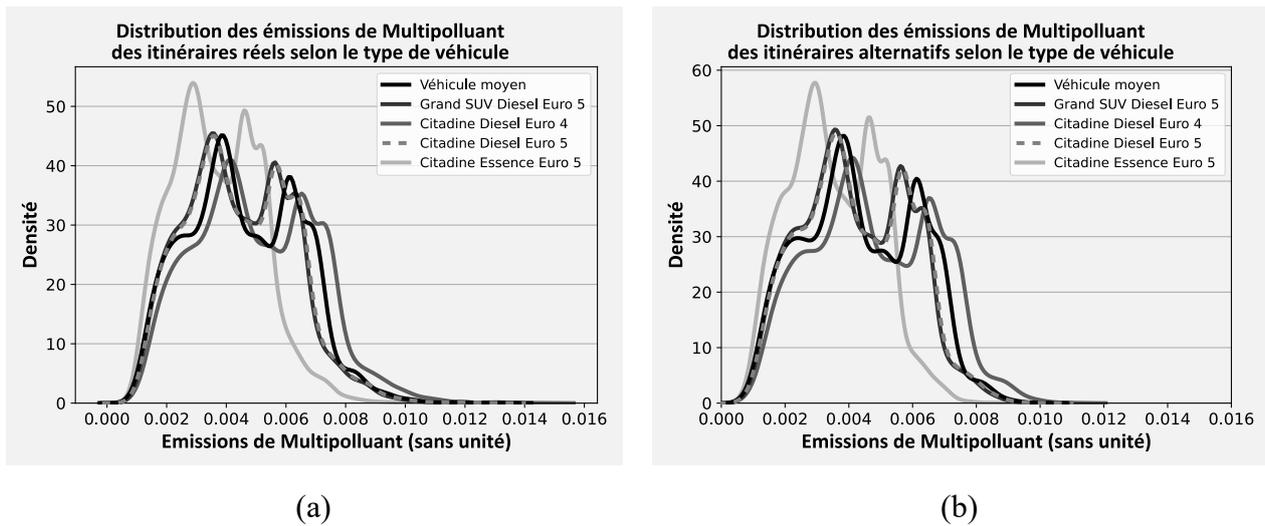


Figure 64 : Distributions des émissions de multi-polluants des itinéraires alternatifs minimisant ce critère selon le type de véhicule : (a) itinéraires réels ; (b) éco-itinéraires alternatifs.

Polluant	Véhicule	Moyenne	Ecart-type	Minimum	25 ^{ème} percentile	50 ^{ème} percentile	75 ^{ème} percentile	Maximum
Multi-polluants (Sans unité)	Véhicule moyen	4.60e-3	1.87e-3	0.63e-3	3.18e-3	4.38e-3	6.09e-3	13.36e-3
	Grand SUV Diesel Euro 5	4.44e-3	1.77e-3	0.66e-3	3.09e-3	4.28e-3	5.70e-3	13.08e-3
	Citadine Diesel Euro 4	5.00e-3	2.01e-3	0.67e-3	3.50e-3	4.80e-3	6.52e-3	14.71e-3
	Citadine Diesel Euro 5	4.47e-3	1.78e-3	0.66e-3	3.11e-3	4.31e-3	5.75e-3	13.22e-3
	Citadine Essence Euro 5	3.72e-3	1.47e-3	0.59e-3	2.58e-3	3.61e-3	4.75e-3	11.04e-3

Tableau 6 : Analyse descriptive des émissions de multi-polluants issues des itinéraires réels de la base de données.

Polluant	Véhicule	Moyenne	Ecart-type	Minimum	25 ^{ème} percentile	50 ^{ème} percentile	75 ^{ème} percentile	Maximum
Multi-polluants (Sans unité)	Véhicule moyen	4.38e-3	1.77e-3	0.63e-3	3.00e-3	4.16e-3	6.02e-3	10.01e-3
	Grand SUV Diesel Euro 5	4.23e-3	1.66e-3	0.66e-3	2.97e-3	4.06e-3	5.60e-3	10.19e-3
	Citadine Diesel Euro 4	4.78e-3	1.90e-3	0.67e-3	3.32e-3	4.55e-3	6.46e-3	11.18e-3
	Citadine Diesel Euro 5	4.27e-3	1.68e-3	0.66e-3	3.00e-3	4.10e-3	5.65e-3	10.27e-3
	Citadine Essence Euro 5	3.54e-3	1.38e-3	0.57e-3	2.50e-3	3.42e-3	4.63e-3	8.70e-3

Tableau 7 : Analyse descriptive des émissions de multi-polluants issus des itinéraires alternatifs.

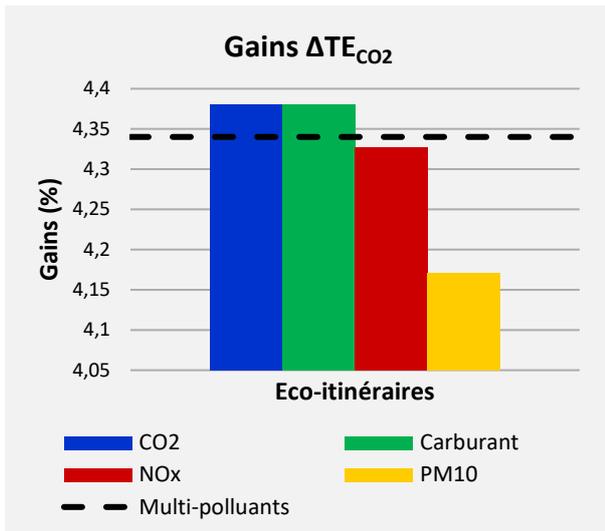
La seconde partie de cette analyse porte exclusivement sur la consommation et les émissions d'un véhicule moyen. Tout d'abord, elle compare l'impact des critères (CO₂, carburant, NO_x, PM₁₀, multi-polluants) sur la quantité d'éco-itinéraires trouvés à l'aide de notre méthode en fonction de leur gain potentiel. Le Tableau 8 présente le nombre d'éco-itinéraires trouvés en fonction du critère à minimiser et de leurs gains potentiels. Il montre que le critère PM₁₀ constitue le critère permettant de trouver le plus grand nombre d'éco-itinéraires ayant des gains potentiels supérieurs à 5% et à 20%, tandis que

le critère carburant permet de trouver le plus grand nombre d'éco-itinéraires ayant des gains supérieurs à 10%. **Bien que le critère multi-polluants ne constitue pas le critère permettant d'obtenir le plus grand nombre d'éco-itinéraires, il augmente le nombre minimum d'éco-itinéraires pour chaque catégorie de gains d'émissions (5%, 10% et 20%).** Par exemple, 3067 éco-itinéraires avec des gains supérieurs à 5% sont trouvés en minimisant le critère multi-polluants contre 3006 éco-itinéraires avec le critère NOx.

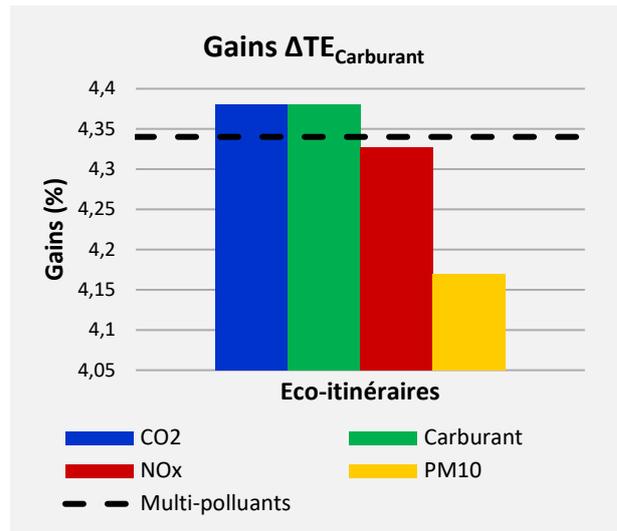
Polluant	Eco-itinéraires avec un $\Delta TE > 5\%$	Eco-itinéraires avec un $\Delta TE > 10\%$	Eco-itinéraires avec un $\Delta TE > 20\%$
CO ₂ (kg)	3089 (27%)	1844 (16%)	636 (5%)
Carburant (litre)	3090 (27%)	1846 (16%)	635 (5%)
NOx (g)	3006 (26%)	1774 (15%)	650 (6%)
PM ₁₀ (g)	3150 (27%)	1818 (16%)	682 (6%)
Multi-polluants	3067 (27%)	1820 (16%)	647 (6%)

Tableau 8 : Quantité d'éco-itinéraires trouvés en fonction du critère à minimiser et de leurs gains potentiels.

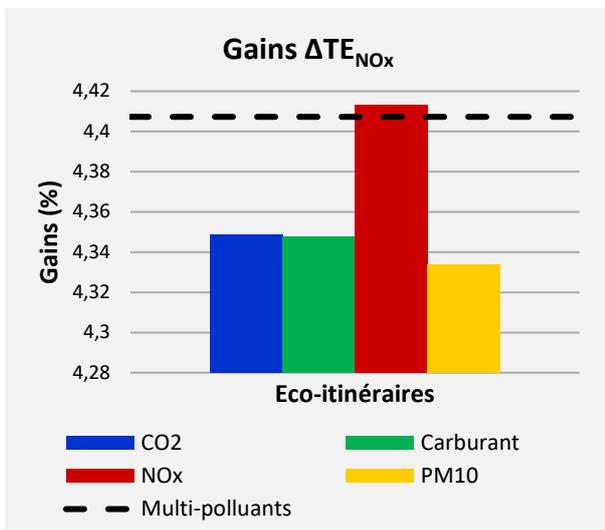
Elle évalue ensuite les gains potentiels moyens de tous les critères provenant des éco-itinéraires dont l'objectif est de minimiser soit le CO₂, le carburant, les NOx, les PM₁₀, ou les multi-polluants par la méthode d'éco-navigation. **La Figure 65 montre que, bien que les gains potentiels moyens soient tous du même ordre de grandeur, le critère multi-polluants constitue un bon compromis en termes de gains moyens pour tous les critères.** En effet, les gains pour un critère donné, e.g. le CO₂, obtenus par les éco-itinéraires minimisant le critère multi-polluants sont très proches de ceux obtenus par les éco-itinéraires minimisant ce critère (CO₂). Ils sont très légèrement mais systématiquement meilleurs que les gains obtenus pour ce critère (CO₂) par les éco-itinéraires minimisant les autres critères (NOx, PM₁₀). Par exemple, le gain potentiel moyen en émission de CO₂ d'un éco-itinéraire cherchant à minimiser le CO₂ est de 4.38%, tandis que celui de l'éco-itinéraire minimisant le critère multi-polluants est de 4.34%. Les gains en émission de CO₂ des éco-itinéraires minimisant les NOx et les PM₁₀ sont pour leur part resp. de 4.32% et de 4.17%. La Figure 65 montre également qu'en minimisant les NOx, les gains en émission sont assez proches de ceux obtenus par les éco-itinéraires minimisant les multi-polluants. La Figure 65e illustre la proximité de gains en émission de multi-polluants entre ceux obtenus par les éco-itinéraires minimisant les NOx et ceux obtenus par les éco-itinéraires minimisant les multi-polluants. **Ainsi, l'utilisation du critère NOx pour rechercher un éco-itinéraire peut être une bonne alternative pour réduire la consommation de carburant et les émissions de CO₂, NOx et PM₁₀, à défaut d'un critère multi-polluants.**



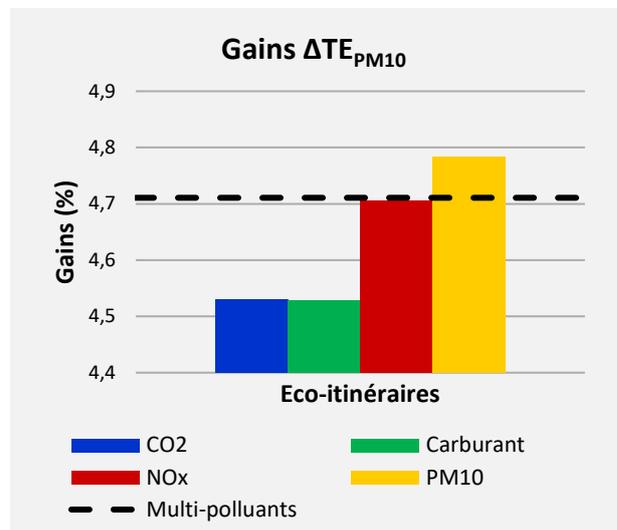
(a)



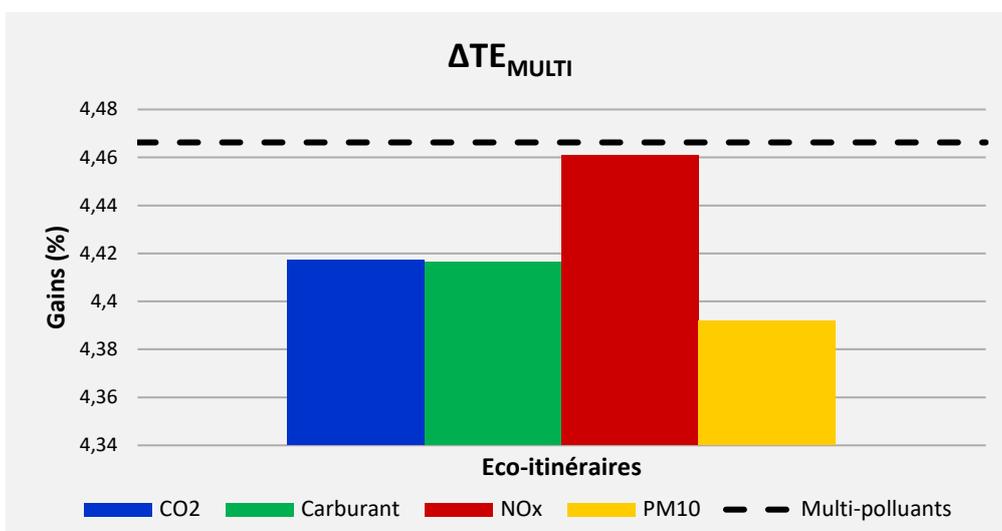
(b)



(c)



(d)



(e)

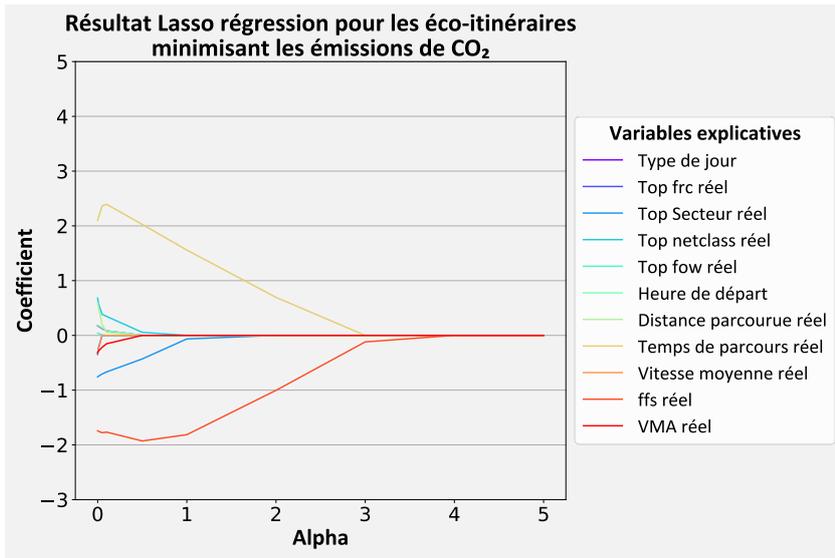
Figure 65 : Gains potentiels moyens des éco-itinéraires selon un critère à minimiser (CO₂, carburant, NO_x, PM₁₀, ou multi-polluants) pour les émissions de : (a) CO₂ ; (b) carburant ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀ ; (e) multi-polluants.

4.3.5. Recherche des variables explicatives

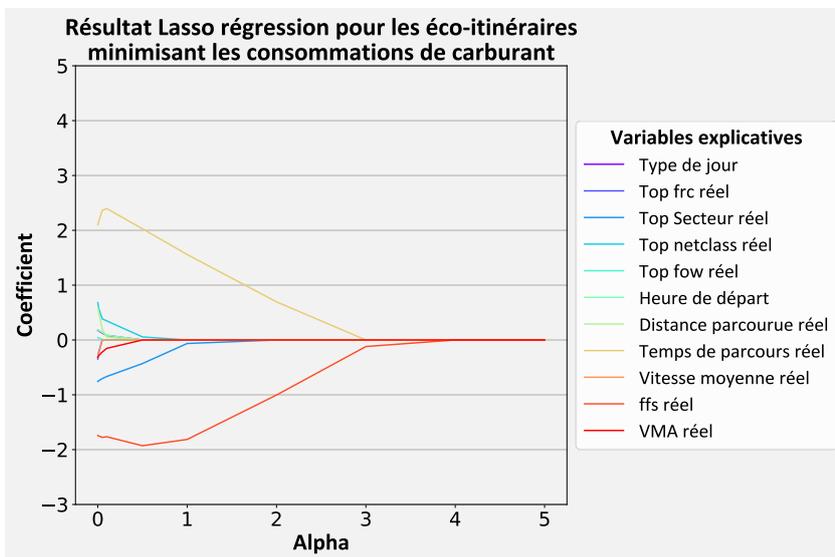
Cette partie a pour objet de rechercher les variables explicatives des gains d'émissions en utilisant la méthode de régression par Lasso [68]. Cette méthode permet notamment d'éliminer les variables non pertinentes et de sélectionner uniquement celles susceptibles d'expliquer les gains d'émissions en appliquant une pénalisation de type L_1 sur les coefficients de régression. Ces variables explicatives peuvent être utiles dans la recherche d'un sous-ensemble d'itinéraires permettant d'obtenir les meilleures performances en termes de consommation et d'émission. Le modèle de régression par Lasso est ainsi construit avec les onze variables normalisées suivantes :

- Le type de jour (jour ouvré, week-end, jour férié, jours ouvrés et week-end durant les vacances) ;
- La classification fonctionnelle des tronçons les plus parcourus par l'itinéraire réel « top *frc* réel » ;
- Le secteur le plus parcouru par l'itinéraire réel « top secteur réel » ;
- Le type de tronçon le plus parcouru par l'itinéraire réel « top *fow* réel » ;
- L'importance des tronçons les plus rencontrés par l'itinéraire réel « top *netclass* réel » ;
- L'heure de départ de l'itinéraire réel ;
- La distance parcourue par l'itinéraire réel ;
- Le temps de parcours de l'itinéraire réel ;
- La vitesse moyenne de l'itinéraire réel ;
- La vitesse moyenne en condition fluide des tronçons parcourus par l'itinéraire réel « ffs réel » ;
- La vitesse moyenne maximale des tronçons parcourus par l'itinéraire réel « VMA réel » ;

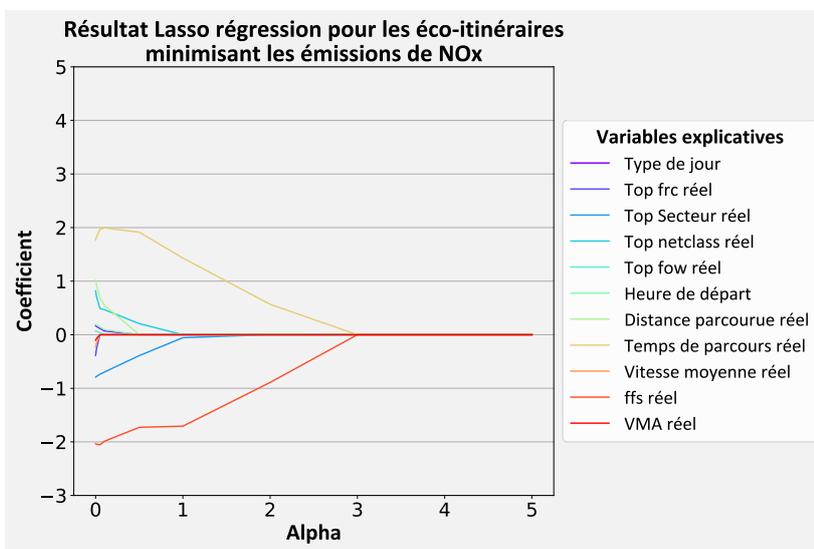
La Figure 66 présente les résultats de la méthode de régression par Lasso, appelé également chemin Lasso (Lasso path). Elle montre les estimations des coefficients associés à chaque variable en fonction du coefficient de pénalité α . Chaque figure présente les résultats pour les éco-itinéraires minimisant un critère en particulier (CO_2 , carburant, NO_x , PM_{10} , multi-polluants). Bien que les chemins Lasso varient quelque peu en fonction du critère à minimiser, les variables sélectionnées sont identiques quel que soit le critère consommation ou polluant à minimiser par les éco-itinéraires. **Il s'agit de la vitesse moyenne en condition fluide des tronçons parcourus par l'itinéraire réel « ffs réel », de son temps de parcours, de l'importance des tronçons les plus rencontrés « top *netclass* réel » et du secteur le plus parcouru « top secteur réel ».**



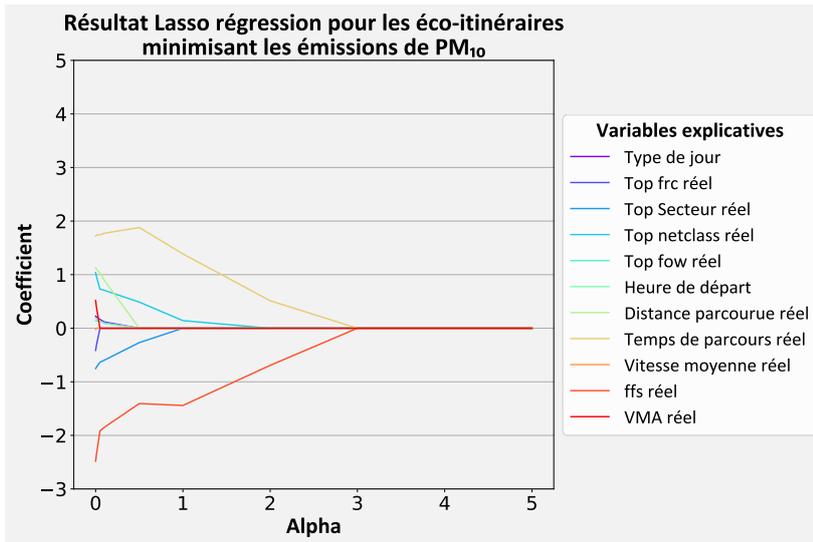
(a)



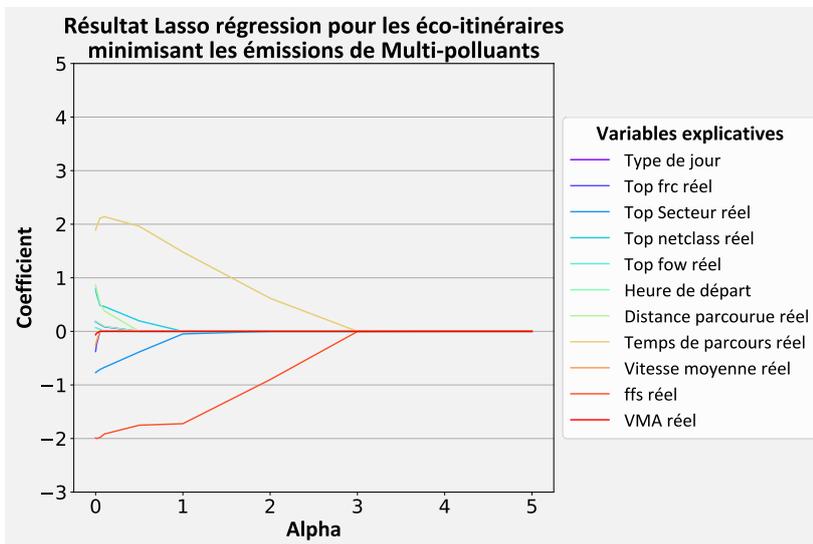
(b)



(c)



(d)



(e)

Figure 66 : Résultat de la méthode de régression par Lasso des éco-itinéraires selon le critère à minimiser : (a) CO₂ ; (b) carburant ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀ ; (e) multi-polluants.

En considérant les critères CO₂, carburant, NO_x et PM₁₀, la majorité des gains potentiels avec $\Delta TE > 0$ est obtenue par les itinéraires réels avec les caractéristiques suivantes :

- traversant le plus souvent des tronçons de classe « netclass » 1 (43%), 2 (25%) et 0 (24%) ;
- traversant le plus souvent les secteurs 10 (56%), 2 (10%) et 0 (6%) ;
- ayant des temps de parcours moyen de 13 min ;
- ayant une vitesse moyenne en condition fluide de 55 km/h.

Par ailleurs, les itinéraires permettant d'obtenir des gains significatifs avec un $\Delta TE > 10$, $\Delta TE \in [10; 20]$ et $\Delta TE > 20$ sont obtenus par les éco-itinéraires empruntant principalement les tronçons de classe « netclass » 2 et constituant des alternatives aux itinéraires réels ayant empruntés principalement les tronçons de classe « netclass » 2 (27%) et de classe « netclass » 1 (10%). La Figure 67 présente (a) les tronçons de classe « netclass » 0, 1 et 2 correspondants aux tronçons les plus importants dans le réseau et (b) les tronçons des secteurs 0, 2 et 10. Les gains potentiels des éco-

itinéraires sont principalement réalisés par des itinéraires réels empruntant le plus souvent ces tronçons.

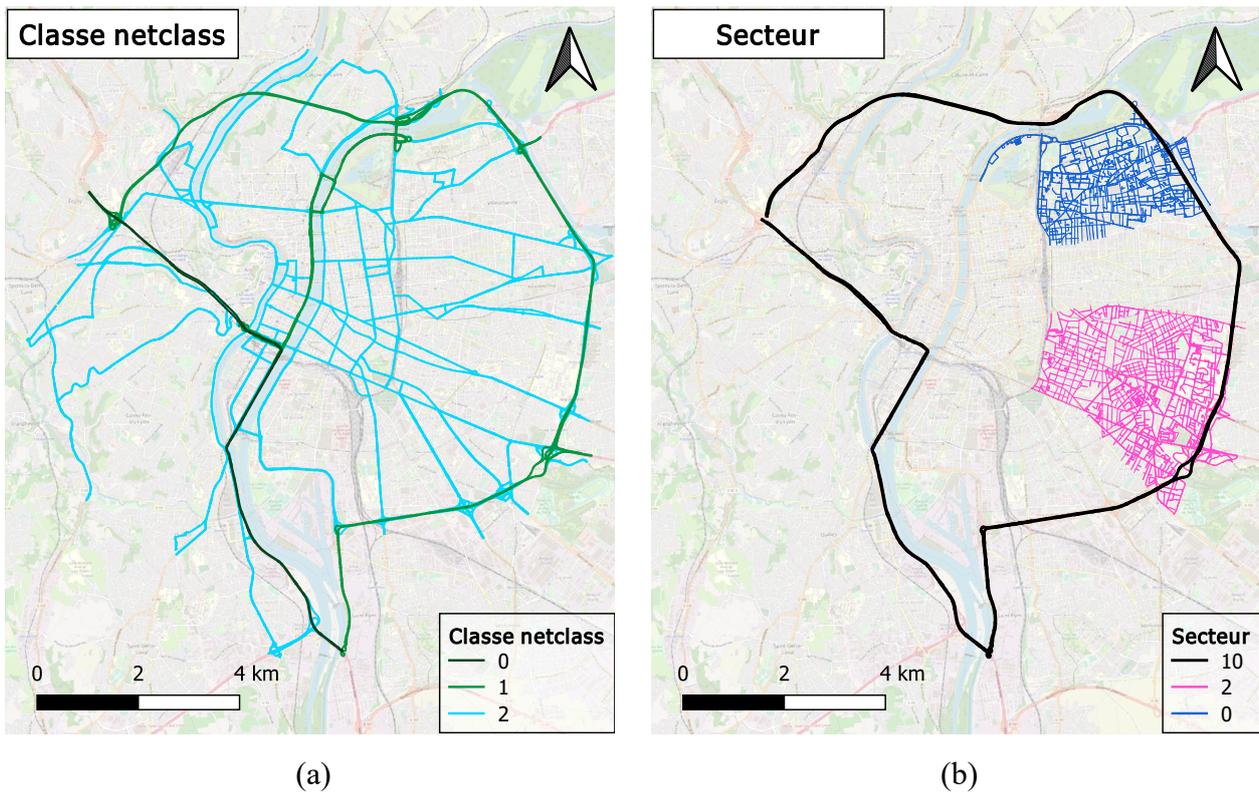


Figure 67 : Tronçons traversés principalement par les itinéraires réels ayant les gains potentiels les plus importants : (a) selon « netclass » ; (b) selon secteur.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

Finalement, la méthode de régression par Lasso met en exergue les secteurs comme étant l'une des variables explicatives des gains potentiels d'émissions. Cela peut être expliqué par le fait que les gains potentiels d'émissions ne sont pas uniformément répartis dans l'espace, ce qui est confirmé par l'analyse gains en fonctions des ODs en partie 4.3.1. En conséquence, les lieux parcourus par les itinéraires ont des impacts plus importants que l'horaire de départ pour minimiser la consommation de carburant et les émissions de polluants.

4.4. Analyse des itinéraires alternatifs : véhicules spécifiques

Cette partie du chapitre porte sur l'influence des facteurs de consommations et d'émissions (CO₂, NO_x, PM₁₀ et multi-polluants) selon le type de véhicule (Citadine, grand SUV) et les technologies moteur (Diesel Euro 5, Diesel Euro 5, Diesel Euro 4, Essence Euro 5). L'objectif est de comparer les résultats entre un véhicule standard moyen et un véhicule spécifique.

4.4.1. Evolution du nombre d'éco-itinéraires

De manière générale, la méthode d'éco-navigation associée au modèle d'émission COPERT permet de trouver légèrement moins d'éco-itinéraires ayant des gains potentiels pour un véhicule spécifique par rapport à un véhicule moyen. En effet, il y a entre 51% et 56% des éco-itinéraires alternatifs pour quinze types de véhicules spécifiques qui présentent un $\Delta TE > 0$ et approximativement 63% pour

cinq types de véhicules spécifiques. En comparaison, la part d'éco-itinéraires réalisés par des véhicules moyens avec un $\Delta TE > 0$ variait de 63% à 72% (cf. partie 4.3.1). Les gains potentiels moyens des éco-itinéraires sont équivalents pour l'ensemble des véhicules spécifiques étudiés (en moyenne 4.32%) et sont similaires à ceux des véhicules moyens (en moyenne 4.48%). La proportion d'éco-itinéraires alternatifs avec un $\Delta TE > 0$ et leurs gains potentiels moyens sont présentés en fonction du polluant et du type de véhicule dans le Tableau 9.

Polluant	Véhicule	Moteur	Proportion d'éco-itinéraire $\Delta TE > 0$	Gains potentiels moyens
CO ₂ (kg)	Grand SUV	Diesel Euro 5	62%	4.36%
	Citadine	Diesel Euro 4	54%	4.28%
		Diesel Euro 5	54%	4.28%
		Essence Euro 5	63%	4.48%
Carburant (litre)	Grand SUV	Diesel Euro 5	62%	4.37%
	Citadine	Diesel Euro 4	54%	4.28%
		Diesel Euro 5	54%	4.28%
		Essence Euro 5	63%	4.48%
NO _x (g)	Grand SUV	Diesel Euro 5	55%	4.20%
	Citadine	Diesel Euro 4	66%	4.43%
		Diesel Euro 5	55%	4.20%
		Essence Euro 5	54%	4.35%
PM ₁₀ (g)	Grand SUV	Diesel Euro 5	53%	4.52%
	Citadine	Diesel Euro 4	53%	4.08%
		Diesel Euro 5	53%	4.52%
		Essence Euro 5	52%	4.15%
Multi-polluants	Grand SUV	Diesel Euro 5	52%	4.30%
	Citadine	Diesel Euro 4	55%	4.21%
		Diesel Euro 5	51%	4.27%
		Essence Euro 5	51%	4.27%

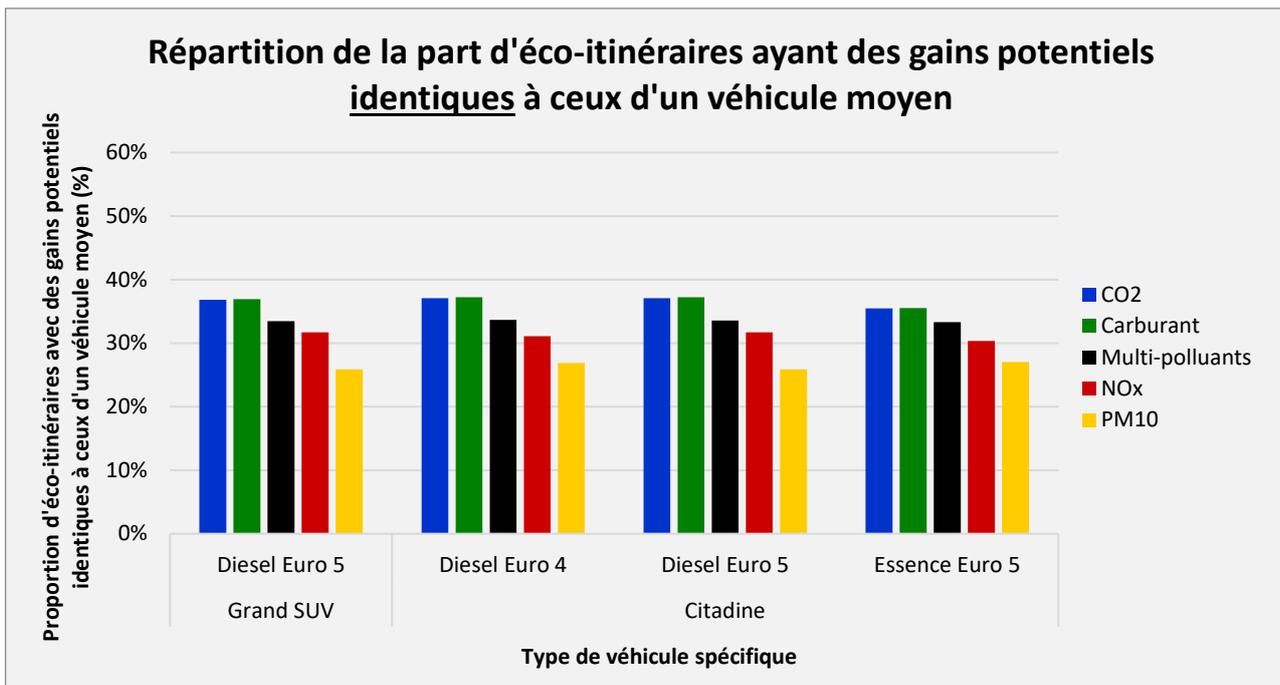
Tableau 9 : Proportion d'éco-itinéraires avec un $\Delta TE > 0$ et leurs gains potentiels moyens associés en fonction du polluant, du type de véhicule et du moteur.

Lorsque les gains potentiels sont supérieurs à 5%, 10% et 20% le nombre d'éco-itinéraires alternatifs réalisés par un véhicule spécifique devient sensiblement proche de ceux réalisés par un véhicule moyen quels que soient le polluant, le type de véhicule et la technologie du moteur considéré. Le Tableau 10 présente l'évolution de la part d'éco-itinéraires réalisés par un véhicule spécifique et un véhicule moyen en fonction de leurs gains potentiels de consommation et d'émissions.

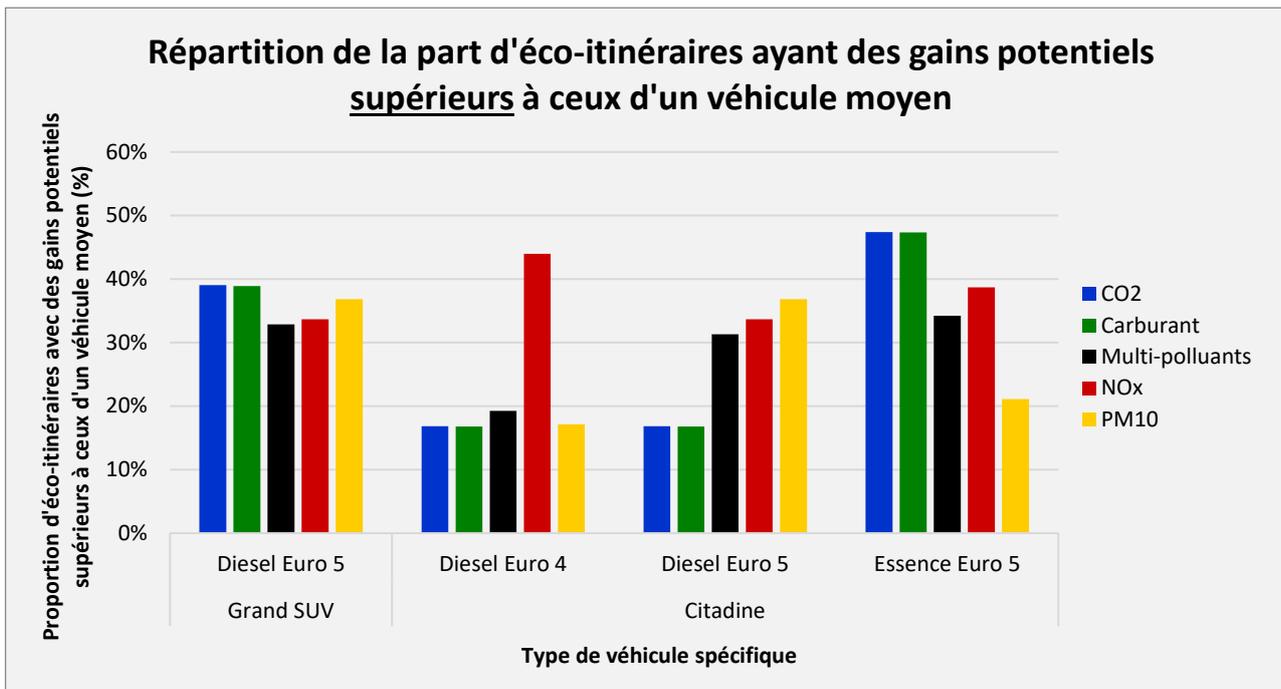
Polluant	Proportion d'éco-itinéraires selon le gain moyen		
	$\Delta TE > 5$	$\Delta TE > 10$	$\Delta TE > 20$
Véhicule spécifique	25%-28%	15%-17%	5%-6%
Véhicule moyen	26%-27%	15%-16%	5%-6%

Tableau 10 : Evolution de la proportion d'éco-itinéraires réalisés par un véhicule moyen ou un véhicule spécifique en fonction de leur gains potentiels de consommations et d'émissions.

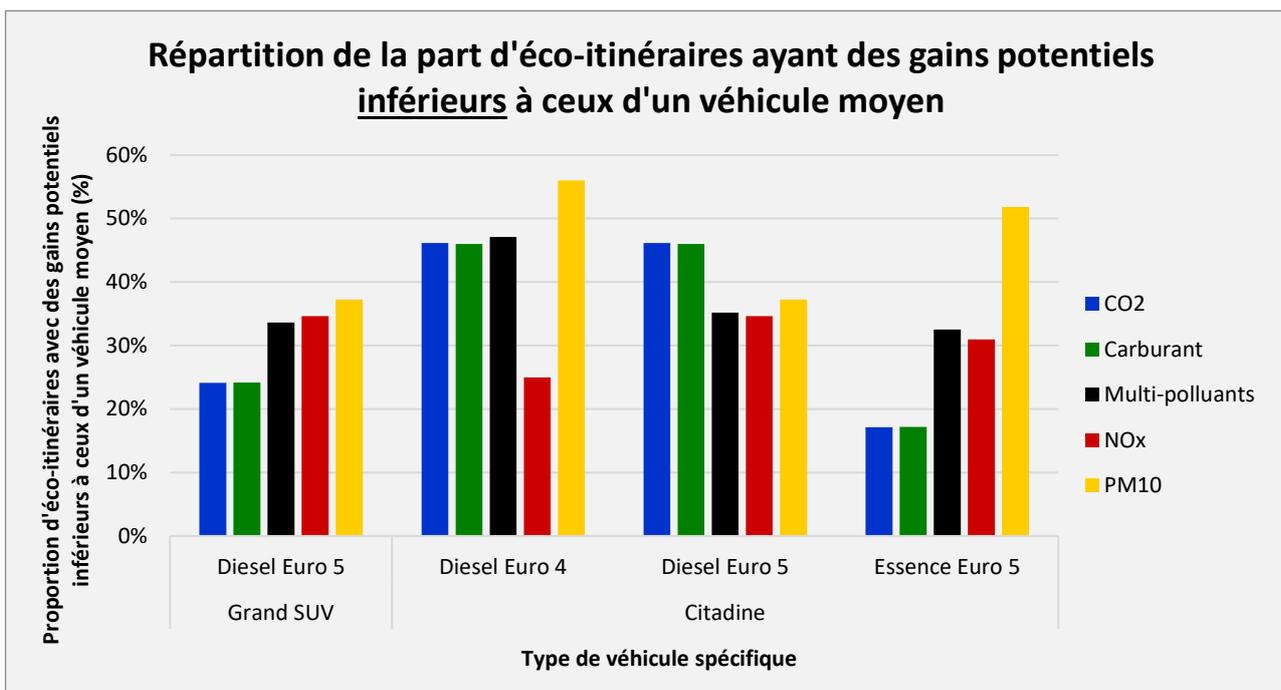
Cependant, malgré des similitudes dans les proportions d'éco-itinéraires selon les gains potentiels entre véhicule moyen et véhicule spécifique, leurs gains ne sont pas nécessairement égaux. Ainsi, l'évolution des gains d'un même éco-itinéraire est étudié entre un véhicule spécifique et un véhicule moyen. Cette évolution est illustrée par la Figure 68 ci-après. La Figure 68a présente une évolution identique des gains potentiels des éco-itinéraires réalisés par des véhicules spécifiques par rapport à ceux réalisés par des véhicules moyens. Elle représente ainsi la répartition des parts d'éco-itinéraires de véhicules spécifiques ayant les mêmes gains potentiels que ceux des véhicules moyens. La Figure 68b et la Figure 68c représentent une évolution positive (b) ou négative (c) des gains potentiels des éco-itinéraires réalisés par des véhicules spécifiques par rapport à ceux des véhicules moyens. Cela signifie qu'elles illustrent la répartition des parts d'éco-itinéraires de véhicules spécifiques ayant resp. des gains supérieurs (b) ou inférieurs (c) à ceux des véhicules moyens.



(a)



(b)



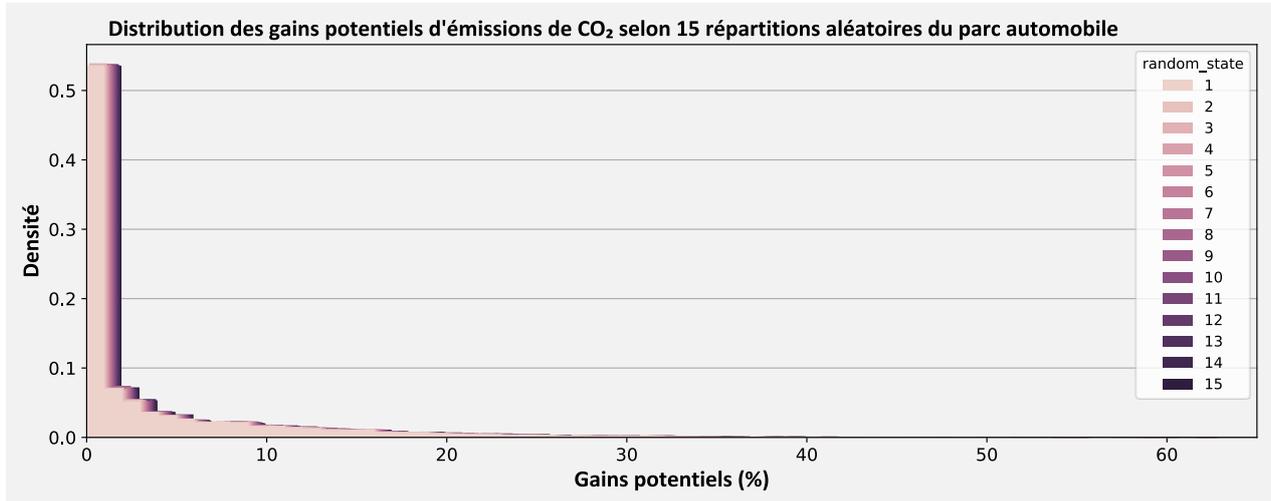
(c)

Figure 68 : Evolution des gains potentiels des éco-itinéraires réalisés par des véhicules spécifiques par rapport à ceux réalisés par des véhicules moyens : (a) évolution identique ; (b) évolution positive ; (c) évolution négative.

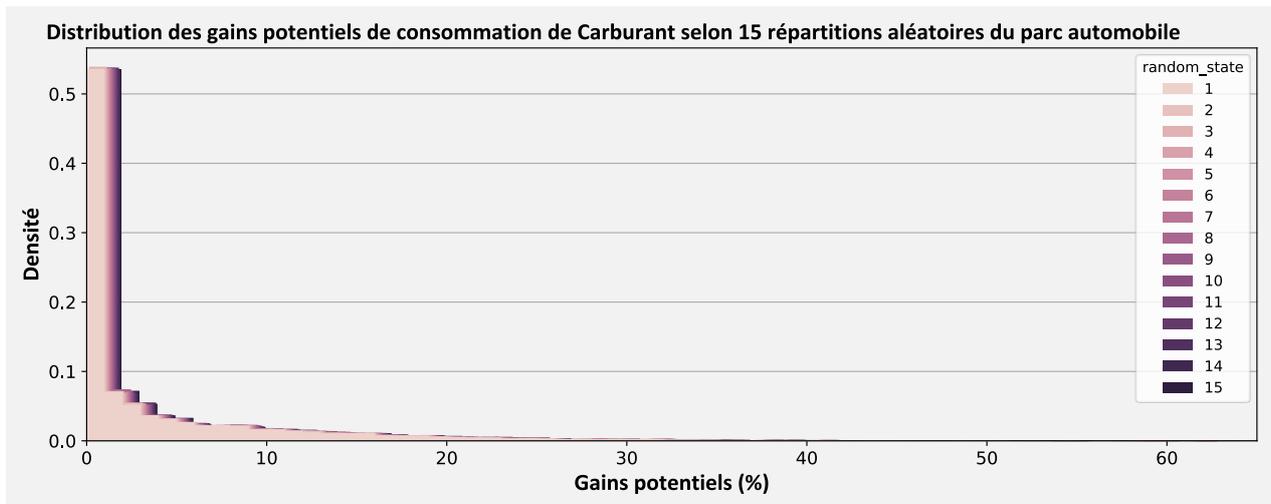
Par ailleurs, un quart des itinéraires de la base de données ont des gains potentiels d'émissions nuls ($\Delta TE = 0$) quels que soient le polluant, le type de véhicule ou la technologie de moteur étudiés. Cela signifie qu'une part significative des itinéraires de la base de données emprunte déjà l'éco-itinéraire optimale ou que la méthode d'éco-navigation ne permet de trouver des éco-itinéraires plus performants. Les gains potentiels supérieurs à 20% sont obtenus par 414 itinéraires de la base de données répartis uniformément sur la période étudiée, quels que soient le polluant, le type de véhicule ou la technologie de moteur étudiés.

4.4.2. Prise en compte du parc routier

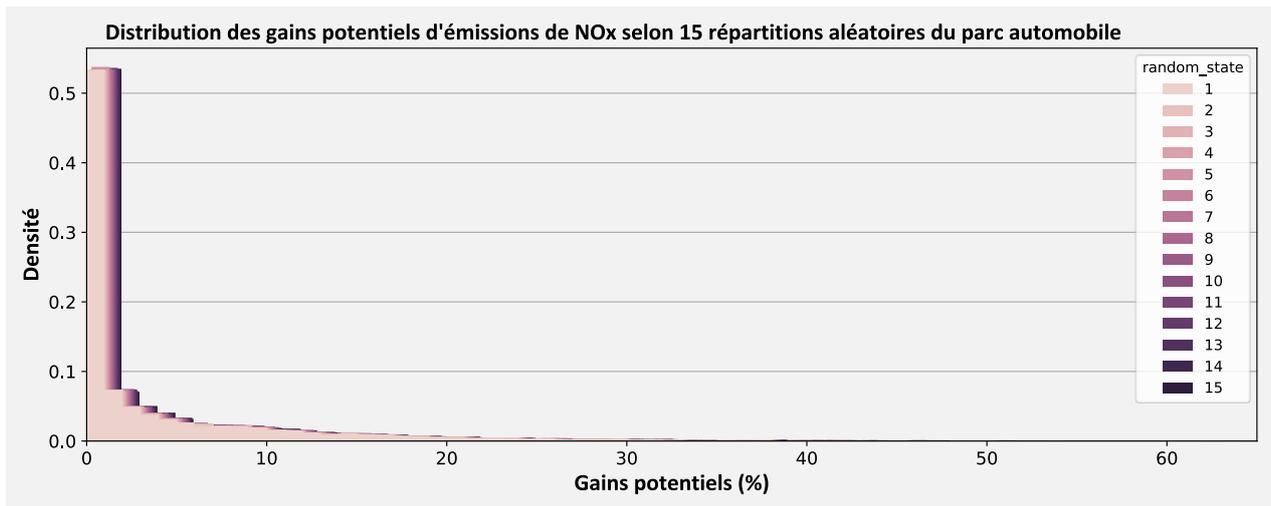
Une étude est également réalisée en prenant en considération une distribution aléatoire des types de véhicules composant le parc routier français en 2017 (date à laquelle les itinéraires ont été réalisés). La Figure 69 présente la distribution des gains obtenus pour 15 répartitions aléatoires des types de véhicules pour les différents polluants étudiés et la consommation de carburant. Elle montre des résultats similaires quelle que soit la répartition des types de véhicules.



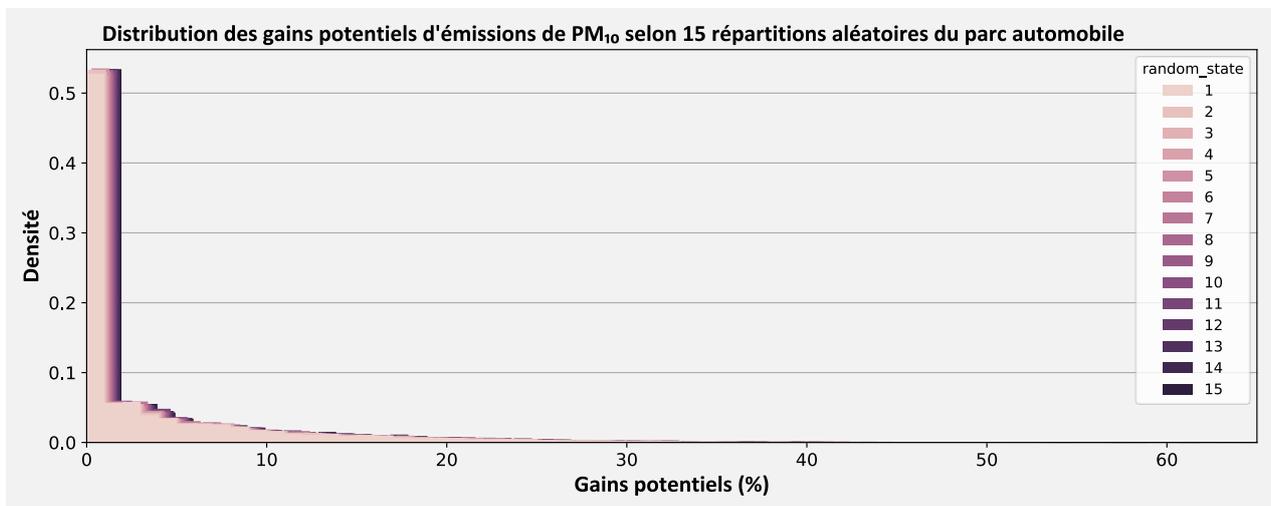
(a)



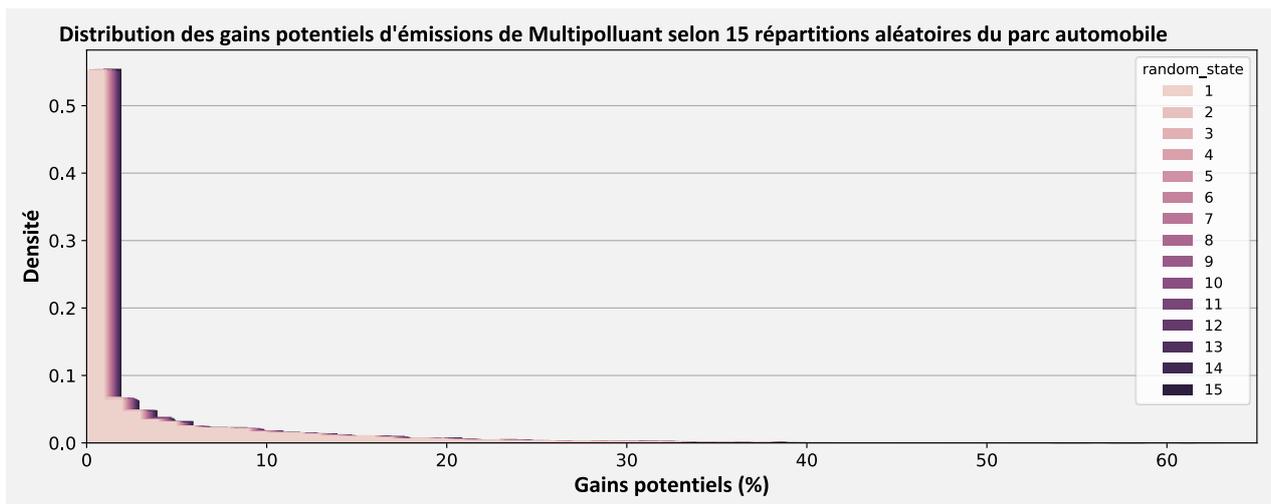
(b)



(c)



(d)



(e)

Figure 69 : Distribution des gains potentiels d'émissions et de consommation pour 15 répartitions aléatoires du parc automobile : (a) CO₂ ; (b) carburant ; (c) NO_x ; (d) PM₁₀ ; (e) multi-polluants.

4.5. Conclusion

Ce Chapitre 4 répond aux questions définies dans la partie 4.1 par la mise en application des méthodologies développées au Chapitre 2 et au Chapitre 3 et une analyse approfondie des éco-itinéraires de la base de données étudiée. Les défis à relever pour mettre en œuvre l'éco-navigation en utilisant des traces GNSS sont multiples, notamment à l'échelle urbaine. D'une part, l'éco-navigation doit s'appuyer sur une bonne connaissance des conditions de trafic pour estimer les émissions sur chaque tronçon du réseau. Cette connaissance est une condition importante pour une détermination fiable des éco-itinéraires. Or, l'obtention de ces conditions de trafic à partir de traces GNSS n'est pas triviale et requiert des méthodes avancées d'imputation de données avec un historique de données relativement important pour l'apprentissage du modèle. D'autre part, l'évaluation des gains potentiels des éco-itinéraires doit être réalisée par rapport à des itinéraires réels dont les trajectoires sont fiables. Pour cela, il est nécessaire d'évaluer la fiabilité des itinéraires, de réaliser un traitement pour améliorer des itinéraires dans une certaine mesure et si nécessaire de retirer les itinéraires ayant une fiabilité trop faible. Ces travaux constituent les défis importants à relever pour l'éco-navigation à travers une base de données GNSS.

Les défis de l'éco-navigation sont évalués dans ce chapitre à travers une base de données constituée de 11 497 itinéraires réels provenant de traces GNSS enregistrées entre le 1^{er} novembre 2017 et le 10 novembre 2017. Les résultats montrent que la part d'éco-itinéraires ayant des gains potentiels par rapport aux itinéraires réels varient entre 51% et 72% de la base de données selon le polluant, le type de véhicule et la technologie moteur considérés. Cette part d'éco-itinéraires se stabilise quels que soient ces critères dès lors que les gains potentiels sont supérieurs à 5%. En outre, près de 40% des éco-itinéraires réalisés par un véhicule moyen empruntent le même itinéraire alternatif pour un itinéraire réel donné quel que soit le polluant à minimiser, optimisant ainsi simultanément l'éco-itinéraire au regard de tous les polluants. En moyenne, les résultats obtenus montrent qu'un éco-itinéraire peut réduire la consommation de carburant et les émissions de polluants d'environ 5%, avec un maximum de 60%. Pour un véhicule moyen, les éco-itinéraires sont répartis sur 107 ODs parmi les 119 ODs présents dans la base de données (sur 121 possibles) au regard de la consommation de carburant et des trois polluants étudiés. L'examen des 15 ODs les plus représentés montre que ces ODs contiennent 70% des éco-itinéraires avec un $\Delta TE > 0$, alors qu'ils ne comportent que 44% des itinéraires réels de la base de données. Ces ODs constituent ainsi une liste restreinte sur lesquels des bénéfices significatifs peuvent être obtenus en modifiant certains itinéraires. L'éco-navigation doit être réalisé en priorité sur les itinéraires de cette liste afin d'optimiser les gains de consommations et d'émissions. Par ailleurs, l'impact de ces itinéraires alternatifs est plutôt positif sur les distances parcourues et les temps de parcours comparativement aux itinéraires réels. Toutefois, certains itinéraires alternatifs requièrent d'augmenter la distance ou le temps parcours des itinéraires réels pour diminuer la consommation de carburant et/ou les émissions de polluants. Sur l'ensemble des itinéraires de la base de données, les itinéraires alternatifs réalisés par un véhicule moyen requièrent en moyenne un faible compromis par rapport aux itinéraires SP (1% de distance supplémentaire) et aux itinéraires FP (40 s supplémentaires). Bien que les distances parcourues par les éco-itinéraires peuvent être plus longues ou plus courtes par rapport aux itinéraires réels, elles diminuent systématiquement lorsque les gains potentiels sont supérieurs à 30%. L'analyse de l'influence du type de véhicule et de la technologie du moteur réalisée sur vingt types de véhicules spécifiques montre que la part d'éco-itinéraires est relativement inférieure à celle des éco-itinéraires réalisés par un véhicule moyen. Cependant, lorsque les gains potentiels sont supérieurs à 5%, 10% et 20% le nombre

d'éco-itinéraires alternatifs réalisés par un véhicule spécifique devient sensiblement proche de ceux réalisés par un véhicule moyen quels que soient le polluant, le type de véhicule et la technologie du moteur considéré. Cette étude montre également que les gains potentiels supérieurs à 20% sont obtenus par 414 itinéraires de la base de données répartis uniformément sur la période étudiée, quels que soient le polluant, le type de véhicule ou la technologie de moteur étudiés. Le critère multi-polluants défini dans cette étude semble être un compromis intéressant pour réduire simultanément les émissions de plusieurs polluants. En outre, les éco-itinéraires minimisant les NOx semblent être également de bonnes alternatives permettant de réduire également plusieurs polluants à la fois. La méthode de régression par Lasso a mis en évidence quatre variables permettant d'obtenir les gains potentiels d'émissions (Secteur, « *netclass* », temps de parcours et vitesse moyenne en condition fluide). La majorité de ces gains est obtenue sur des itinéraires réels de classe « *netclass* » 1 (43%), 2 (25%) et 0 (24%), dans les secteurs 10 (56%), 2 (10%) et 0 (6%), avec des temps de parcours moyen de 13 min, à une vitesse moyenne en condition fluide de 55 km/h.

Cette étude a été réalisée pour des trajets à l'échelle individuelle en considérant des conditions de trafic stable. Cependant, la modification du trajet original est susceptible d'engendrer des conséquences significatives sur le réseau, de créer de nouvelles conditions de trafic et en conséquence de changer l'éco-itinéraire selon le critère étudié. L'évolution des vitesses spatiales rend ainsi nécessaire de mettre à jour les résultats pour obtenir une amélioration significative des émissions à l'échelle du système. Le Chapitre 5 porte sur la recherche en simulation à l'échelle du réseau urbain, d'un système performant d'un point de vue environnemental prenant en considération les phénomènes non linéaires du trafic.

Chapitre 5

Etude de l'impact des éco-itinéraires à l'échelle du réseau urbain

Dans ce chapitre, l'impact des éco-itinéraires est étudié à l'échelle du réseau urbain par le biais de simulations de trafic réalisées sur Symuvia. En effet, il est nécessaire d'étudier le comportement du réseau en réponse aux changements apportés par les éco-itinéraires. En effet, les changements d'itinéraires impactent le réseau qui peut à son tour impacter les éco-itinéraires. Les éco-itinéraires sont recherchés pour des ODs d'une simulation de trafic de référence, stabilisée lors de précédents travaux sur le 3^{ème} et 6^{ème} arrondissement de Lyon et Villeurbanne, notée L63V par la suite. Cette recherche s'appuie sur la méthode de recherche d'éco-itinéraires développée au Chapitre 3. En premier lieu, ce chapitre introduit la méthodologie employée pour étudier l'impact des éco-itinéraires sur le trafic. Il présente notamment le simulateur de trafic Symuvia et le réseau étudié L63V pour la modélisation du trafic, la simulation de référence ainsi que les 2 scénarios définis pour l'étude. En second lieu, une analyse descriptive des itinéraires issus de la simulation de référence ainsi que de leurs éco-itinéraires alternatifs est proposée avec une analyse des gains potentiels des émissions de polluants. Ces gains potentiels sont ensuite mis en perspective avec les gains obtenus lors des simulations comprenant les éco-itinéraires alternatifs. En troisième lieu, ce chapitre présente une étude de la stabilité et des performances des éco-itinéraires dans le trafic en réalisant plusieurs simulations itératives selon les 2 scénarios préalablement établis.

5.1. Avant-propos

Ce Chapitre 5 propose d'approfondir les résultats trouvés précédemment avec la base de données constituée d'itinéraires issus de traces GNSS. Les travaux des chapitres précédents ont montré le potentiel des éco-itinéraires à l'échelle du réseau urbain au niveau de l'utilisateur. Cependant, les phénomènes liés au trafic étant fortement non linéaires, une variation sur un élément du système (modification des flux par Origine-Destination, des itinéraires empruntés, des heures de départ, etc.) peut produire des variations sur l'ensemble du système. Le système désignera l'ensemble du réseau routier L63V dans ce chapitre. L'objectif principal de ce chapitre est d'étudier la réorganisation du réseau en ciblant les éco-itinéraires ayant potentiellement les gains les plus importants. Cette étude menée en simulation sur Symuvia vise ainsi à répondre aux questions suivantes :

- A partir d'une simulation de référence, les gains potentiels des éco-itinéraires peuvent-ils être réellement atteints ?
- Comment le réseau s'adapte-t-il aux changements induits par la modification des itinéraires ?

- Quelle est la stabilité de ces éco-itinéraires sur plusieurs jours ? Est-ce que les gains sont réalisés par les mêmes véhicules ?
- Quelle est la performance des gains obtenus par les éco-itinéraires ?
- Est-il possible de cibler des itinéraires réalisés un jour n et de modifier leur trajectoire le jour $n+1$ dans l'objectif de réduire les émissions globales du système ?

5.2. Méthodologie

5.2.1. Description de la méthode

La méthodologie utilise la simulation microscopique de trafic pour modéliser les phénomènes routiers et étudier l'impact des éco-itinéraires sur le système à l'échelle du réseau urbain. L'intérêt de la simulation est de pouvoir étudier différents scénarios de trafic réalistes qui ne pourraient pas être expérimentés ou qui nécessiteraient des moyens excessifs pour les reproduire. La méthodologie s'appuie sur une simulation de référence (itération 0) dont le calibrage a été réalisé à partir de données réelles en amont de travaux effectués dans ce chapitre. La méthodologie se décompose en 2 études.

Tout d'abord, une étude de sensibilité des gains est réalisée en faisant varier les polluants et le taux de pénétration des éco-itinéraires. La pénétration des éco-itinéraires se fait de manière ciblée ou randomisée afin de comparer leur gain à l'échelle du système et ainsi d'étudier l'intérêt de procéder à un ciblage. Cette étude de sensibilité a également pour objectif d'analyser l'impact réel des éco-itinéraires obtenus lors des simulations et de mesurer les écarts avec l'impact potentiel attendu. Les éco-itinéraires alternatifs aux itinéraires de la simulation de référence sont recherchés avec comme fonction objective la consommation de carburant ou les émissions de CO₂, de NO_x, de PM₁₀ ou d'un critère multi-polluants (cf. 3.3.3 du Chapitre 3). Les gains potentiels du système de l'itération 1 par rapport au système de l'itération 0, nommés $\Delta TE_{\text{potentiel}}^{\text{système}}$ et définis par l'Equation 24 ci-dessous, sont estimés selon un taux de pénétration des éco-itinéraires variant de 10% à 100% par palier de 10%.

$$\Delta TE_{\text{potentiel}}^{\text{système}} = \frac{\sum TE_{0 \text{ réel}} - \sum TE_{1 \text{ estimée}}}{\sum TE_{0 \text{ réel}}} \times 100 \quad \text{Equation 24}$$

Par ailleurs, un ensemble d'itinéraires de la simulation de référence (itération 0) est remplacé par les éco-itinéraires selon un taux de pénétration variant de 10% à 50% par palier de 10%, de manière ciblée ou aléatoire. L'ensemble des éco-itinéraires et l'ensemble des itinéraires inchangés constituent alors la demande pour une nouvelle simulation (itération 1). L'itération 1 compte 250 simulations avec des pénétrations aléatoires d'éco-itinéraires et 25 simulations avec des pénétrations ciblés. Les gains effectifs du système de l'itération 1 par rapport au système de l'itération 0, nommés $\Delta TE_{\text{effectif}}^{\text{système}}$ et définis par l'Equation 25 ci-dessous, sont ensuite calculés pour chacune des simulations de l'itération 1.

$$\Delta TE_{\text{effectif}}^{\text{système}} = \frac{\sum TE_{0 \text{ réel}} - \sum TE_{1 \text{ réel}}}{\sum TE_{0 \text{ réel}}} \times 100 \quad \text{Equation 25}$$

La méthodologie de cette étude de sensibilité est présentée dans la Figure 70 ci-après.

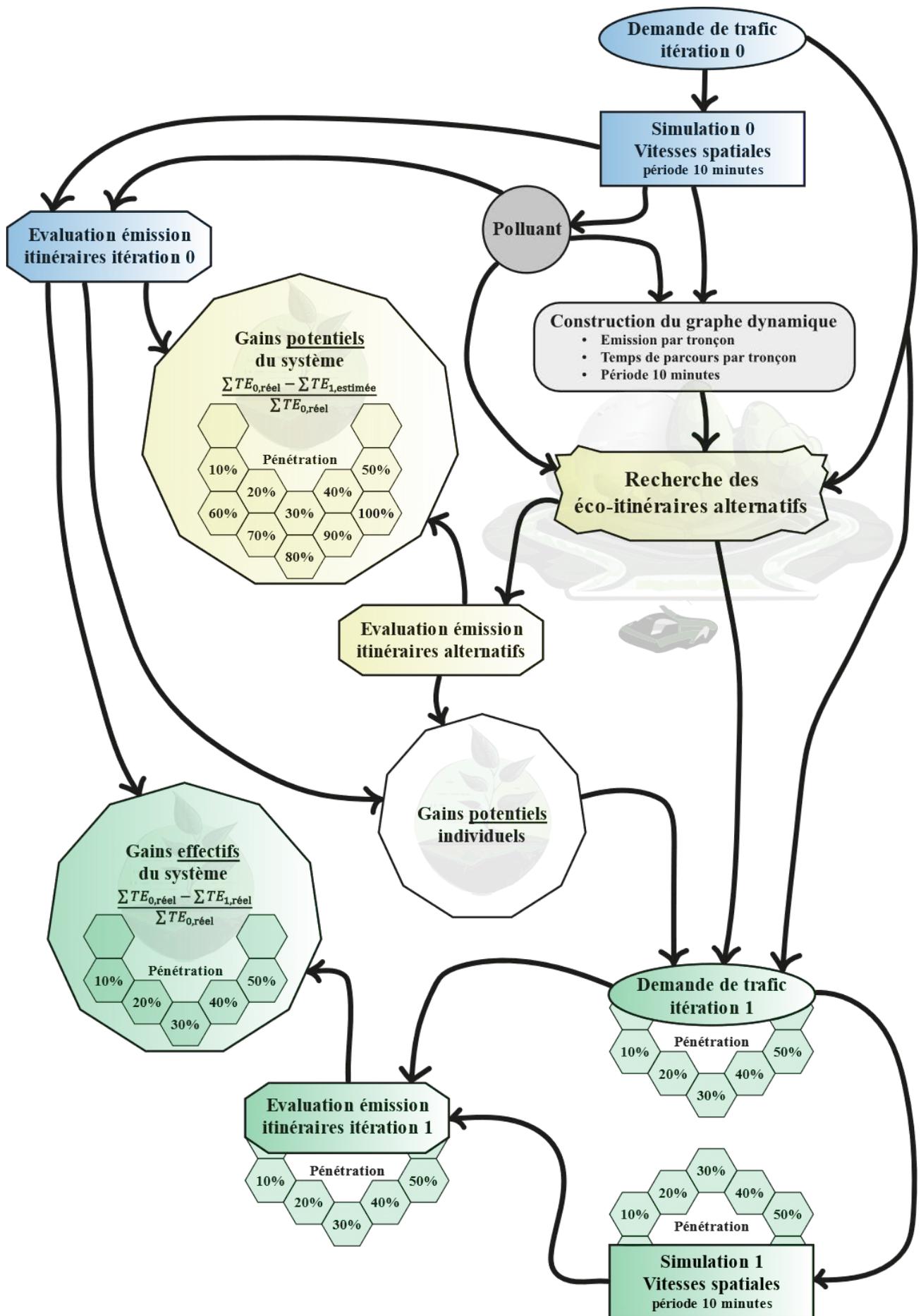


Figure 70 : Méthodologie de l'étude de sensibilité.

La deuxième partie de la méthodologie mise en œuvre repose sur l'étude de 2 scénarios visant à évaluer (i) la capacité de la méthode à cibler des éco-itinéraires pour le jour $n+1$ en fonction des conditions de trafic du jour n et (ii) les performances de la méthode à l'issue de plusieurs itérations. Les scénarios sont décrits ci-après :

- **Scénario 1** : étude itérative avec remise des éco-itinéraires selon un taux de pénétration de 10% de ceux présentant les meilleurs gains potentiels lors de chaque itération ;
- **Scénario 2** : étude itérative avec remise des éco-itinéraires selon un taux de pénétration $\frac{10\%}{n}$ (n étant le nombre d'itération) de ceux présentant les meilleurs potentiels lors de chaque itération.

La méthodologie du scénario 1, resp. du scénario 2, est représentée par le schéma de la Figure 71, resp. de la Figure 72.

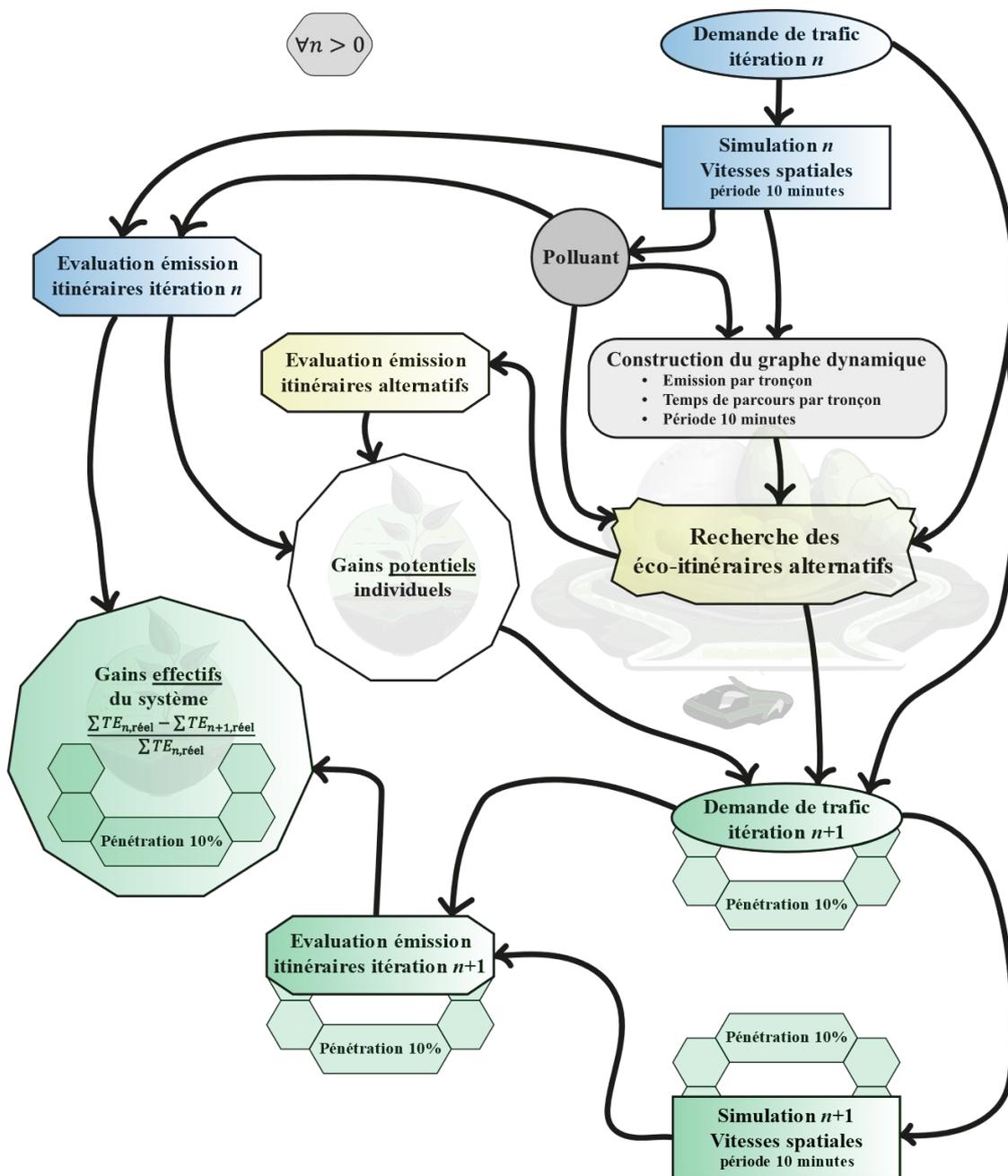


Figure 71 : Méthodologie du scénario 1.

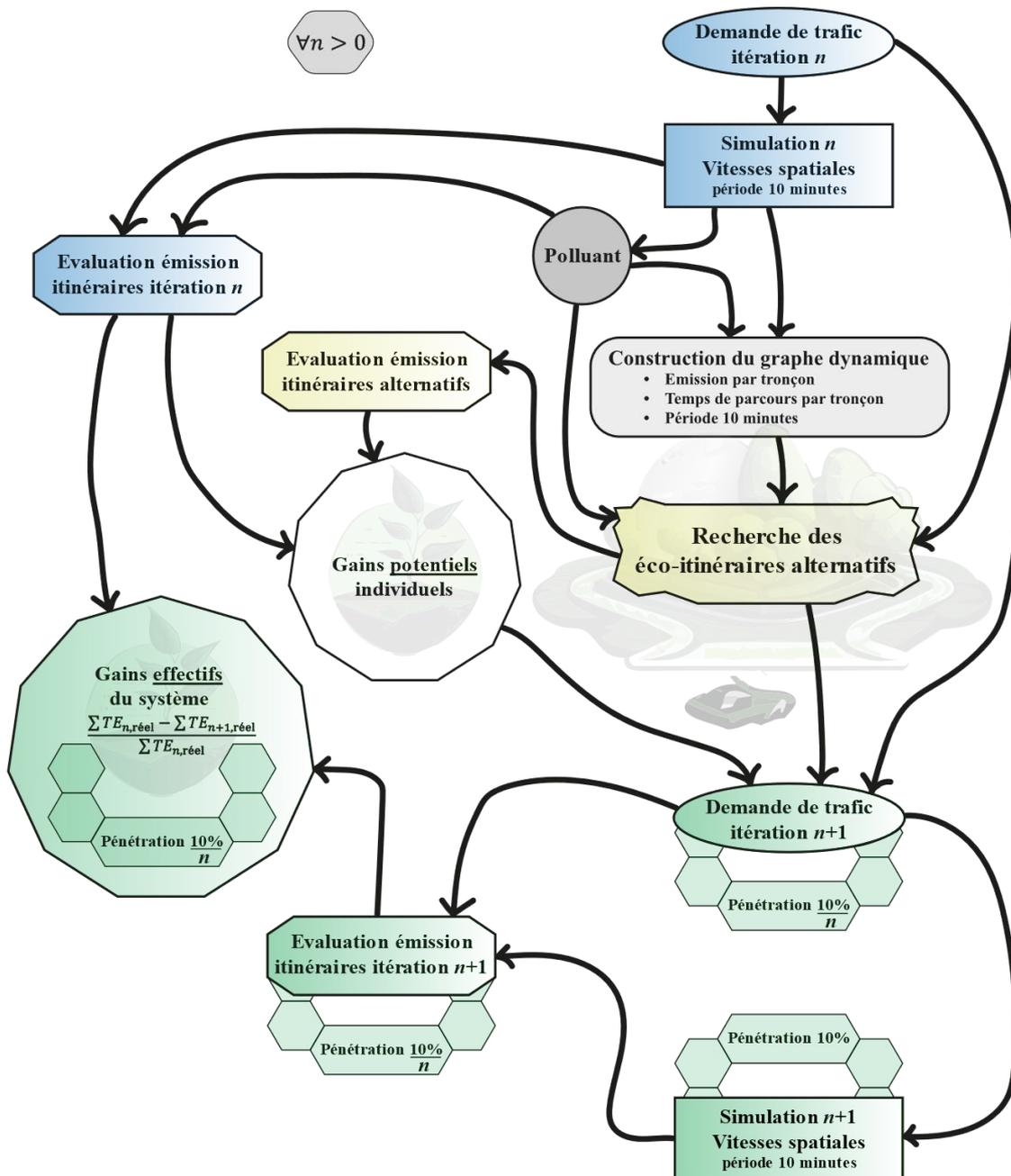


Figure 72 : Méthodologie du scénario 2.

La méthode pour la recherche d'éco-itinéraire s'appuie sur le même socle que celui de la méthode développée au Chapitre 3. A l'issue de chaque simulation, les vitesses moyennes spatiales sont calculées pour chaque tronçon par période d'agrégation de 10 minutes. Ces vitesses sont utilisées pour estimer les émissions de polluants à l'aide du modèle COPERT V sur chaque tronçon correspondant. Le réseau routier assimilé à un graphe est ainsi construit en pondérant dynamiquement les tronçons par le coût en émission. Les éco-itinéraires alternatifs sont ensuite recherchés à l'aide du modèle d'éco-navigation présenté dans la partie 3.1 du Chapitre 3. Le modèle d'éco-navigation « *time dependent* » est toutefois adapté aux spécificités du simulateur Symuvia et du réseau étudié, notamment concernant la prise en compte des mouvements autorisés, des voies interdites ou réservées, des giratoires, et des tronçons parallèles. Par ailleurs, une pénalité α_v est appliquée aux vitesses inférieures à 5km/h afin d'éviter d'éco-guider les véhicules sur des tronçons déjà congestionnés bien qu'ils puissent être les itinéraires présentant les meilleurs gains environnementaux. Les pénalités sont décrites dans le Tableau 11 ci-après :

Vitesse (km/h)	Pénalité α_v
0	$1,1^5 \times FE_{0km/h}$
1	$1,1^4 \times FE_{0km/h}$
2	$1,1^3 \times FE_{0km/h}$
3	$1,1^2 \times FE_{0km/h}$
4	$1,1^1 \times FE_{0km/h}$

Tableau 11 : Pénalités appliquées aux tronçons ayant des vitesses spatiales très faibles.

Certains tronçons ne sont pas parcourus par des véhicules durant une période de 10 minutes et présentent ainsi des vitesses spatiales manquantes. La vitesse maximale autorisée est imputée à ces tronçons en considérant un trafic fluide comme hypothèse. Une pénalité aurait pu être appliquée pour prendre en compte les carrefours et la signalisation de trafic. Cependant, cela aurait eu pour effet d'écarter ces tronçons dans la recherche d'éco-itinéraires avec le risque de favoriser l'itinéraire ayant la distance la plus courte malgré le parcours de tronçons déjà saturés.

5.2.2. Modélisation du trafic

Symuvia est un modèle de trafic routier open-source développé par le Laboratoire d'Ingénierie LICIT-Eco7 [38]. Il s'agit d'une plateforme de simulation microscopique dynamique de trafic utilisant une loi d'écoulement simplifiée, basée sur la résolution Lagrangienne du modèle LWR (Lighthill-Whitham-Richards) [69]. Symuvia comprend :

- un réseau d'écoulement sur lequel est défini un scénario (capacité du réseau, plans de feux, etc.) ;
- un noyau de calcul qui intègre un module d'affectation (calcul des itinéraires des véhicules) et un module d'écoulement (calcul des trajectoires).

L'étude proposée dans ce chapitre s'appuie sur le module d'écoulement uniquement pour la simulation de référence. En effet, les éco-itinéraires sont calculés en amont pour les simulations des itérations suivantes selon de nouvelles conditions de trafic en utilisant la méthodologie développée au Chapitre 3. La simulation de référence utilisée a été calibrée lors de précédents travaux en fonction de l'offre et de la demande de déplacements. L'ensemble des simulations utilise le module d'écoulement permettant « de prendre en compte les spécificités de l'écoulement du trafic en milieu urbain : accélération bornée des véhicules [70], modélisation de l'écoulement au sein des intersections [71], modélisation spécifique de changement de voies [72], transports en commun [73], rond-point [74], etc. » [75]. Toutes les intersections comportant des feux de signalisation sont configurées avec leurs réelles configurations, y compris la priorisation des bus. Le pas de temps de la simulation est défini à 1 seconde. Symuvia est particulièrement adaptée dans le cadre d'une évaluation environnementale, car elle permet de caractériser précisément les phénomènes de congestion, qui contribuent fortement aux émissions en milieu urbain. Cette plateforme a ainsi été couplée avec des modèles acoustiques et de qualité de l'air pour des évaluations environnementales lors de précédents travaux [44,76–78].

La zone d'étude, illustrée en Figure 73, se situe principalement sur l'emprise du 6^{ème} arrondissement de Lyon et de Villeurbanne. En 2017, l'INSEE recensait une population d'environ 200 000 habitants à l'intérieur de la zone d'étude [52]. Elle s'étend sur une superficie d'environ 20 km² et comprend 3 383 tronçons d'une longueur totale de 371 km. Cette zone d'étude est choisie en raison de

l'expérience acquise lors de précédents travaux réalisés sur ce réseau d'une part [75,79–81], et d'autre part en raison de sa taille permettant ainsi des temps de calcul raisonnables [80].

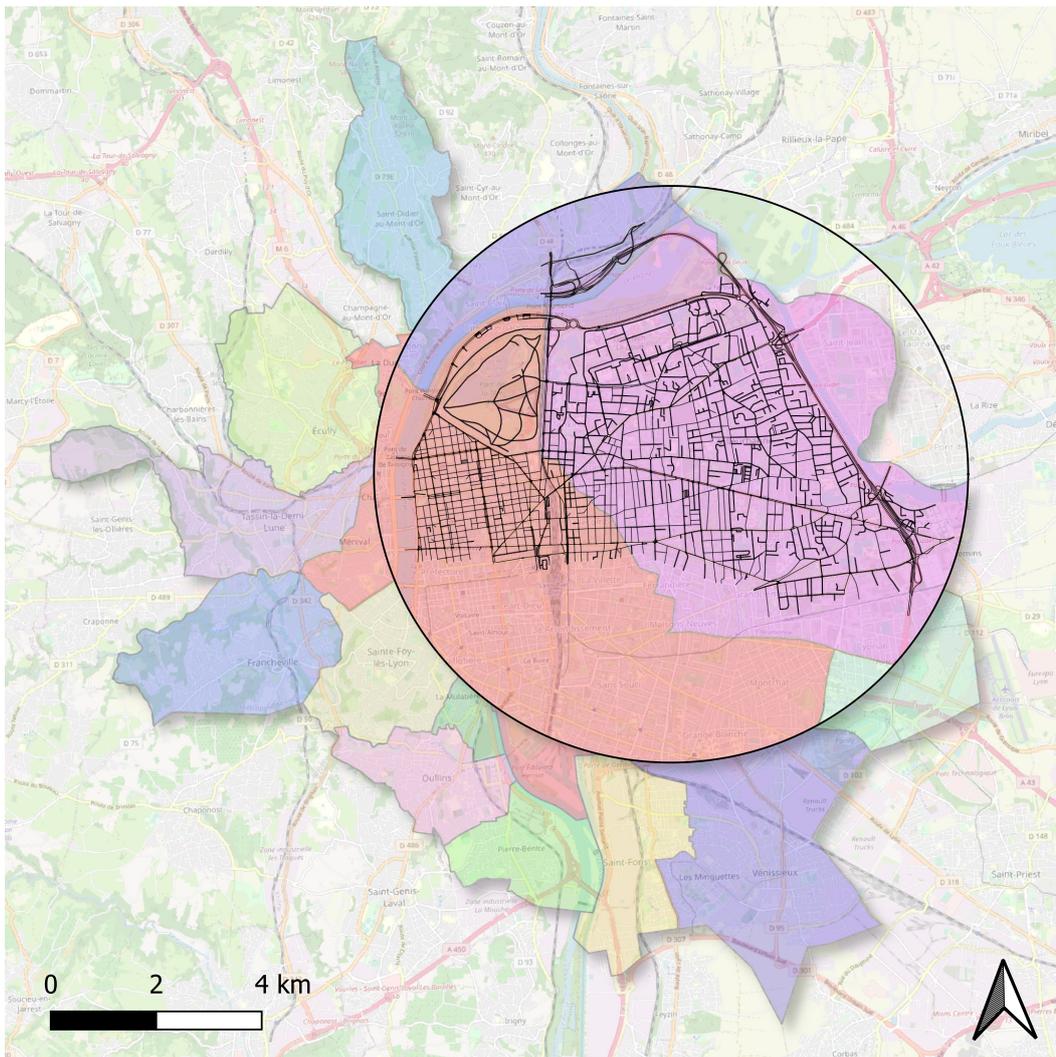


Figure 73 : Représentation du réseau routier de la zone d'étude.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

L'ensemble des simulations se déroule pendant l'heure de pointe du matin entre 06h30 et 11h30, soit une durée de 5h00 de simulation. Le parc routier est composé de 120 tramways (<1%), 473 bus (<1%), 818 poids lourds (1%) et 84 627 véhicules légers (98%) qui ont circulé durant chaque simulation.

5.2.3. Simulation de référence

La simulation de référence utilisée a été calibrée lors de précédents travaux à partir de données de trafic réel dans le cadre du projet ERC MAGnUM 2015-2021 (Multiscale and multimodal traffic modelling approach for sustainable management of urban mobility). La simulation de référence reproduit le trafic routier durant l'heure de pointe du matin, sur une durée de 5h00 débutant à 06h30 et terminant à 11h30. La chronique de demande sur l'ensemble du réseau est illustrée en Figure 74, avec une demande commençant à 06h30 et terminant à 10h30.

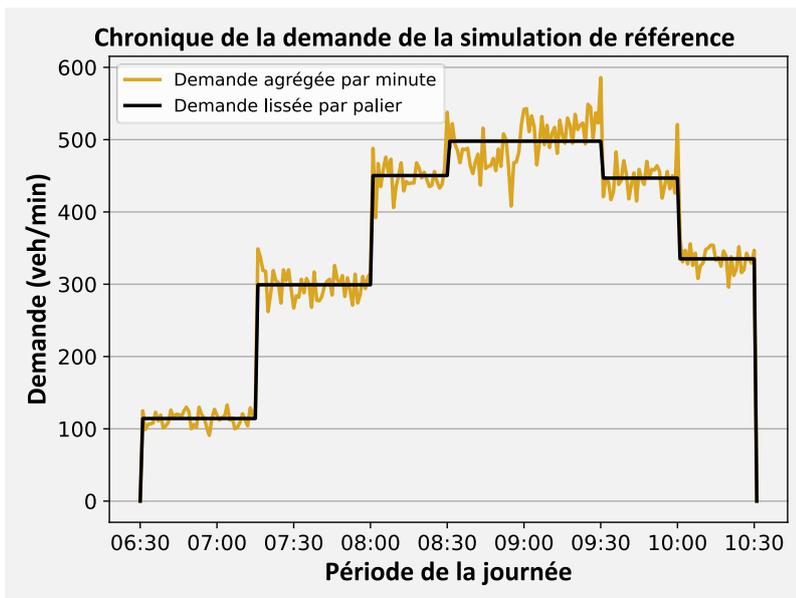


Figure 74 : Chronique de la demande de la simulation de référence

La Figure 75 illustre le trafic de la simulation de référence en représentant la fréquence de passage sur les tronçons par les véhicules légers tel que décrit ci-après :

- 311 tronçons n'ont pas été parcourus durant la simulation ;
- entre 1 et 250 véhicules ont parcouru 1467 tronçons ;
- entre 250 et 500 véhicules ont parcouru 465 tronçons ;
- entre 500 et 2000 véhicules ont parcouru 814 tronçons ;
- entre 2000 et 11720 véhicules ont parcouru 326 tronçons.

Durant la simulation de référence, les usagers ont privilégié les itinéraires empruntant le périphérique, le quai Charles de Gaulle, les boulevards des Brotteaux et de la Bataille de Stalingrad, la rue Vauban ainsi que les cours Emile Zola, Lafayette, et Tolstoï.

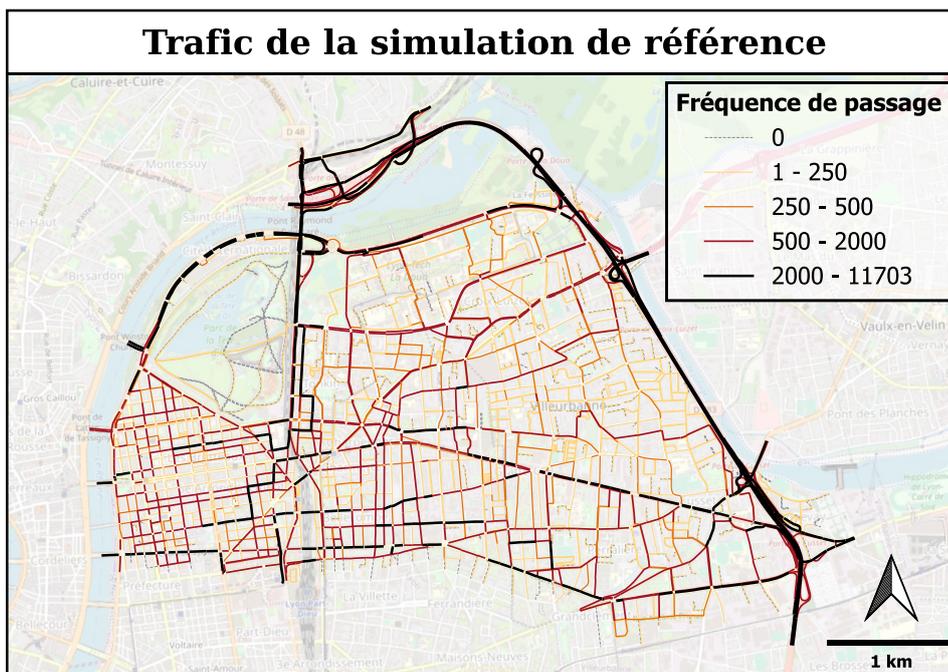


Figure 75 : Carte du trafic de la simulation de référence.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

5.3. Analyse de sensibilité des gains

5.3.1. Sensibilité sur les gains potentiels

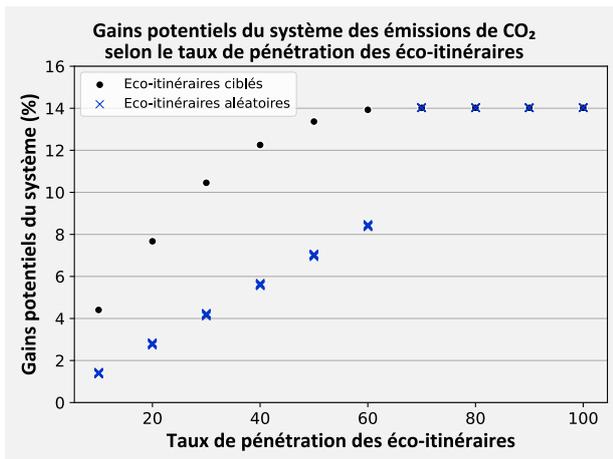
L'objectif est d'étudier quels sont les gains potentiels du système si les itinéraires de la simulation de référence sont remplacés par des éco-itinéraires recherchés à partir des conditions de trafic de cette simulation référence.

Pour répondre à cette question, l'étude de sensibilité des gains potentiels porte sur le type de polluant, le taux de pénétration et le ciblage des éco-itinéraires. Les polluants étudiés sont le CO₂, les NO_x, les PM₁₀ ou le critère multi-polluants ainsi que la consommation de carburant. Le taux de pénétration varie de 10% à 100% par palier de 10%. Les éco-itinéraires ciblés sont classés et sélectionnés au regard de leurs gains potentiels intrinsèques, le taux de pénétration correspond ainsi au pourcentage d'intégration dans le système des éco-itinéraires ayant les meilleurs gains. Les gains potentiels pour le système sont alors évalués et leurs valeurs sont représentées par des points en fonction du taux de pénétration dans la Figure 76.

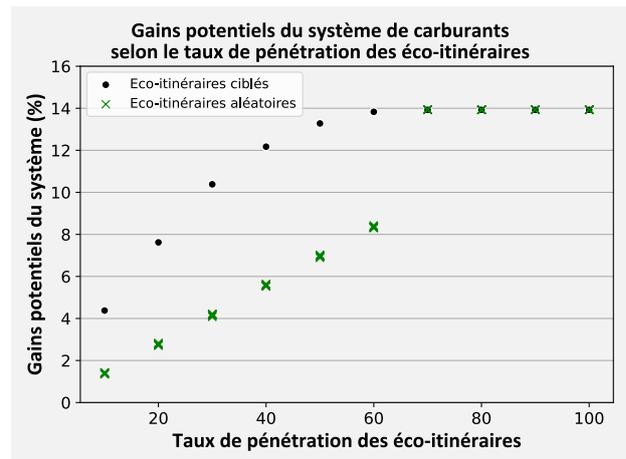
Un objectif complémentaire est d'évaluer les gains si la pénétration des éco-itinéraires se faisait de manière aléatoire dans le système pour mettre en perspective les gains potentiels obtenus par le ciblage. Récemment, les décideurs politiques souhaitent encourager les individus à emprunter des itinéraires moins polluants. En août 2022, cette volonté a été renforcée par l'adoption de mesures obligeant les applications de mobilité à fournir des informations environnementales aux utilisateurs. En effet, l'article D1115-21 du décret N°2022-1119 du 3 août 2022 relatif aux services numériques d'assistance aux déplacements stipule que « *les services numériques d'assistance au déplacement* » devront fournir « *au minimum à leurs utilisateurs une information relative aux quantités de gaz à effet de serre et aux polluants de l'air émis par le ou les modes de transport utilisés pour chaque suggestion d'itinéraire* ». Waze et Google fournissent désormais des itinéraires alternatifs permettant de réduire les émissions et la consommation. Chaque utilisateur demeure libre de choisir son itinéraire entraînant ainsi une part aléatoire dans la distribution des éco-itinéraires dans la population. En conséquence, un objectif est ici de mesurer l'impact de ces choix arbitraires sur le réseau et de les mettre en perspective avec une politique de ciblage. Ainsi, pour chaque taux de pénétration, les gains potentiels pour le système, représentés par des croix dans la Figure 76, sont évalués pour 10 échantillons distincts contenant un pourcentage d'éco-itinéraires sélectionnés aléatoirement.

Les résultats ci-après montrent que le taux de pénétration et le ciblage des éco-itinéraires influencent significativement les gains potentiels du système de la simulation de référence (itération 0). Les gains potentiels obtenus à l'issue de la pénétration des éco-itinéraires réalisée de manière aléatoire augmente de manière linéaire jusqu'à 60% de pénétration (70% pour les PM₁₀), puis atteint les gains potentiels maximum à partir de 70% de pénétration (80% pour le PM₁₀). Pour leur part, les gains potentiels obtenus à l'issue de la pénétration des éco-itinéraires réalisée de manière ciblée augmente plus rapidement jusqu'à 50% pénétration où 95% des gains maximum sont atteints. Par ailleurs, il est intéressant de noter qu'un tiers des gains potentiels théoriques maximum sont obtenus dès 10% de pénétration des éco-itinéraires ciblés et plus de la moitié sont obtenus dès 20% de pénétration. Ces résultats sont identiques quel que soit le polluant étudié avec 96% de stabilité dans les véhicules ciblés. Néanmoins, le choix du polluant modifie 15% des itinéraires ce qui signifie que malgré la bonne stabilité du ciblage, 15% des itinéraires sont différents selon le polluant étudié parmi les

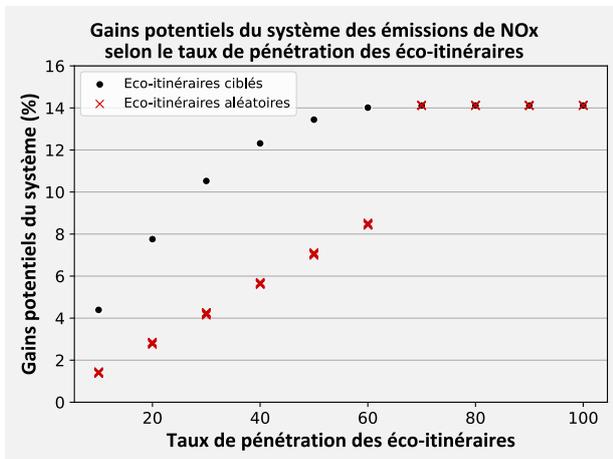
16 926 itinéraires. Le choix d'utiliser le critère multi-polluants permettrait ainsi de privilégier un itinéraire permettant de réduire efficacement les émissions de plusieurs polluants simultanément.



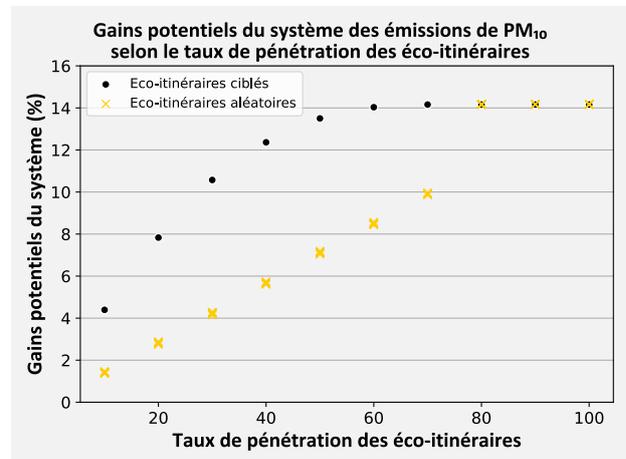
(a)



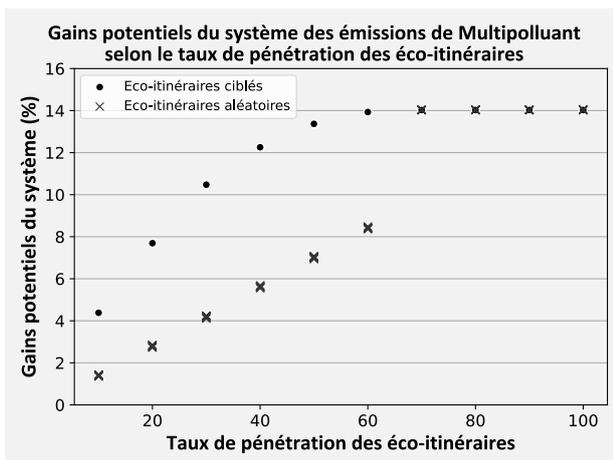
(b)



(c)



(d)



(e)

Figure 76 : Gains potentiels à l'échelle du système pour : (a) les émissions de CO₂ ; (b) la consommation de carburant ; (c) les émissions de NO_x ; (d) les émissions de PM₁₀ ; (e) le critère multi-polluants.

5.3.2. Sensibilité sur les gains effectifs en simulation

Cette partie 5.3.2 vise à évaluer en simulation (itération 1) les gains effectifs des émissions du système selon le taux de pénétration des éco-itinéraires. Elle a pour objectif d'étudier si les gains potentiels théoriques, estimés dans la partie 5.3.1 ci-avant, sont effectivement atteints.

La demande de la simulation de référence est modifiée pour les différents cas de figure étudiés dans la partie 5.3.1 avec des pénétrations ciblées ou randomisées des éco-itinéraires. Les simulations réalisées se sont limitées à un taux de pénétration de 50%. En effet, les conditions de trafic se sont détériorées dès le taux de pénétration de 30% avec une saturation du réseau localisée à certains endroits. La saturation s'est intensifiée concomitamment avec le taux de pénétration, impactant dès 40% certains véhicules qui n'ont pas terminé leur itinéraire à l'issue des simulations. Ainsi, les émissions et les gains effectifs des simulations de l'itération 1 n'ont été calculés que pour les cas de figure avec un taux de pénétration allant de 10% à 30%. Leurs calculs s'appuient sur les conditions de trafic de l'itération 1.

Les gains effectifs sont représentés dans la première colonne de la Figure 77 ci-après avec une mise en perspective des gains potentiels théoriques représentés dans la deuxième de colonne. Pour rappel, les gains potentiels ont été estimés et présentés dans la partie 5.3.1 ci-avant.

Pénétration 10%

L'analyse des gains effectifs issus de simulation de l'itération 1 montre que **les gains théoriques sont atteints, voire dépassés, pour tous les polluants étudiés, que la pénétration des éco-itinéraires soit ciblée ou aléatoire avec un taux de 10%**.

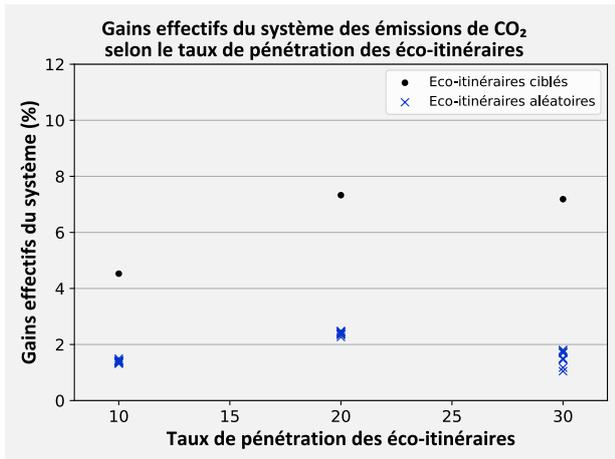
Pénétration 20%

Les gains effectifs du système des simulations de l'itération 1 sont quelques peu mitigés lorsque le taux de pénétration des éco-itinéraires est égal à 20%. Les gains pour une pénétration ciblée, resp. aléatoire, de 20% sont quasiment tous supérieurs à ceux obtenus par les simulations ayant une pénétration ciblée, resp. aléatoire, de 10%. La pénétration de 20% d'éco-itinéraires présente ainsi un réel intérêt pour faire diminuer les émissions du système de manière ciblée ou aléatoire. Néanmoins, les gains obtenus pour 20% de pénétration sont légèrement en dessous des gains espérés, voire sensiblement en dessous pour les NOx ciblés (6.03% contre 7.26%).

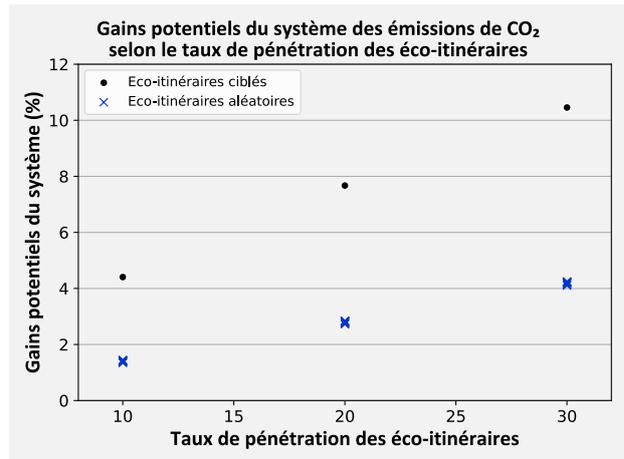
Pénétration 30%

Les gains effectifs des simulations sont insuffisants pour un taux de pénétration de 30% ciblé ou aléatoire quel que soit le polluant étudié. Ils sont inférieurs aux gains potentiels pour une pénétration correspondante. Par ailleurs, ces gains sont sensiblement équivalents ou inférieurs aux gains effectifs du système pour un taux de pénétration de 20% ciblée ou aléatoire, exceptés pour les PM₁₀. Cela signifie qu'en dépit d'un ciblage des éco-itinéraires, l'intégration d'un nombre excessif d'éco-itinéraires est contre-productif. Il permet certes des gains effectifs par rapport à la simulation de référence, mais ces gains ne parviennent pas à atteindre ceux théoriques pour une pénétration identique et sont en outre équivalents ou inférieurs aux gains du système obtenus avec de plus faibles taux de pénétration. En effet, les gains théoriques sont basés sur le fait que les autres usagers ne modifient pas leurs itinéraires. En conséquence, lorsque de nombreux usagers modifient leurs itinéraires et empruntent les mêmes routes, cela déplace la congestion et peut être contre-productif si la distance et les temps de parcours sont augmentés. Ainsi, comme cela est mentionné dans l'avant-

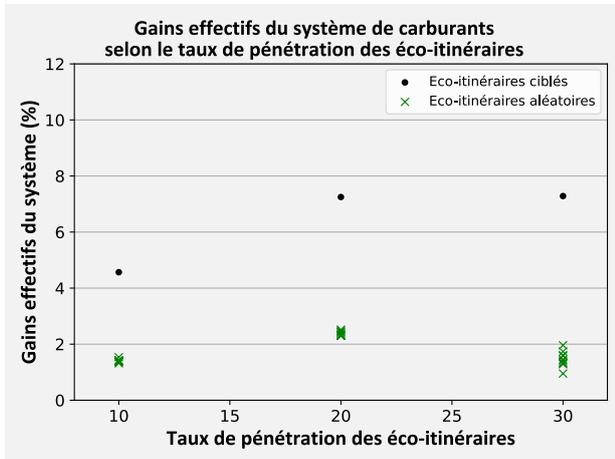
propos de ce chapitre, les changements de conditions de trafic peuvent réduire l'efficacité environnementale.



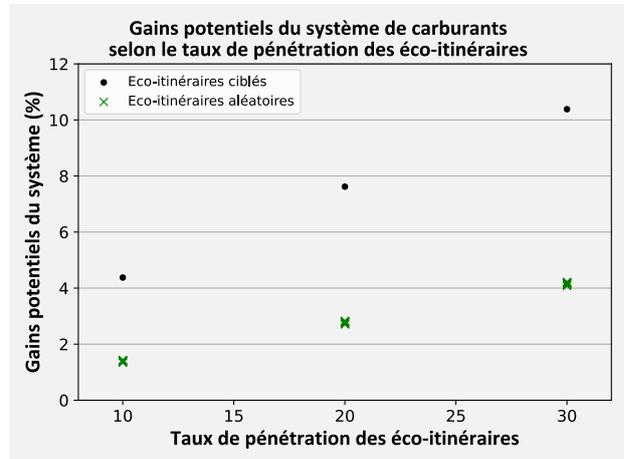
(a₁)



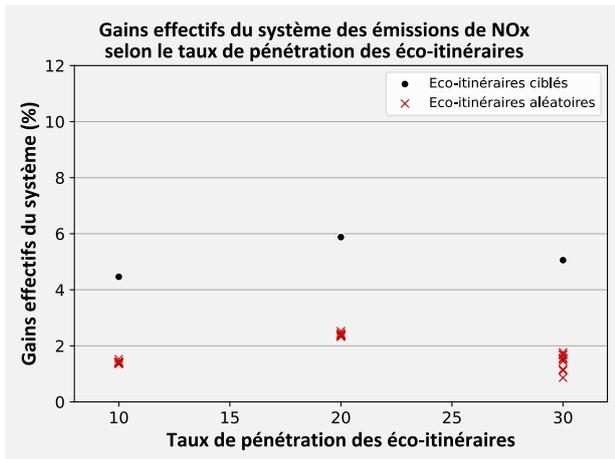
(a₂)



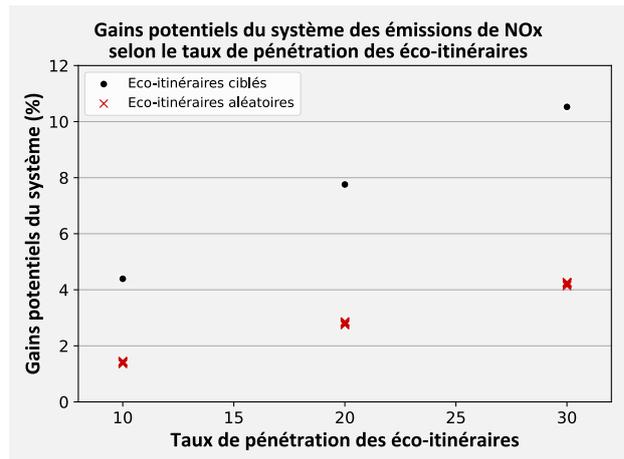
(b₁)



(b₂)



(c₁)



(c₂)

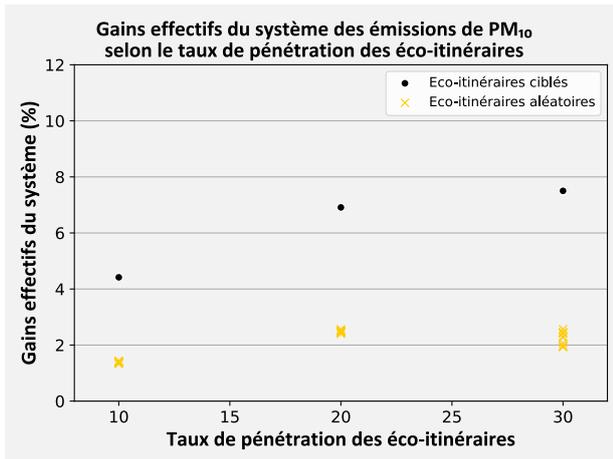
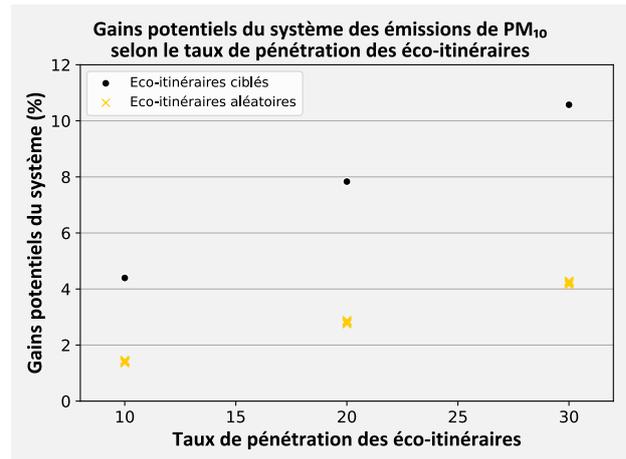
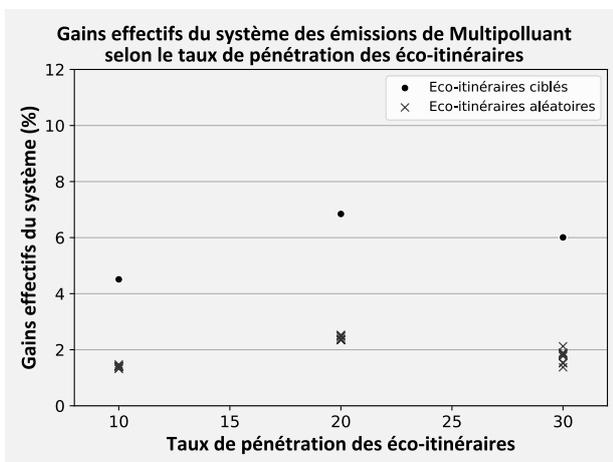
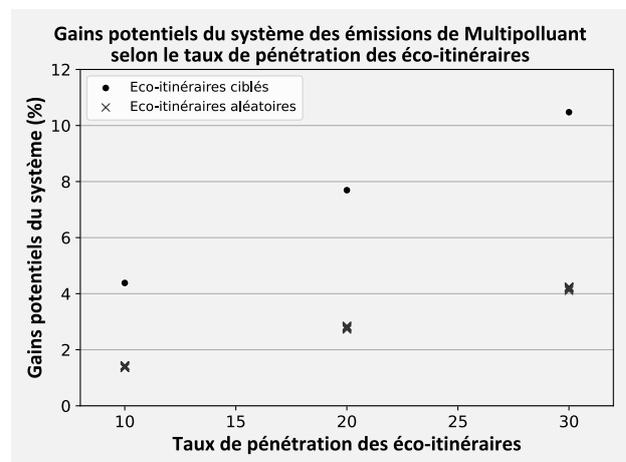
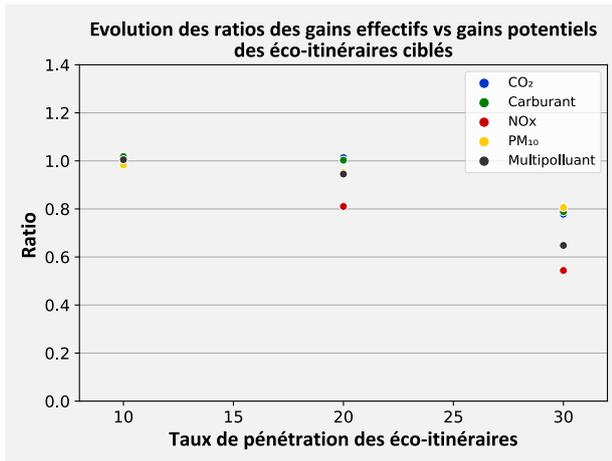
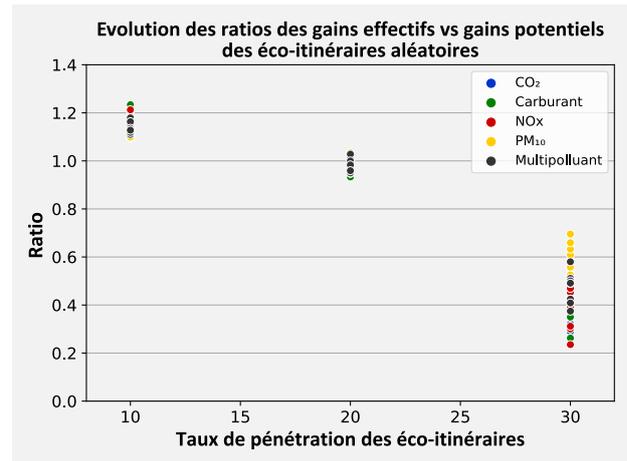
(d₁)(d₂)(e₁)(e₂)

Figure 77 : Gains effectifs à l'échelle du système pour : (a₁) les émissions de CO₂ ; (b₁) la consommation de carburant ; (c₁) les émissions de NOx ; (d₁) les émissions de PM₁₀ ; (e₁) le critère multi-polluants. **Gains potentiels** à l'échelle du système pour : (a₂) les émissions de CO₂ ; (b₂) la consommation de carburant ; (c₂) les émissions de NOx ; (d₂) les émissions de PM₁₀ ; (e₂) le critère multi-polluants.

On observe dans la Figure 78 ci-après les « limites » d'un déploiement d'éco-itinéraires à grande échelle, notamment avec une évolution décroissante du ratio entre les gains effectifs et les gains potentiels théoriques. Néanmoins, Il est important de noter que ces résultats sont obtenus pour un système qui n'est pas encore stabilisé. Par ailleurs, il est intéressant de noter que les gains obtenus avec une pénétration de 10% d'éco-itinéraires ciblés sont conformes aux gains théoriques et permettent ainsi d'obtenir 30% des gains théoriques maximum. En outre, les résultats montrent que les gains effectifs des simulations avec une pénétration aléatoire de 10% sont légèrement supérieurs aux gains théoriques. Ceux obtenus pour une pénétration aléatoire de 20% sont globalement conformes à ceux attendus.



(a)



(b)

Figure 78 : Evolution des ratios des gains effectifs vs gains potentiels des éco-itinéraires : (a) pénétration ciblée ; (b) pénétration aléatoire.

A l'issue de cette itération 1, lorsque la pénétration des éco-itinéraires était ciblée, la majorité des 84 627 véhicules légers ont réduit leurs émissions quel que soit le polluant ou le taux de pénétration considéré (59%-70%) par rapport à l'itération 0. Une proportion non négligeable de véhicules a augmenté ses émissions (27%-38%), tandis que les émissions d'une faible partie de la population ($\approx 2\%$) ont stagné. La répartition de l'évolution des émissions des véhicules entre l'itération 0 et l'itération 1 est résumée en fonction du polluant et du taux de pénétration dans le Tableau 12 ci-dessous :

Polluant	Répartition des évolutions des émissions des véhicules du système pour une pénétration ciblée entre l'itération 0 et l'itération 1								
	Pénétration 10%			Pénétration 20%			Pénétration 30%		
	↘	=	↗	↘	=	↗	↘	=	↗
CO ₂	67%	2%	31%	70%	2%	28%	65%	2%	33%
Carburant	68%	2%	30%	69%	2%	29%	64%	2%	34%
NOx	65%	2%	33%	63%	2%	35%	60%	2%	38%
PM ₁₀	63%	2%	35%	59%	2%	39%	60%	2%	38%
Multi-polluants	67%	2%	31%	66%	2%	32%	60%	2%	38%

Tableau 12 : Evolution des émissions des véhicules du système pour une pénétration ciblée entre l'itération 0 et l'itération 1.

5.3.3. Analyse de la pénétration ciblée des éco-itinéraires : critère CO₂

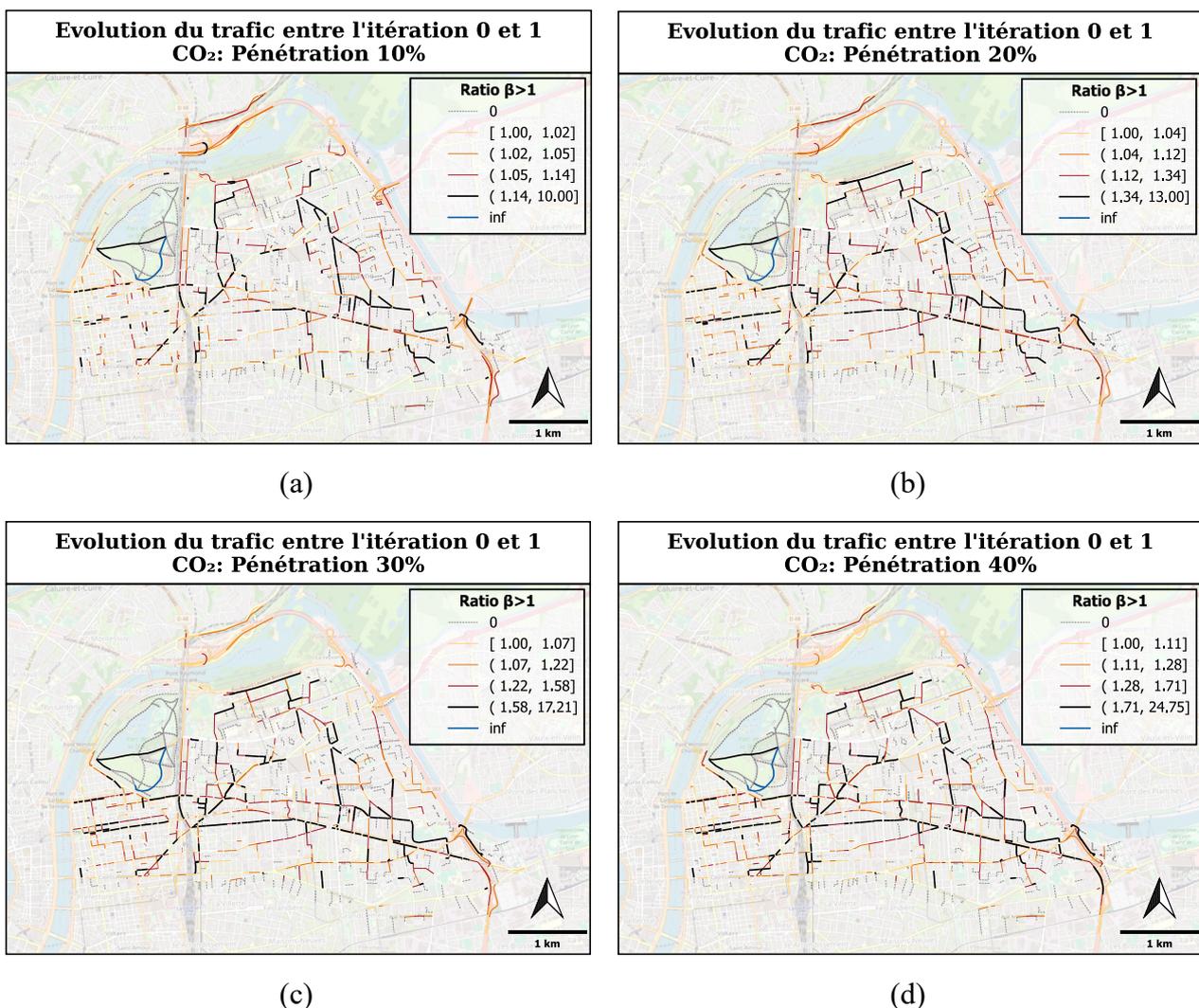
Cette section se focalise sur l'analyse de la pénétration ciblée des éco-itinéraires visant à réduire les émissions de CO₂. Dans un premier temps, l'étude porte sur l'évolution du trafic en fonction du taux de pénétration avec une mise en perspective par rapport au trafic de la simulation de référence. Dans un deuxième temps, les conséquences de la pénétration ciblée des éco-itinéraires sur le temps total parcouru (TTT) et la distance totale parcourue (TTD) sont évaluées pour le système. Ensuite, une analyse des vitesses spatiales agrégées par période de 10 minutes, en particulier l'évolution des vitesses faibles, est réalisée en fonction du taux de pénétration.

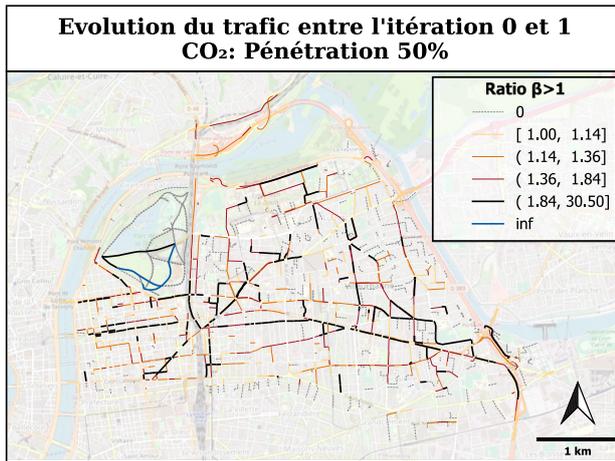
Evolution du trafic

La pénétration des éco-itinéraires modifie le trafic et ainsi le nombre de véhicules sur un tronçon. L'analyse de l'évolution du trafic en fonction du taux de pénétration des éco-itinéraires permet de visualiser les changements opérés par une politique de ciblage des éco-itinéraires. Cette analyse est réalisée en utilisant le ratio β correspondant au rapport entre le nombre de véhicules présent sur un tronçon lors de la simulation de référence et le nombre de véhicules présent sur ce même tronçon lors de la simulation de l'itération 1. Ce ratio est défini par l'Equation 26 ci-dessous :

$$\beta = \frac{n^{tr,0}}{n^{tr,1}} \quad \text{Equation 26}$$

avec $n^{tr,0}$ et $n^{tr,1}$ correspondant au nombre de véhicule présent sur le tronçon tr resp. lors de la simulation de référence et lors de la simulation de l'itération 0. La Figure 79 montre l'évolution du trafic avec un ratio $\beta > 1$ entre la simulation de référence et celle de l'itération 1 en fonction du taux de pénétration des éco-itinéraires. Elle montre que le nombre de véhicules augmente sur les tronçons situés principalement au centre de la zone d'étude. Les tronçons impactés par cette accumulation varient peu malgré l'augmentation du taux de pénétration. Les cartes montrent que le cours Emile Zola, la rue Gabriel Péri et le rond-point des Charpennes, déjà très fréquentés lors de la simulation de référence, sont particulièrement impactés par le reroutage des véhicules de l'itération 1.





(e)

Figure 79 : Evolution du trafic avec un ratio $\beta > 1$ entre la simulation de référence et la simulation de l'itération 1 en fonction du taux de pénétration : (a) taux de pénétration 10% ; (b) taux de pénétration 20% ; (c) taux de pénétration 30% ; (d) taux de pénétration 40% ; (e) taux de pénétration 50%.

(Fond de carte : © Openstreetmap)

Par ailleurs, le Tableau 13 ci-dessous montre le pourcentage de tronçons présentant une augmentation du trafic, i.e. $\beta > 1$, en fonction du taux de pénétration des éco-itinéraires. Ce pourcentage varie peu quel que soit le taux de pénétration. Cela signifie que la majorité des éco-itinéraires est redirigé sur les mêmes tronçons permettant de minimiser les émissions avec cependant un risque d'accumulation et de saturation du réseau lors d'un déploiement d'éco-itinéraires à grande échelle.

Polluant	Pénétration	Pourcentage de tronçons avec une augmentation du trafic $\beta > 1$
CO ₂	10%	21,49%
CO ₂	20%	24,21%
CO ₂	30%	26,16%
CO ₂	40%	26,84%
CO ₂	50%	27,46%

Tableau 13 : Analyse des tronçons avec un ratio $\beta > 1$ en fonction du taux de pénétration.

Conséquences sur TTT et TTD

Les conséquences de la pénétration des éco-itinéraires sur le TTT et le TTD du système sont évaluées par rapport à la simulation de référence avec ΔTTT et ΔTTD définis resp. par l'Equation 27 et l'Equation 28 ci-dessous :

$$\Delta TTT = \frac{\sum TT_0 - \sum TT_1}{\sum TT_0} \times 100 \quad \text{Equation 27}$$

avec TT_0 et TT_1 resp. les temps de parcours des véhicules de la simulation de référence et de la simulation de l'itération 1.

$$\Delta TTD = \frac{\sum TD_0 - \sum TD_1}{\sum TD_0} \times 100 \quad \text{Equation 28}$$

avec TD_0 et TD_1 resp. les distances parcourues des véhicules de la simulation de référence et de la simulation de l'itération 1. Le Tableau 14 montre une réduction significative du TTT et de la TTD du

système de l'itération 1 pour des taux de pénétration de 10% et 20% mais une forte augmentation du TTT pour un taux de 30%. Les valeurs de ΔTTT et ΔTTD n'ont pas pu être obtenues à partir de 40% en raison d'une saturation du réseau, tous les véhicules n'ayant pu terminer leurs itinéraires à l'issue de la simulation.

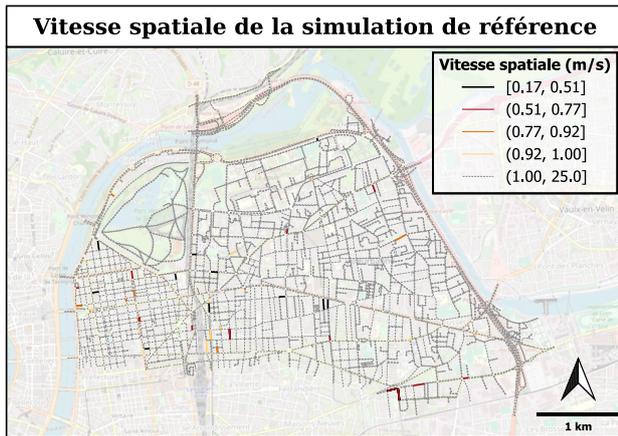
Polluant	Pénétration	ΔTTT	ΔTTD	ΔTE
CO ₂	10%	6,49%	4,10%	4,53%
CO ₂	20%	6,50%	7,38%	7,33%
CO ₂	30%	-15,03%	10,60%	7,18%
CO ₂	40%	NA	NA	NA
CO ₂	50%	NA	NA	NA

Tableau 14 : Evolution de ΔTTT et ΔTTD de l'itération 1 en fonction du taux de pénétration des éco-itinéraires minimisant les émissions de CO₂.

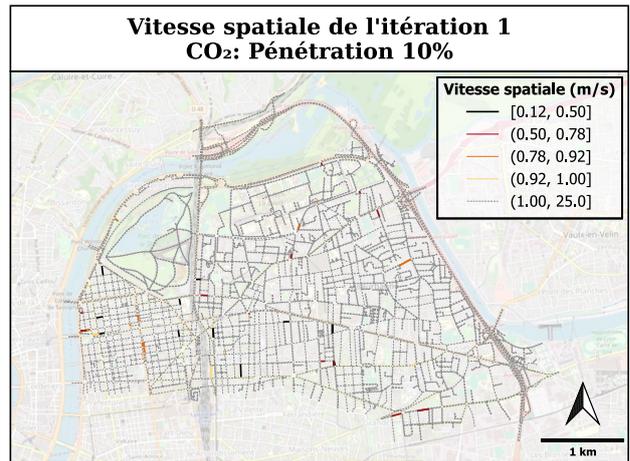
Les conséquences sur TTT et TTD de la pénétration des éco-itinéraires minimisant les autres polluants sont présentées dans l'Annexe 7. Ces résultats montrent qu'une faible pénétration ciblée d'éco-itinéraires de 10% permet de réduire les émissions du système tout en réduisant le temps de parcours global quel que soit le polluant. Cela étant, malgré un bilan positif pour une pénétration de 20% concernant le CO₂ et la consommation de carburant avec une réduction du temps total parcouru, il est neutre pour les émissions de PM₁₀ et multi-polluants voire négatif pour les émissions de NO_x. Il est intéressant de noter qu'à partir d'une pénétration de 30%, les gains effectifs en émission sont du même ordre de grandeur que ceux obtenus avec une pénétration de 20%. Cependant, une pénétration de 30% provoque une augmentation du temps total parcouru par les véhicules du système en contrepartie.

Analyse des vitesses spatiales

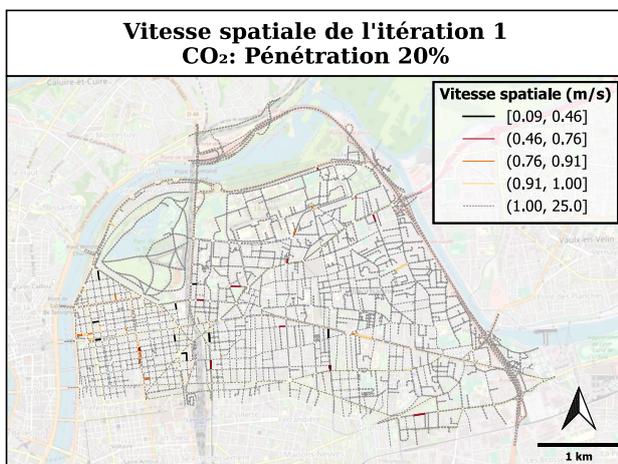
La pénétration des éco-itinéraires peut modifier également les vitesses spatiales des tronçons, ici agrégées par période de 10 minutes. La Figure 80 montre l'évolution des tronçons saturés, i.e. présentant des vitesses spatiales faibles inférieures à 1m/s. La simulation de référence ainsi que les simulations de l'itération 1 avec un taux de pénétration de 10% et 20% comportent peu de tronçons avec de faibles vitesses spatiales. Cependant, de nombreux tronçons commencent à être saturés à partir d'une pénétration de 30%, notamment le cours Emile Zola, le cours Lafayette, l'avenue Thiers, la rue Gabriel Péri et le rond-point des Charpennes. Le réseau s'est ensuite saturé entièrement à partir du taux de 40%. De ce fait, certains véhicules n'ont pas pu terminer leurs itinéraires à l'issue des simulations.



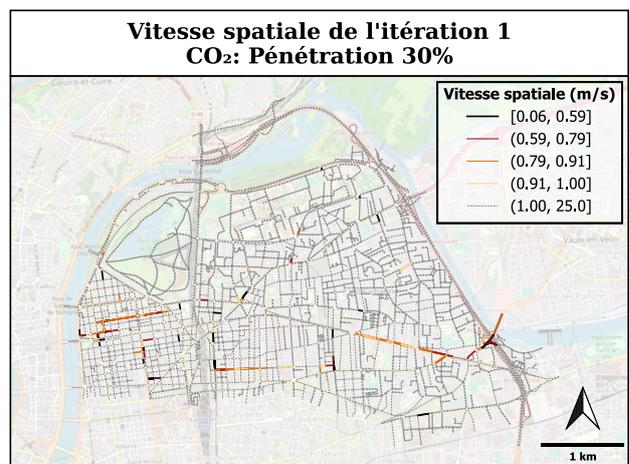
(a)



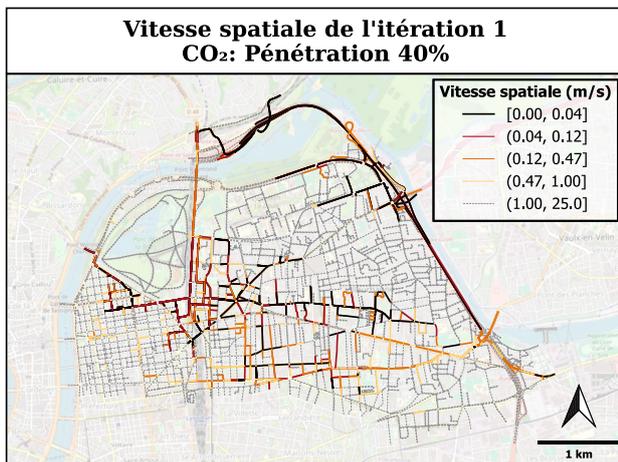
(b)



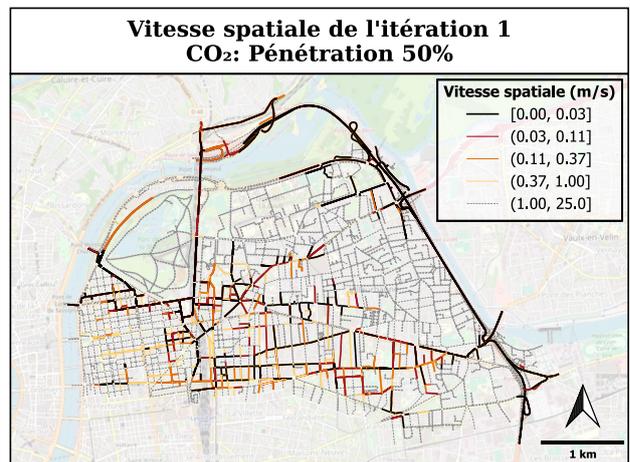
(c)



(d)



(e)



(f)

Figure 80 : Evolution des vitesses spatiales entre la simulation de référence et la simulation de l'itération 1 : (a) simulation de référence ; (b) taux de pénétration 10% ; (c) taux de pénétration 20% ; (d) taux de pénétration 30% ; (e) taux de pénétration 40% ; (f) taux de pénétration 50%.
(Fond de carte : © Openstreetmap)

5.4. Pénétration itérative des éco-itinéraires à court terme

5.4.1. La méthode « day-to-day » et MSA

La méthode « day-to-day » en transport consiste en une approche de modélisation et de simulation de trafic tenant compte des variations quotidiennes de la demande et des conditions de circulation. Cette méthode est souvent utilisée pour modéliser les comportements du trafic à court terme et étudier les phénomènes de congestion et de propagation des perturbations. Il s'agit d'une méthode algorithmique basée le principe d'User Equilibrium de Wardrop : « A l'équilibre, tous les chemins effectivement utilisés pour aller d'une origine à une destination ont un coût égal et minimum (tous les chemins non utilisés ont un coût supérieur) » [82]. La formulation du problème de l'User Equilibrium est formellement définie par la fonction objective de Beckmann [83]. La résolution de cette fonction objective consiste à trouver la solution stable d'un problème convexe par le biais d'un algorithme de descente de gradient. Ainsi, la résolution commence avec une solution initiale réaliste pour ensuite l'améliorer de manière itérative afin d'atteindre ou de converger vers la solution stable.

Son implémentation est définie par le cadre itératif ci-dessous :

1. Initialiser une solution réaliste x
2. Calculer le coût des liens à partir x
3. Rechercher les plus courts chemins entre les origines et les destinations à partir de x
4. Assigner ces plus courts chemins à chaque origine-destination dans une solution notée \tilde{x}
5. Définir $\lambda \in [0,1]$ et mettre à jour la solution $x \leftarrow \lambda \tilde{x} + (1 - \lambda)x$
6. Vérifier la convergence vers la solution stable. Si x est proche de la solution stable la résolution est terminée, sinon recommencer à l'étape 2.

La méthode MSA (Method of Successive Averages) est très répandue dans la littérature pour résoudre les problèmes d'affectation du trafic [84–88]. Elle consiste à définir un coefficient λ en fonction de l'itération n afin d'éviter des oscillations dues à un λ trop grand ou à un trop grand nombre d'itérations en raison d'un λ trop petit.

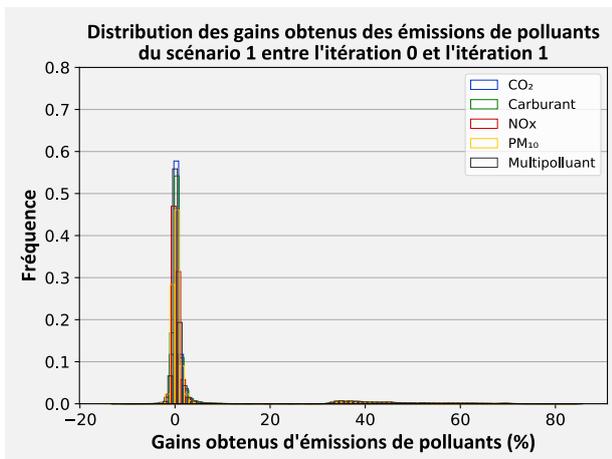
Dans le cadre des travaux présentés ci-après, le scénario 1 présente une résolution de la fonction objective avec $\lambda_{cible} = 10\%$ tandis que le scénario 2 utilise la méthode MSA avec $\lambda_n = \lambda_{cible}/n$ correspondant à la $n^{ième}$ itération.

5.4.2. Scénario 1 : taux de pénétration 10%

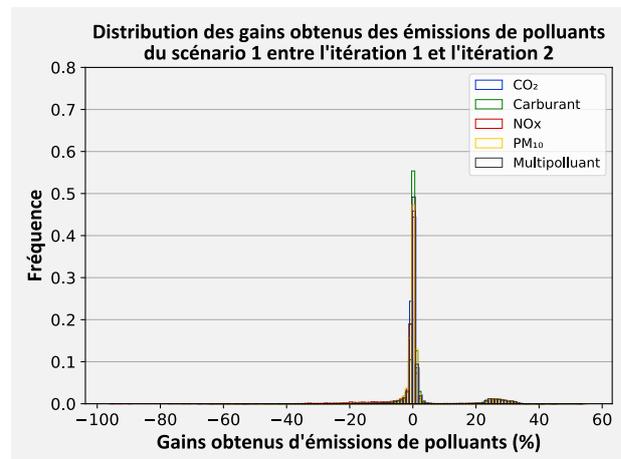
Ce scénario a pour objectif d'étudier une politique itérative (day-to-day) de ciblage des éco-itinéraires. A partir de la simulation de référence (itération 0), la politique considérée dans ce scénario est d'intégrer 10% des éco-itinéraires présentant les meilleurs gains potentiels entre chaque itération. La recherche des éco-itinéraires et l'évaluation des gains effectifs prennent en considération les changements des états de trafic, i.e. les évolutions des vitesses spatiales des tronçons entre chaque itération.

L'évolution de la distribution des gains obtenus entre les différentes itérations est présentée dans la Figure 81 ci-après. La Figure 81a montre la distribution des gains d'émissions obtenus à l'itération 1 par rapport aux émissions de l'itération 0. La majorité des gains est centrée en 0 pour tous les polluants

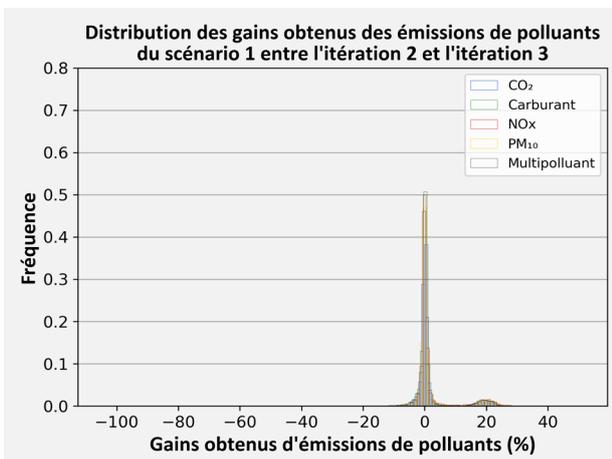
avec une moyenne de 0,34% et un écart-type de 1,03% pour les gains inférieurs à 10%. Les itinéraires situés dans la partie droite du graphique représentent les itinéraires ayant eu les gains effectifs les plus importants. Tous les itinéraires ciblés lors de l'itération 0 et intégrés dans la simulation de l'itération 1 se trouvent dans cette partie du graphique. En effet, les 10% des itinéraires de l'itération 1 ayant obtenus les meilleurs gains coïncident bien avec les 10% d'éco-itinéraires ciblés lors de l'itération 0. Ils diffèrent très légèrement aux itérations 2 et 3, où 97% à 99% des itinéraires ciblés obtiennent les meilleurs gains (90% pour les NOx à l'itération 3). L'écart est quelque peu plus marqué à l'itération 4 où 90% des itinéraires ciblés parviennent à obtenir les meilleurs gains. La Figure 81 montre que la partie comprenant les itinéraires avec les meilleurs gains se rapproche de 0 au fur et à mesure des itérations. On peut donc en conclure que le système tend vers l'équilibre et se stabilise. Il n'y a plus d'intérêt significatif à ce que les usagers modifient leur itinéraire parce que les gains se réduisent et deviennent minimes.



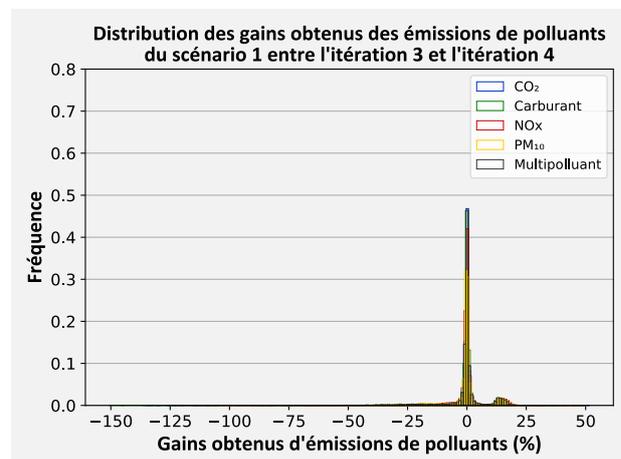
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 81 : Distributions statistiques des gains obtenus sur les émissions de polluants du scénario 1 entre chaque itération : (a) gains entre l'itération 0 et 1 ; (b) gains entre l'itération 1 et 2 ; (c) gains entre l'itération 2 et 3 ; (d) gains entre l'itération 3 et 4.

Par ailleurs, la Figure 82a présente l'évolution des gains de la simulation de l'itération n par rapport aux émissions de l'itération $n-1$. Ces gains sont calculés selon l'Equation 29 ci-dessous. Elle montre une certaine convergence vers 0, confirmant ainsi que le système a atteint l'User Equilibrium.

$$\widehat{\Delta TTE}_n = \frac{\sum TE_n \text{ réel} - \sum TE_{n-1} \text{ réel}}{\sum TE_n \text{ réel}} \times 100 \quad \text{Equation 29}$$

La Figure 82b apporte des précisions sur l'évolution des gains obtenus pour l'ensemble du système sur les émissions de polluants et la consommation de carburant par rapport aux émissions et aux consommations de la simulation de référence. Ces gains sont calculés selon l'Equation 30 ci-dessous. Les résultats confirment une convergence à partir de l'itération 3. Les gains obtenus par le système à l'issue de l'itération 3 et 4 atteignent resp. entre 63%-67% et 61%-68% des gains maximum potentiels. Ces gains sont bien supérieurs à ceux obtenus lors de l'analyse de sensibilité des gains effectifs présentée dans la partie 5.3.2 ci-avant. Ils surpassent de surcroît les gains obtenus par les taux de pénétration de 20% et de 30%. Il est important de noter que ces gains sont obtenus car le système s'est stabilisé progressivement en ne modifiant qu'une fraction des trajectoires à la fois contrairement aux résultats obtenus dans la partie 5.3 ci-avant.

$$\Delta TTE_n = \frac{\sum TE_n \text{ réel} - \sum TE_0 \text{ réel}}{\sum TE_n \text{ réel}} \times 100 \quad \text{Equation 30}$$

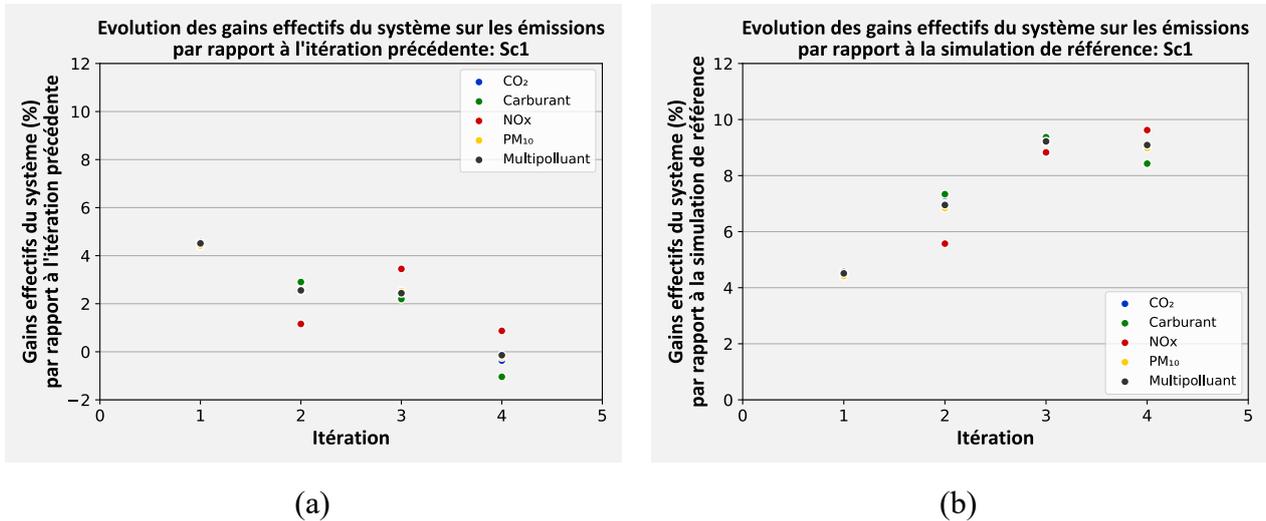


Figure 82 : Evolution des gains effectifs du système sur les émissions pour le scénario 1 : (a) par rapport à l'itération précédente ; (b) par rapport à la simulation de référence.

Conséquences sur TTT et TTD

Les conséquences de la pénétration des éco-itinéraires sur le TTT et le TTD du système à l'itération n sont évaluées par rapport à la simulation de référence avec ΔTTT_n et ΔTTD_n définis resp. par l'Equation 31 et l'Equation 32 ci-dessous :

$$\Delta TTT_n = \frac{\sum TT_0 - \sum TT_n}{\sum TT_0} \times 100 \quad \text{Equation 31}$$

avec TT_n les temps de parcours des véhicules de la simulation de l'itération n .

$$\Delta TTD_n = \frac{\sum TD_0 - \sum TD_n}{\sum TD_0} \times 100 \quad \text{Equation 32}$$

avec TD_n les distances parcourues des véhicules de la simulation de l'itération n . Le Tableau 15 montre une réduction significative de la TTD du système des itérations 3 et 4. Néanmoins, la pénétration des éco-itinéraires lors de l'itération 4 semble dégrader les conditions de trafic avec une

augmentation significative du temps de parcours total du système. En outre, les émissions de polluants du système à l'itération 4 ne présentent pas d'amélioration par rapport à celles de l'itération 3. L'itération 3 semble donc être une meilleure solution sur l'aspect environnemental mais également sur la fluidité du trafic. Il semble donc important de vérifier que la solution sélectionnée n'entraîne pas de conséquences négatives sur les conditions de trafic, notamment pour des gains environnementaux similaires.

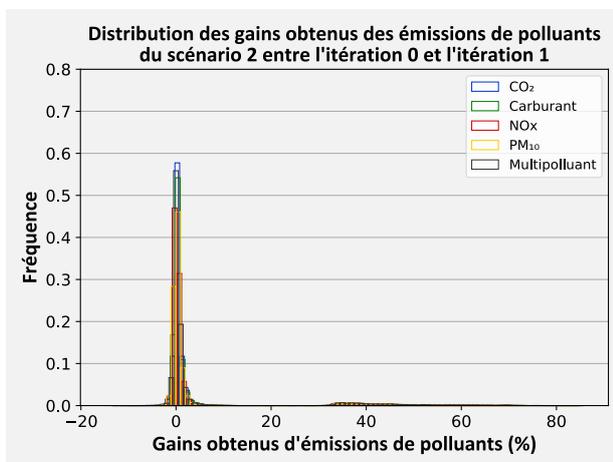
Polluant	Itération 3			Itération 4		
	ΔTTT_3	ΔTTD_3	ΔTTE_3	ΔTTT_4	ΔTTD_4	ΔTTE_4
CO ₂	2,66%	10,50%	9,35%	-11,93%	12,37%	9,02%
FC	3,47%	10,50%	9,37%	-20,34%	12,39%	8,43%
NOx	-1,64%	10,57%	9,22%	-19,00%	12,40%	9,09%
PM ₁₀	-7,18%	10,53%	8,83%	-28,28%	12,31%	9,62%
Multi-polluants	-4,89%	10,62%	9,19%	-35,29%	12,40%	8,99%

Tableau 15 : Evolution de ΔTTT , ΔTTD et ΔTTE des itérations 3 et 4 du scénario 1.

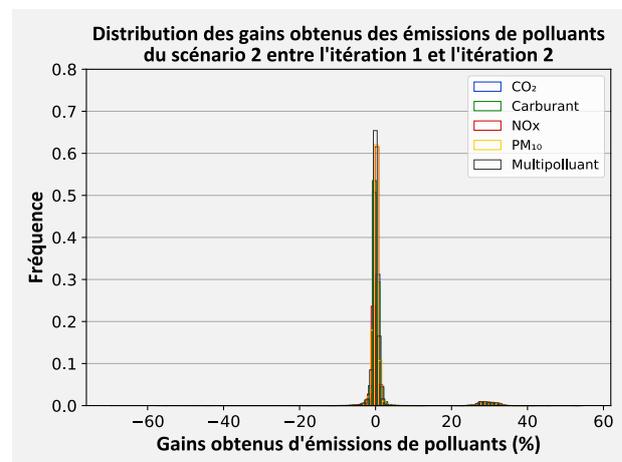
5.4.3. Scénario 2 : taux de pénétration $\frac{10\%}{n}$

Le scénario 2 a pour objectif d'étudier également une politique itérative de ciblage des éco-itinéraires mais avec la méthode MSA. Ce scénario diffère du scénario 1 par le taux de pénétration des éco-itinéraires qui diminue à chaque itération n tel que $\lambda_n = 10\%/n$.

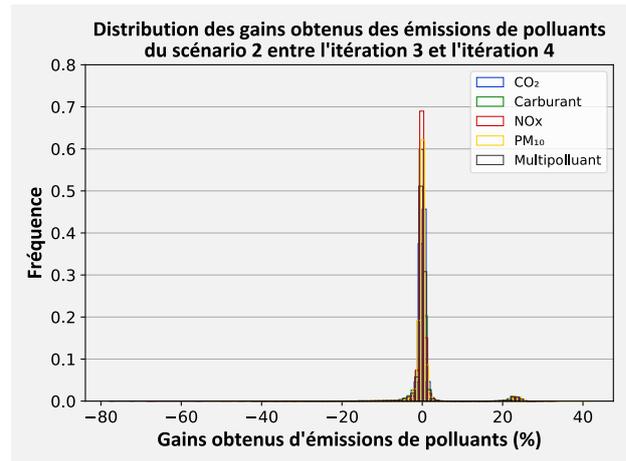
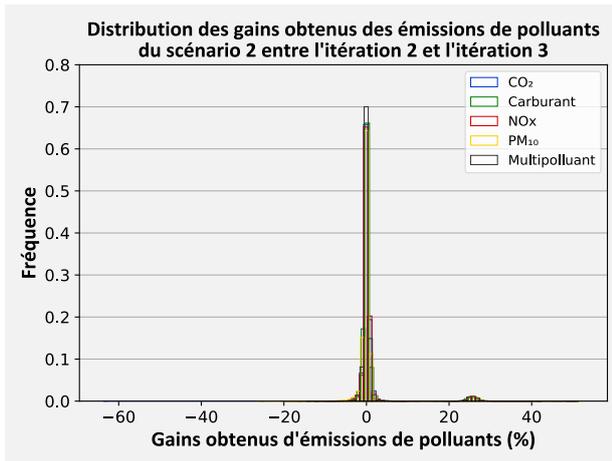
L'évolution de la distribution des gains obtenus entre les différentes itérations est présentée dans la Figure 82 ci-après. La Figure 82a est identique à la Figure 81a précédente avec un taux de pénétration $\lambda_1 = 10\%$. Tous les itinéraires ciblés lors des itérations 1, 2 et 3 obtiennent les meilleurs gains contre 81%-85% lors de l'itération 4 (excepté pour les NOx qui représentent 99%). Cela étant, les autres éco-itinéraires ciblés obtiennent tout de même d'excellents résultats, avec des gains supérieurs à 20% pour 75% d'entre eux. La Figure 82 montre que la partie comprenant les itinéraires avec les meilleurs gains se rapproche de 0 au fur et à mesure des itérations, mais de manière plus progressive comparativement au scénario 1. On peut donc en conclure également que le système tend vers l'équilibre et se stabilise mais il ne semble pas avoir totalement convergé à l'itération 4.



(a)



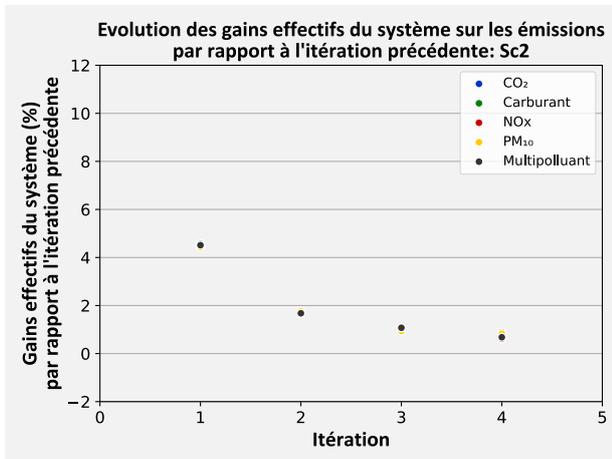
(b)



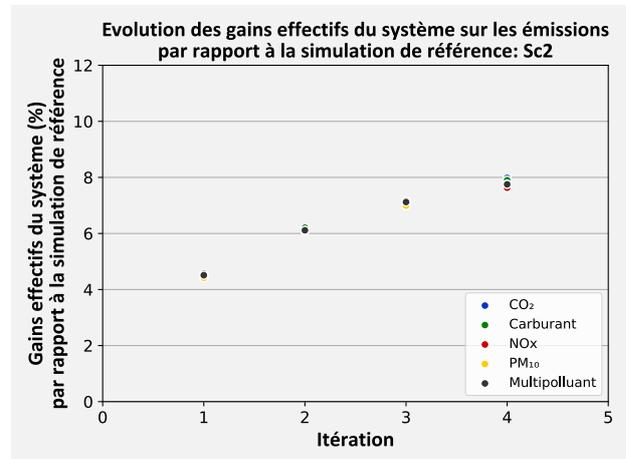
(c)

Figure 83 : Distributions statistiques des itinéraires alternatifs minimisant le critère multi-polluants selon le type de véhicule : (a) distance parcourue ; (b) temps de parcours ; (c) vitesses moyennes.

La Figure 84 est analogue à la Figure 82 présentée pour le scénario 1 afin de visualiser la convergence de la solution permettant d'atteindre l'User Equilibrium. Contrairement à la Figure 82, ces figures montrent une convergence plus stable et moins oscillante que précédemment. Cependant, il semble que la convergence ne soit pas totalement atteinte et qu'une ou deux itérations supplémentaires permettraient d'améliorer le système. Les gains obtenus par le système à l'issue de l'itération 3 et 4 atteignent resp. entre 50%-51% et 54%-57% des gains maximum potentiels. Ces gains sont inférieurs à ceux obtenus lors du scénario 1, néanmoins ce scénario semble plus intéressant que le scénario 2. En effet, il permet d'obtenir tout de même d'excellents résultats en ciblant moins de véhicules.



(a)



(b)

Figure 84 : Evolution des gains effectifs du système sur les émissions pour le scénario 2 : (a) par rapport à l'itération précédente ; (b) par rapport à la simulation de référence.

Conséquences sur TTT et TTD

Les conséquences de la pénétration des éco-itinéraires sur le TTT et le TTD du système à l'itération n sont évaluées par rapport à la simulation de référence avec ΔTTT_n et ΔTTD_n définis resp. par l'Equation 31 et l'Equation 32. Le Tableau 16 montre une réduction significative du TTT et de la TTD du système des itérations 3 et 4. Néanmoins, le système n'ayant pas entièrement convergé d'après les analyses précédentes, du moins il est nécessaire de réaliser quelques itérations

supplémentaires pour le confirmer, il serait intéressant d'évaluer ces grandeurs avec la solution stable d'un point de vue environnemental.

Polluant	Itération 3			Itération 4		
	ΔTTT_3	ΔTTD_3	ΔTTE_3	ΔTTT_4	ΔTTD_4	ΔTTE_4
CO ₂	8,93%	6,81%	7,16%	8,33%	7,92%	7,98%
FC	8,89%	6,81%	7,16%	7,61%	7,91%	7,90%
NO _x	8,64%	6,93%	7,12%	5,44%	8,08%	7,75%
PM ₁₀	7,82%	6,98%	7,06%	5,55%	7,86%	7,63%
Multi-polluants	6,83%	7,05%	6,99%	4,04%	8,19%	7,76%

Tableau 16 : Evolution de ΔTTT , ΔTTD et ΔTTE des itérations 3 et 4 du scénario 2.

La solution proposée à l'itération 4 par le scénario 2 permet des gains environnementaux significatifs, supérieurs à la moitié des gains maximum, avec des gains sur les conditions de trafic.

5.5. Conclusion

Ce Chapitre 5 approfondit les résultats prometteurs des éco-itinéraires alternatifs aux itinéraires issus de traces GNSS, en prenant en considération les phénomènes non linéaires liés au trafic routier. Les conséquences de leur pénétration dans le réseau sont étudiées à l'aide du simulateur Symuvia selon différentes stratégies mises en œuvre.

Tout d'abord, une analyse de sensibilité est réalisée sur l'impact potentiel d'une pénétration d'éco-itinéraire dans le réseau. Il ressort de cette analyse de sensibilité que les gains maximum potentiels sont de l'ordre de 14%, et qu'ils peuvent être obtenus en ciblant les éco-itinéraires à partir d'un taux de pénétration de 60% quel que soit le polluant étudié. En outre, les résultats montrent qu'un tiers des gains potentiels théoriques maximum sont obtenus dès 10% de pénétration des éco-itinéraires ciblés et plus de la moitié sont obtenus dès 20% de pénétration. Les éco-itinéraires pouvant être différents selon le polluant étudié, l'utilisation du critère multi-polluants permettrait de privilégier un itinéraire permettant de réduire efficacement les émissions de plusieurs polluants simultanément. Lorsque la pénétration est aléatoire, i.e. qu'aucune politique de ciblage des itinéraires n'est mise en œuvre, les gains potentiels présentent un intérêt moindre. Il serait nécessaire d'intégrer 50% d'éco-itinéraires de manière aléatoire pour obtenir 50% des gains potentiels maximum, tandis que 20% d'éco-itinéraires ciblés permettrait d'obtenir le même résultat.

Ensuite, l'impact de la pénétration d'éco-itinéraires dans le réseau routier est étudié en simulation de manière directe avec différents taux de pénétration (10%-50%). Les résultats montrent que les gains potentiels estimés pour un faible taux de pénétration d'éco-itinéraire sont effectivement obtenus, que la pénétration soit ciblée ou aléatoire. Les gains sont néanmoins plus importants dans le cadre d'une pénétration ciblée. Cependant, une pénétration importante d'éco-itinéraires sature le réseau et provoque des conséquences négatives sur le temps de parcours total et les émissions globales du système. L'analyse de sensibilité des gains montre un réel intérêt dans la mise en œuvre d'une politique de ciblage d'éco-itinéraires alternatifs pour réduire les émissions globales d'un réseau routier urbain. Cependant, elle présente des limites lorsqu'elle est déployée à grande échelle de manière directe.

Enfin, une étude portant sur 2 scénarios de pénétration itérative des éco-itinéraires est menée en utilisant une méthode « day-to-day » classique puis la méthode MSA. Il ressort de cette étude qu'un ciblage itératif avec une pénétration constante d'un certain nombre d'éco-itinéraires permet d'obtenir de meilleurs résultats qu'une pénétration directe. Cependant, la convergence vers la solution stable est assez oscillante et peut entraîner une dégradation des conditions de trafic. En revanche, une pénétration progressive permet d'obtenir, en ciblant moins de véhicules, de bons résultats environnementaux avec une diminution des émissions globales du système, voire une amélioration des conditions de trafic. Ce chapitre montre ainsi l'importance d'une politique de ciblage progressive des éco-itinéraires pour réduire les émissions globales du système.

Chapitre 6

Conclusion générale et perspectives

L'objectif de cette thèse était de définir des méthodes permettant d'évaluer le potentiel de l'éco-navigation à travers l'étude d'une grande base de données de traces GNSS et d'étudier les performances et les limites de la pénétration d'éco-itinéraires dans le réseau urbain lors de différents scénarios envisagés.

Dans un premier temps, le **Chapitre 2** a permis de développer une méthode permettant de reconstituer les conditions de trafic d'un réseau urbain à l'aide d'un traitement préalable de données GNSS et d'un algorithme supervisé de Machine Learning, *Random Forest*. A l'aide de ces conditions de trafic, un modèle d'éco-navigation, s'appuyant sur l'algorithme « *time-dependent* » de *Dijkstra*, a été développé pour rechercher des éco-itinéraires alternatifs dans le **Chapitre 3**. Ces deux chapitres ont ainsi permis d'évaluer dans le **Chapitre 4** le potentiel d'un déploiement à grande échelle de l'éco-navigation à travers l'étude d'une base de données composée de 11 500 itinéraires provenant de traces GNSS. Le modèle d'éco-navigation développé au **Chapitre 3** a été également utilisé au **Chapitre 5** pour étudier les performances et les limites de la pénétration à l'échelle du réseau urbain en prenant en considération les nouvelles conditions de trafic à la suite de la réorganisation du système.

Cette thèse n'a pas pour prétention de résoudre à elle seule les problèmes de pollution atmosphérique et de réchauffement climatique, mais à l'image du colibri de la légende amérindienne (cf. page v), elle participe au débat quant à une meilleure gestion des itinéraires à l'échelle urbaine parmi d'autres solutions tout autant pertinentes. D'une part, elle met en exergue notamment qu'il existe un réel potentiel permettant de diminuer les émissions de polluants et la consommation de carburant à travers l'étude d'une base de données fiable d'itinéraires issus de traces GNSS. D'autre part, elle propose une méthodologie pour une meilleure affectation des éco-itinéraires afin d'optimiser les gains à l'échelle d'une métropole.

6.1. Conclusion générale

6.1.1. Un réel potentiel

Les résultats obtenus lors de cette thèse par les éco-itinéraires alternatifs aux 11 500 itinéraires réels issus de traces GNSS montrent un potentiel intéressant de l'éco-navigation pour participer à l'effort collectif de réduction des émissions de GES et de polluants atmosphériques. En effet, plus de la moitié des éco-itinéraires sont en mesure de potentiellement réduire leurs émissions et leurs consommations de carburant quels que soient le polluant, le type de véhicule et la technologie moteur considérés dans cette étude. Un éco-itinéraire permet de réduire en moyenne 5% des émissions avec un gain maximum

pouvant atteindre jusqu'à 60%. Le type de véhicule et la technologie moteur exercent une faible influence sur le nombre d'éco-itinéraires permettant d'obtenir des gains de 5%, 10% et 20% bien qu'il ne s'agisse pas nécessairement des mêmes itinéraires.

Ces résultats sont confirmés en simulation par l'analyse de sensibilité sur les gains potentiels des éco-itinéraires alternatifs aux itinéraires de la simulation de référence. En effet, les gains potentiels maximum du système permettent de réduire près de 14% des émissions. Un tiers des gains potentiels théoriques maximum sont obtenus dès 10% de pénétration des éco-itinéraires ciblés et plus de la moitié sont obtenus dès 20% de pénétration.

Le critère multi-polluants semble être un compromis intéressant pour réduire simultanément les émissions de plusieurs polluants. En outre, les éco-itinéraires minimisant les NOx semblent être également de bonnes alternatives permettant de réduire également plusieurs polluants à la fois.

6.1.2. Mise à jour des conditions de trafic

L'étude sur les itinéraires issus de traces GNSS a été réalisée pour des trajets à l'échelle individuelle en considérant des conditions de trafic stable. Cependant, la modification du trajet original est susceptible d'engendrer des conséquences significatives sur le réseau, de créer de nouvelles conditions de trafic et en conséquence de changer l'éco-itinéraire selon le critère étudié. L'évolution des vitesses spatiales rend ainsi nécessaire de mettre à jour les résultats pour obtenir une amélioration significative des émissions à l'échelle du système.

L'analyse de sensibilité des gains effectifs obtenus en simulation montre d'excellents résultats pour une pénétration de 10% et 20% d'éco-itinéraires ciblés, dépassant les estimations potentielles avant la mise à jour des conditions de trafic en simulation. Les gains demeurent intéressants pour une pénétration de 30% mais le réseau commence à être saturé à certains endroits par moment. Le réseau devient totalement saturé à partir d'un taux de pénétration de 40%.

Les résultats potentiels et effectifs montrent l'importance d'une politique de ciblage permettant des gains pour le système. En effet, une pénétration en trop grande quantité d'éco-itinéraires produit l'effet contraire. Elle peut entraîner une saturation du réseau et augmenter non seulement le temps total parcouru par l'ensemble des véhicules du système mais également les émissions globales du système. En revanche, une pénétration ciblée permet d'optimiser les gains en impliquant une faible proportion de véhicules. De plus, une politique d'éco-navigation ciblant un minimum de véhicules est plus facile à mettre en œuvre à l'échelle d'une métropole, notamment en termes d'acceptabilité de la population.

6.1.3. Politique de ciblage progressive

Les résultats portant sur l'étude de 2 scénarios avec une politique de pénétration itérative des éco-itinéraires ciblés présentent les meilleurs résultats à l'échelle du système. En effet, un ciblage itératif avec une pénétration constante d'un certain nombre d'éco-itinéraires permet d'obtenir de meilleurs résultats qu'une pénétration directe. Cependant, la convergence vers la solution stable est assez oscillante et peut entraîner une dégradation des conditions de trafic. En revanche, une pénétration progressive permet d'obtenir, en ciblant moins de véhicules, de bons résultats environnementaux avec une diminution des émissions globales du système, voire une amélioration des conditions de trafic. Cette thèse montre ainsi l'importance d'une politique de ciblage progressive des éco-itinéraires pour

réduire les émissions globales du système sans pour autant dégrader les conditions de trafic et en impactant seulement une faible quantité de véhicules.

6.2. Perspectives

6.2.1. Amélioration des modèles

La méthodologie mise en œuvre est efficace pour obtenir de bons résultats à toutes les étapes. Cependant, le modèle d'imputation des données manquantes utilisé repose sur un mois de données historiques. Il serait intéressant d'étudier la sensibilité de la prédiction du modèle en fonction de la profondeur des données historiques. Cela pourrait permettre de définir un cadre plus souple dans la construction du modèle en fonction de la précision des résultats souhaités. Une étude parallèle serait d'appliquer cette méthodologie d'imputation de données manquantes de trafic avec des modèles de Machine Learning plus performants pour étudier la sensibilité des modèles. Cela permettrait notamment d'évaluer l'espérance de vie du modèle au regard de l'évolution des technologies de l'IA (Intelligence Artificielle). L'étude de l'ajout de variables explicatives permettant une meilleure caractérisation du réseau tels que la pente des routes et/ou la présence de signalisation (Stop, Cédez-le-passage, Feu tricolore, etc.) serait également intéressante en vue d'améliorer le modèle d'imputation des données manquantes. En outre, la prise en compte des pentes dans l'évaluation environnementale, notamment dans les villes présentant un fort dénivelé constitue également un axe d'amélioration de la méthode d'éco-navigation.

6.2.2. Etude d'impact sur les concentrations

L'étude sur les émissions de GES et de polluants atmosphériques constitue un enjeu important dans la lutte contre le changement climatique et la pollution atmosphérique. Une diminution des émissions influence nécessairement la concentration des polluants. Cependant, il n'existe pas véritablement de relation permettant d'évaluer l'impact d'une réduction des émissions sur la concentration des polluants. Il serait donc intéressant d'étudier l'impact de ces réductions en simulation avec la mise en place de capteurs permettant de mesurer la concentration moyenne de différents polluants durant les simulations.

6.2.3. Etude d'impact de l'éco-navigation en temps réel

Les résultats montrent que la pénétration d'un trop grand nombre d'éco-itinéraires est contre-productif. Cependant, certaines applications de mobilité proposent des éco-itinéraires avec des conditions de trafic en temps réel. D'un point de vue opérationnelle, il serait intéressant qu'une expérimentation puisse analyser l'impact environnemental de l'éco-navigation proposé actuellement par les applications de navigation. En effet, ces applications proposent désormais des itinéraires environnementaux de manière privilégiée aux utilisateurs avec cependant un caractère aléatoire du taux de pénétration des éco-itinéraires. Ainsi, pour un temps de parcours équivalent, l'application propose en premier lieu l'éco-itinéraire mais l'utilisateur peut toujours choisir un autre itinéraire alternatif proposé par l'application pour des raisons qui lui sont propres. Or, il serait intéressant de quantifier la proportion d'utilisateurs ayant accepté et réellement suivi l'éco-itinéraire car le Chapitre 5 montre qu'une pénétration d'éco-itinéraires en grande quantité n'est pas bénéfique pour le système. Dans un premier temps, l'expérimentation pourrait porter sur l'évaluation

environnementale E_0 des émissions d'une flotte de véhicules utilisant une application leur proposant un itinéraire de référence sans visée environnementale (i.e. le mode de fonctionnement avant l'application des mesures gouvernementales de 2022). Elle porterait ensuite sur l'évaluation environnementale E_1 du mode de fonctionnement actuel des applications de navigation. Cette étape permettrait d'évaluer le taux de pénétration d'éco-itinéraire dans la flotte de véhicule de l'application et l'impact environnemental de la pénétration aléatoire d'éco-itinéraires sur le système, tous les utilisateurs n'empruntant pas nécessairement l'éco-itinéraire proposé. Un retour d'expérience de ces mesures serait en effet intéressant au préalable d'une stratégie de ciblage. Enfin, à partir des conditions de circulation lors de E_1 , un ciblage des éco-itinéraires ayant les gains potentiels les plus importants pourrait être réalisé. L'éco-navigation serait alors limitée aux véhicules ciblés et une évaluation environnementale E_2 serait réalisée puis comparée aux précédentes évaluations E_0 et E_1 . En fonction des résultats, une expérimentation de pénétration progressive pourrait être envisagée similairement au scénario 2 du Chapitre 5.

6.2.4. Perspectives énergétiques

Dans le cadre de cette thèse, les travaux visaient à diminuer les émissions de polluants et la consommation de carburant. A terme, l'objectif serait d'avoir un parc routier constitué de véhicules n'émettant ni de polluants atmosphériques ni de GES. Cependant, il sera toujours nécessaire d'utiliser de l'énergie pour déplacer les véhicules (électrique, hydrogène, etc.). Or, la méthodologie développée dans le cadre de cette thèse pourrait être également déployée pour une meilleure utilisation de l'énergie.

6.3. Limites

Malgré des résultats prometteurs, la mise en œuvre opérationnelle des méthodes développées lors de ces travaux nécessite un investissement important de la part des applications de navigation. En effet, cette mise en œuvre présente un coût financier non négligeable nécessitant des moyens humains pour développer les méthodes. Ces coûts pouvant freiner les entreprises, leur développement nécessiterait une implication des pouvoirs politiques à l'échelle nationale.

Par ailleurs, la recherche des éco-itinéraires développée lors de ces travaux est limitée à l'échelle urbaine. Elle requiert donc une duplication pour chaque grande métropole, nécessitant d'autant plus de moyens pour leur mise en œuvre, notamment en termes de temps de calcul pour une pénétration progressive des éco-itinéraires.

Enfin, la méthode développée pour une pénétration progressive des éco-itinéraires est proposée pour une mise en œuvre à court terme. Bien que le Chapitre 5 prenne en considération la réorganisation du réseau à la suite de la pénétration des éco-itinéraires, la recherche de ces éco-itinéraires est réalisée à partir de la demande de l'heure de pointe du matin d'une journée type provenant de la simulation de référence. Or, la demande et les itinéraires empruntés de la simulation de référence présentent tout de même des fluctuations par rapport à ceux de l'heure de pointe du soir, du week-end, des autres mois de l'année. Il est donc possible que la méthode nécessite une mise à jour régulière permettant de s'adapter à ces variations. En conséquence, il serait intéressant de réaliser des travaux permettant de s'orienter vers une stratégie à long terme avec une actualisation régulière du ciblage des éco-itinéraires.

Annexes

Annexe 1 : Signification des classes « *frc* »

Classe <i>frc</i>	Signification
0	Motorway, Freeway, or Other Major Road
1	a Major Road Less Important than a Motorway
2	Other Major Road
3	Secondary Road
4	Local Connecting Road
5	Local Road of High Importance
6	Local Road
7	Local Road of Minor Importance

Annexe Tableau 1 : Classe « *frc* »

Annexe 2 : Signification des classes « *fow* »

Classe <i>fow</i>	Signification
1	Part of Motorway
2	Part of Multi Carriageway which is not a Motorway
3	Part of a single Carriageway (default)
4	Part of Roundabout
6	Part of an Enclosed Traffic Area (ETA): parking place
7	Part of an ETA: Parking Garage (Building)
10	Part of a Slip Road
11	Part of a Service Road
12	Entrance / Exit to / from a Car Park
14	Part of a Pedestrian Zone
17	Special Traffic Figures

Annexe Tableau 2 : Classe « *fow* »

Annexe 3 : Algorithme d'amélioration des itinéraires

Algorithm C1 Trip enhancement

```

1: Define subset trips = both continuous temporal and discontinuous spatial trips
2: for trip  $\epsilon$  subset trips do:                                Loops to each trip in the subset
3:   Extract start and end nodes of each edge traveled
4:   for edge  $e$  and  $e + 1$  traveled  $\epsilon$  trip do:                Loops to each consecutive edge traveled in the selected trip
5:     if the end node of edge  $e \neq$  the start node of edge  $e + 1$  then:
6:       Compute SP with Dijkstra algorithm
7:       if SP > threshold then:
8:         Stock Vehicle ID of the trip
9: return all discontinuous trip enhanced
10: Remove trips with SP > threshold

```

Annexe Tableau 3 : Algorithme d'amélioration des itinéraires

Annexe 4 : Analyse descriptive des émissions des itinéraires réels

Polluant	Véhicule	Moyenne	Ecart-type	Minimum	25 ^{ème} percentile	50 ^{ème} percentile	75 ^{ème} percentile	Maximum
CO ₂ (kg)	Véhicule moyen	1.44	0.58	0.21	1.00	1.38	1.88	4.20
	Grand SUV Diesel Euro 5	1.64	0.66	0.23	1.14	1.57	2.14	4.77
	Citadine Diesel Euro 4	1.20	0.49	0.17	0.84	1.15	1.57	3.51
	Citadine Diesel Euro 5	1.20	0.49	0.17	0.84	1.15	1.57	3.51
	Citadine Essence Euro 5	1.31	0.52	0.21	0.91	1.26	1.68	3.82
Carburant (litre)	Véhicule moyen	0.20	0.08	0.03	0.14	0.19	0.26	0.57
	Grand SUV Diesel Euro 5	0.24	0.09	0.03	0.16	0.23	0.31	0.69
	Citadine Diesel Euro 4	0.17	0.07	0.02	0.12	0.17	0.23	0.51
	Citadine Diesel Euro 5	0.17	0.07	0.02	0.12	0.17	0.23	0.51
	Citadine Essence Euro 5	0.19	0.07	0.03	0.13	0.18	0.24	0.55
NO _x (g)	Véhicule moyen	4.26	1.74	0.56	2.94	4.05	5.66	12.39
	Grand SUV Diesel Euro 5	4.71	1.87	0.66	3.27	4.54	6.06	13.94
	Citadine Diesel Euro 4	4.38	1.74	0.62	3.05	4.24	5.63	12.93
	Citadine Diesel Euro 5	4.71	1.87	0.66	3.27	4.54	6.06	13.94
	Citadine Essence Euro 5	0.20	0.08	0.03	0.13	0.19	0.24	0.62

PM ₁₀ (g)	Véhicule moyen	0.09	0.04	0.01	0.06	0.09	0.12	0.26
	Grand SUV Diesel Euro 5	18.17e-3	7.15e-3	3.31e-3	12.51e-3	17.74e-3	22.99e-3	54.86e-3
	Citadine Diesel Euro 4	0.23	0.09	0.03	0.16	0.22	0.30	0.67
	Citadine Diesel Euro 5	18.17e-3	7.15e-3	3.31e-3	12.51e-3	17.74e-3	22.99e-3	54.86e-3
	Citadine Essence Euro 5	11.39e-3	4.58e-3	1.55e-3	7.96e-3	10.92e-3	14.85e-3	33.67e-3

Annexe Tableau 4 : Analyse descriptive des émissions issues des itinéraires réels de la base de données.

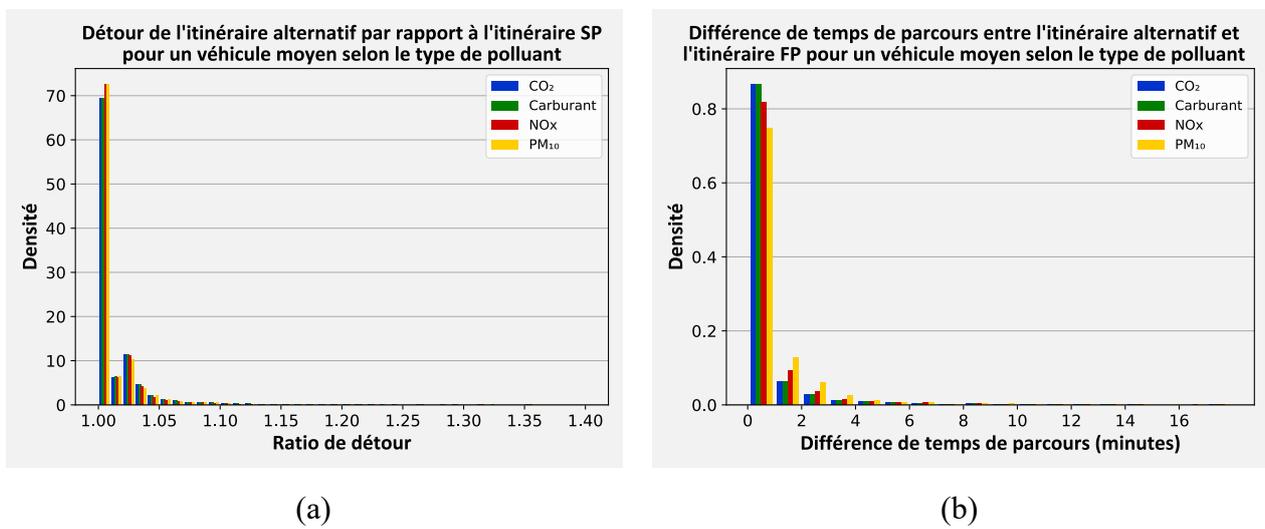
Annexe 5 : Analyse descriptive des émissions des itinéraires alternatifs

Polluant	Véhicule	Moyenne	Ecart-type	Minimum	25 ^{ème} percentile	50 ^{ème} percentile	75 ^{ème} percentile	Maximum
CO ₂ (kg)	Véhicule moyen	1.37	0.55	0.20	0.95	1.30	1.87	3.18
	Grand SUV Diesel Euro 5	1.56	0.63	0.23	1.08	1.48	2.13	3.62
	Citadine Diesel Euro 4	1.15	0.46	0.17	0.79	1.09	1.56	2.66
	Citadine Diesel Euro 5	1.15	0.46	0.17	0.79	1.09	1.56	2.66
	Citadine Essence Euro 5	1.25	0.49	0.19	0.87	1.19	1.67	2.97
Carburant (litre)	Véhicule moyen	0.19	0.07	0.03	0.13	0.18	0.26	0.44
	Grand SUV Diesel Euro 5	0.22	0.09	0.03	0.15	0.21	0.31	0.52
	Citadine Diesel Euro 4	0.16	0.07	0.02	0.11	0.16	0.22	0.38
	Citadine Diesel Euro 5	0.16	0.07	0.02	0.11	0.16	0.22	0.38
	Citadine Essence Euro 5	0.18	0.07	0.03	0.12	0.17	0.24	0.42
NO _x (g)	Véhicule moyen	4.06	1.65	0.56	2.78	3.86	5.59	9.22
	Grand SUV Diesel Euro 5	4.49	1.76	0.66	3.16	4.31	5.95	10.79
	Citadine Diesel Euro 4	4.17	1.63	0.62	2.92	4.00	5.51	10.08
	Citadine Diesel Euro 5	4.49	1.76	0.66	3.16	4.31	5.95	10.79
	Citadine Essence Euro 5	0.19	0.07	0.03	0.13	0.18	0.23	0.51

PM ₁₀ (g)	Véhicule moyen	0.09	0.03	0.01	0.06	0.08	0.12	0.19
	Grand SUV Diesel Euro 5	17.25e-3	6.54e-3	3.09e-3	12.04e-3	16.88e-3	22.09e-3	45.73e-3
	Citadine Diesel Euro 4	0.22	0.09	0.03	0.15	0.21	0.30	0.50
	Citadine Diesel Euro 5	17.25e-3	6.54e-3	3.09e-3	12.04e-3	16.88e-3	22.09e-3	45.73e-3
	Citadine Essence Euro 5	10.89e-3	4.33e-3	1.55e-3	7.60e-3	10.37e-3	14.67e-3	25.55e-3

Annexe Tableau 5 : Analyse descriptive des émissions issues des itinéraires alternatifs de la base de données.

Annexe 6 : Distribution des $DR_{alterSP}$ et des $\Delta TT_{alterFP}$



Annexe Figure 1 : Impact de l'itinéraire alternatif sur la distance et le temps de parcours resp. par rapport aux itinéraires SP et FP pour un véhicule moyen selon le type de polluant : (a) Distribution des ratios de détour $DR_{alterSP}$; (b) Distribution des différences de temps de parcours $\Delta TT_{alterFP}$.

Annexe 7 : Evolution de ΔTTT et ΔTTD

Polluant	Pénétration	ΔTTT	ΔTTD	ΔTE
CO ₂	10%	6,49%	4,10%	4,53%
	20%	6,50%	7,38%	7,33%
	30%	-15,03%	10,60%	7,18%
	40%	NA	NA	NA
	50%	NA	NA	NA
FC	10%	6,78%	4,10%	4,57%
	20%	5,97%	7,38%	7,25%
	30%	-13,74%	10,60%	7,28%
	40%	NA	NA	NA
	50%	NA	NA	NA

NO_x	10%	6,54%	4,15%	4,46%
	20%	-8,57%	7,63%	5,88%
	30%	-67,82%	10,78%	5,06%
	40%	NA	NA	NA
	50%	NA	NA	NA
PM₁₀	10%	6,65%	4,15%	4,42%
	20%	-0,02%	7,68%	6,91%
	30%	-21,18%	10,73%	7,50%
	40%	NA	NA	NA
	50%	NA	NA	NA
Multi-polluants	10%	6,72%	4,13%	4,51%
	20%	1,17%	7,51%	6,84%
	30%	-35,11%	10,71%	6,00%
	40%	NA	NA	NA
	50%	NA	NA	NA

Annexe Tableau 6 : Evolution de ΔTTT et ΔTTD de l'itération 1 pour tous les polluants en fonction du taux de pénétration des éco-itinéraires.

Bibliographie

1. Jouanna, J. *Hippocrate: Airs, eaux, lieux*; Collection des universités de France; Les Belles Lettres, **1996**; ISBN 978-2-251-00451-8.
2. Fontaine, P. Vitruve. De l'architecture. Livre 1. Texte Établi, Traduit et Commenté Par Fleury (Philippe). *Revue belge de Philologie et d'Histoire* **1996**, 74, 211–212.
3. Smith, R.A. *Air and Rain: The Beginnings of a Chemical Climatology*; Landmarks of science; Longmans, Green, and Company, 1872.
4. Boulet, D. *Entreprises et Environnement En France de 1960 à 1990: Les Chemins d'un Prise de Conscience*; Travaux de sciences sociales; Librairie Droz, 2006; ISBN 978-2-600-01075-7.
5. IARC Monographs Working Group *Air Pollution and Cancer*; International Agency for Research on Cancer: Lyon, 2013; ISBN 978-92-832-2161-6.
6. IARC Monographs Working Group *Outdoor Air Pollution*; International Agency for Research on Cancer, 2016; ISBN 978-92-832-0175-5.
7. Zelm, R. van; Preiss, P.; Goethem, T. van; Dingenen, R.V.; Huijbregts, M. Regionalized Life Cycle Impact Assessment of Air Pollution on the Global Scale: Damage to Human Health and Vegetation. *Atmospheric Environment* **2016**, 134, 129–137, doi:https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2016.03.044.
8. Rai, P.K. Impacts of Particulate Matter Pollution on Plants: Implications for Environmental Biomonitoring. *Ecotoxicology and Environmental Safety* **2016**, 129, 120–136, doi:https://doi.org/10.1016/j.ecoenv.2016.03.012.
9. Popek, R.; Przybysz, A.; Gawrońska, H.; Klamkowski, K.; Gawroński, S.W. Impact of Particulate Matter Accumulation on the Photosynthetic Apparatus of Roadside Woody Plants Growing in the Urban Conditions. *Ecotoxicology and Environmental Safety* **2018**, 163, 56–62, doi:https://doi.org/10.1016/j.ecoenv.2018.07.051.
10. Monks, P.; Archibald, A.; Colette, A.; Cooper, O.; Coyle, M.; Derwent, R.; Fowler, D.; Granier, C.; Law, K.; Mills, G.; et al. Tropospheric Ozone and Its Precursors from the Urban to the Global Scale from Air Quality to Short-Lived Climate Forcer. *Atmospheric Chemistry and Physics* **2015**, 15, doi:10.5194/acp-15-8889-2015.
11. IPCC. *Climate Change 2014: Synthesis Report*; Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, R.K. Pachauri and L.A. Meyer (eds.)]. Intergovernmental Panel on Climate Change: Geneva, Switzerland, **2015**, ISBN 978-92-9169-143-2.
12. Citepa, 2023 Gaz à Effet de Serre et Polluants Atmosphériques. Bilan Des Émissions En France de 1990 à 2022. Rapport Secten. **2023**, 95–153.
13. Centre for Economics and Business Research (Cebr). *The future economic and environmental costs of gridlock in 2030*, **2014**, pp. 40-50.

14. Barth, M.; Boriboonsomsin, K.; Vu, A. Environmentally-Friendly Navigation. In Proceedings of the IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Proceedings, ITSC. **2007**. p. 684-689.
15. Ahn, K.; Rakha, H.A. Network-Wide Impacts of Eco-Routing Strategies: A Large-Scale Case Study. *Transportation Research Part D: Transport and Environment* **2013**, *25*, 119–130, doi:10.1016/j.trd.2013.09.006.
16. Zeng, W.; Miwa, T.; Morikawa, T. Prediction of Vehicle CO2 Emission and Its Application to Eco-Routing Navigation. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* **2016**, *68*, 194–214, doi:10.1016/j.trc.2016.04.007.
17. Wang, J.; Elbery, A.; Rakha, H.A. A Real-Time Vehicle-Specific Eco-Routing Model for on-Board Navigation Applications Capturing Transient Vehicle Behavior. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* **2019**, *104*, 1–21, doi:10.1016/j.trc.2019.04.017.
18. Guo, L.; Huang, S.; Sadek, A.W. An Evaluation of Environmental Benefits of Time-Dependent Green Routing in the Greater Buffalo–Niagara Region. *Journal of Intelligent Transportation Systems* **2013**, *17*, 18–30, doi:10.1080/15472450.2012.704336.
19. Rakha, H.A.; Ahn, K.; Moran, K. INTEGRATION Framework for Modeling Eco-Routing Strategies: Logic and Preliminary Results. *International Journal of Transportation Science and Technology* **2012**, *1*, 259–274, doi:10.1260/2046-0430.1.3.259.
20. Bandeira, J.M.; Fernandes, P.; Fontes, T.; Pereira, S.R.; Khattak, A.J.; Coelho, M.C. Exploring Multiple Eco-Routing Guidance Strategies in a Commuting Corridor. *International Journal of Sustainable Transportation* **2017**, *12*, 53–65, doi:10.1080/15568318.2017.1328545.
21. Ericsson, E.; Larsson, H.; Brundell-Freij, K. Optimizing Route Choice for Lowest Fuel Consumption – Potential Effects of a New Driver Support Tool. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* **2006**, *14*, 369–383, doi:10.1016/j.trc.2006.10.001.
22. Yao, E.; Song, Y. Study on Eco-Route Planning Algorithm and Environmental Impact Assessment. *Journal of Intelligent Transportation Systems* **2013**, *17*, 42–53, doi:10.1080/15472450.2013.747822.
23. Zeng, W.; Miwa, T.; Morikawa, T. Exploring Trip Fuel Consumption by Machine Learning from GPS and CAN Bus Data. **2015**.
24. Zeng, W.; Miwa, T.; Morikawa, T. Application of the Support Vector Machine and Heuristic K-Shortest Path Algorithm to Determine the Most Eco-Friendly Path with a Travel Time Constraint. *Transportation Research Part D: Transport and Environment* **2017**, *57*, 458–473, doi:10.1016/j.trd.2017.10.001.
25. Zeng, W.; Miwa, T.; Morikawa, T. Eco-Routing Problem Considering Fuel Consumption and Probabilistic Travel Time Budget. *Transportation Research Part D: Transport and Environment* **2020**, *78*, 102219, doi:10.1016/j.trd.2019.102219.
26. Sun, J.; Liu, H.X. Stochastic Eco-Routing in a Signalized Traffic Network. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* **2015**, *59*, 32–47, doi:10.1016/j.trc.2015.06.002.
27. Sugawara, S.; Niemeier, D.A. How Much Can Vehicle Emissions Be Reduced?: Exploratory Analysis of an Upper Boundary Using an Emissions-Optimized Trip Assignment. *Transportation Research Record* **2002**, *1815*, 29–37, doi:10.3141/1815-04.
28. Nguyen, M.H.; Armoogum, J.; Madre, J.-L.; Garcia, C. Reviewing Trip Purpose Imputation in GPS-Based Travel Surveys. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)* **2020**, *7*, 395–412, doi:https://doi.org/10.1016/j.jtte.2020.05.004.
29. Lin, M.; Hsu, W.-J. Mining GPS Data for Mobility Patterns: A Survey. *Pervasive and Mobile Computing* **2014**, *12*, 1–16, doi:https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2013.06.005.

30. Ashbrook, D.; Starner, T. Using GPS to Learn Significant Locations and Predict Movement across Multiple Users. *Personal and Ubiquitous Computing* **2003**, *7*, 275–286, doi:10.1007/s00779-003-0240-0.
31. D’Andrea, E.; Marcelloni, F. Detection of Traffic Congestion and Incidents from GPS Trace Analysis. *Expert Systems with Applications* **2017**, *73*, 43–56, doi:https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.12.018.
32. Erdelić, T.; Carić, T.; Erdelić, M.; Tišljarić, L.; Turković, A.; Jelušić, N. Estimating Congestion Zones and Travel Time Indexes Based on the Floating Car Data. *Computers, Environment and Urban Systems* **2021**, *87*, 101604, doi:https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2021.101604.
33. Castro, P.S.; Zhang, D.; Li, S. Urban Traffic Modelling and Prediction Using Large Scale Taxi GPS Traces. In Proceedings of the Pervasive Computing. Kay, J., Lukowicz, P., Tokuda, H., Olivier, P., Krüger, A., Éd. Springer Berlin Heidelberg: Berlin, Heidelberg, **2012**. p. 57-72.
34. Seppecher, M.; Leclercq, L.; Furno, A.; Lejri, D.; Da Rocha, T.V. Estimation of Urban Zonal Speed Dynamics from User-Activity-Dependent Positioning Data and Regional Paths. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* **2021**, *129*, 103183, doi:https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.103183.
35. Du, J.; Aultman-Hall, L. Increasing the Accuracy of Trip Rate Information from Passive Multi-Day GPS Travel Datasets: Automatic Trip End Identification Issues. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **2007**, *41*, 220–232, doi:https://doi.org/10.1016/j.tra.2006.05.001.
36. Zhang, J.; Wang, F.-Y.; Wang, K.; Lin, W.-H.; Xu, X.; Chen, C. Data-Driven Intelligent Transportation Systems: A Survey. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* **2011**, *12*, 1624–1639, doi:10.1109/TITS.2011.2158001.
37. Leclercq, L.; Chiabaut, N.; Trinquier, B. Macroscopic Fundamental Diagrams: A Cross-Comparison of Estimation Methods. *Transportation Research Part B: Methodological* **2014**, *62*, 1–12, doi:https://doi.org/10.1016/j.trb.2014.01.007.
38. Symuvia Available online: <https://github.com/licit-lab/symuvia>.
39. Hausberger, S.; Rodler, J.; Sturm, P.; Rexeis, M. Emission Factors for Heavy-Duty Vehicles and Validation by Tunnel Measurements. *Atmospheric Environment* **2003**, *37*, 5237–5245, doi:10.1016/j.atmosenv.2003.05.002.
40. Zallinger, M.S.; Le Anh, T. Improving an Instantaneous Emission Model for Passenger Cars. In Proceedings of the 14th Symposium Transport and Air Pollution. Verlag der Technischen Universität Graz **2005**, *85/I*, 166–167.
41. Barth, M.; An, F.; Younglove, T.; Scora, G.; Levine, C.; Ross, M.; Wenzel, T.P. *Development of a Comprehensive Modal Emissions Model*; **2000**.
42. AVL Vehicle Driveline Simulation Available online: <https://www.avl.com/cruise> (accessed on 2 January 2022).
43. Tu, R.; Kamel, I.; Wang, A.; Abdulhai, B.; Hatzopoulou, M. Development of a Hybrid Modelling Approach for the Generation of an Urban On-Road Transportation Emission Inventory. *Transportation Research Part D: Transport and Environment* **2018**, *62*, 604–618, doi:https://doi.org/10.1016/j.trd.2018.04.011.
44. Lejri, D.; Can, A.; Schiper, N.; Leclercq, L. Accounting for Traffic Speed Dynamics When Calculating COPERT and PHEM Pollutant Emissions at the Urban Scale. *Transportation Research Part D: Transport and Environment* **2018**, *63*, 588–603, doi:https://doi.org/10.1016/j.trd.2018.06.023.
45. Boulter, P.; McCrae, I. ARTEMIS: Assessment and Reliability of Transport Emission Models and Inventory Systems-Final Report. *TRL Published Project Report* **2007**.

46. Hausberger, S. Emission Factors from the Model PHEM for the HBEFA Version 3. **2009**.
47. Ntziachristos, L.; Gkatzoflias, D.; Kouridis, C.; Samaras, Z. COPERT: A European Road Transport Emission Inventory Model. In *Proceedings of the Information Technologies in Environmental Engineering*; Athanasiadis, I.N., Rizzoli, A.E., Mitkas, P.A., Gómez, J.M., Eds.; Springer Berlin Heidelberg: Berlin, Heidelberg, 2009; pp. 491–504.
48. Rodriguez-Rey, D.; Guevara, M.; Linares, M.P.; Casanovas, J.; Salmerón, J.; Soret, A.; Jorba, O.; Tena, C.; García-Pando, C.P. A Coupled Macroscopic Traffic and Pollutant Emission Modelling System for Barcelona. *Transportation Research Part D: Transport and Environment* **2021**, *92*, 102725, doi:<https://doi.org/10.1016/j.trd.2021.102725>.
49. Wardrop, J.G.; Charlesworth, G. A Method of Estimating Speed and Flow of Traffic from a Moving Vehicle. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers* **1954**, *3*, 158–171, doi:10.1680/ipeds.1954.11628.
50. Wright, C. A Theoretical Analysis of the Moving Observer Method. *Transportation Research* **1973**, *7*, 293–311, doi:10.1016/0041-1647(73)90019-1.
51. Mediamobile Available online: <https://fr.wikipedia.org/wiki/Mediamobile> (accessed on 25 September 2022).
52. INSEE Population En 2017 Recensement de La Population Available online: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/4515539?sommaire=4516122> (accessed on 10 January 2022).
53. Laña, I.; Olabarrieta, I. (Iñaki); Vélez, M.; Del Ser, J. On the Imputation of Missing Data for Road Traffic Forecasting: New Insights and Novel Techniques. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* **2018**, *90*, 18–33, doi:10.1016/j.trc.2018.02.021.
54. Bae, B.; Kim, H.; Lim, H.; Liu, Y.; Han, L.D.; Freeze, P.B. Missing Data Imputation for Traffic Flow Speed Using Spatio-Temporal Cokriging. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* **2018**, *88*, 124–139, doi:10.1016/j.trc.2018.01.015.
55. Zheng, L.; Huang, H.; Zhu, C.; Zhang, K. A Tensor-Based K -Nearest Neighbors Method for Traffic Speed Prediction under Data Missing. *Transportmetrica B: Transport Dynamics* **2020**, *8*, 182–199, doi:10.1080/21680566.2020.1732247.
56. Tang, J.; Zhang, G.; Wang, Y.; Wang, H.; Liu, F. A Hybrid Approach to Integrate Fuzzy C-Means Based Imputation Method with Genetic Algorithm for Missing Traffic Volume Data Estimation. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* **2015**, *51*, 29–40, doi:10.1016/j.trc.2014.11.003.
57. Li, L.; Li, Y.; Li, Z. Efficient Missing Data Imputing for Traffic Flow by Considering Temporal and Spatial Dependence. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* **2013**, *34*, 108–120, doi:10.1016/j.trc.2013.05.008.
58. Courmont, A. Plateforme, big data et recomposition du gouvernement urbain: Les effets de Waze sur les politiques de régulation du trafic. *Revue française de sociologie* **2018**, *Vol. 59*, 423–449, doi:10.3917/rfs.593.0423.
59. Dijkstra, E.W. A Note on Two Problems in Connexion with Graphs. *Numerische Mathematik* **1959**, *1*, 269–271, doi:10.1007/BF01386390.
60. Lin, I.; He, R.; Kornhauser, A.L. Estimating Nationwide Link Speed Distribution Using Probe Position Data. *Journal of Intelligent Transportation Systems* **2008**, *12*, 29–37, doi:10.1080/15472450701849667.
61. Du, J.; Aultman-Hall, L. Increasing the Accuracy of Trip Rate Information from Passive Multi-Day GPS Travel Datasets: Automatic Trip End Identification Issues. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **2007**, *41*, 220–232, doi:10.1016/j.tra.2006.05.001.

62. Zhang, J.; Wang, F.-Y.; Wang, K.; Lin, W.-H.; Xu, X.; Chen, C. Data-Driven Intelligent Transportation Systems: A Survey. *IEEE Trans. Intell. Transport. Syst.* **2011**, *12*, 1624–1639, doi:10.1109/TITS.2011.2158001.
63. Paipuri, M.; Xu, Y.; González, M.C.; Leclercq, L. Estimating MFDs, Trip Lengths and Path Flow Distributions in a Multi-Region Setting Using Mobile Phone Data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* **2020**, *118*, 102709, doi:https://doi.org/10.1016/j.trc.2020.102709.
64. Borge, R.; de Miguel, I.; de la Paz, D.; Lumbreras, J.; Pérez, J.; Rodríguez, E. Comparison of Road Traffic Emission Models in Madrid (Spain). *Atmospheric Environment* **2012**, *62*, 461–471, doi:10.1016/j.atmosenv.2012.08.073.
65. Samaras, C.; Ntziachristos, L.; Samaras, Z. COPERT Micro: a Tool to Calculate Vehicle Emissions in Urban Areas. In *Energy and Environment*; **2016**; p. 401-415 ISBN 978-1-78630-026-3.
66. Samaras, C.; Tsokolis, D.; Toffolo, S.; Garcia-Castro, A.; Vock, C.; Ntziachristos, L.; Samaras, Z. Limits of applicability of COPERT model to short links and congested conditions. **2014**.
67. Lejri, D.; Leclercq, L. Are Average Speed Emission Functions Scale-Free? *Atmospheric Environment* **2020**, *224*, 117324, doi:10.1016/j.atmosenv.2020.117324.
68. Tibshirani, R. Regression Shrinkage Selection via the LASSO. *Journal of the Royal Statistical Society Series B* **2011**, *73*, 273–282, doi:10.2307/41262671.
69. Leclercq, L. Hybrid Approaches to the Solutions of the “Lighthill–Whitham–Richards” Model. *Transportation Research Part B: Methodological* **2007**, *41*, 701–709, doi:10.1016/j.trb.2006.11.004.
70. Leclercq, L. Bounded Acceleration Close to Fixed and Moving Bottlenecks. *Transportation Research Part B: Methodological* **2007**, *41*, 309–319, doi:10.1016/j.trb.2006.05.001.
71. Chevallier, E.; Leclercq, L. A Macroscopic Theory for Unsignalized Intersections. *Transportation Research Part B: Methodological* **2007**, *41*, 1139–1150, doi:10.1016/j.trb.2007.05.003.
72. Laval, J.A.; Leclercq, L. Microscopic Modeling of the Relaxation Phenomenon Using a Macroscopic Lane-Changing Model. *Transportation Research Part B: Methodological* **2008**, *42*, 511–522, doi:10.1016/j.trb.2007.10.004.
73. Chiabaut, N.; Xie, X.; Leclercq, L. Road Capacity and Travel Times with Bus Lanes and Intermittent Priority Activation: Analytical Investigations. *Transportation Research Record* **2012**, *2315*, 182–190, doi:10.3141/2315-19.
74. Chevallier, E.; Leclercq, L. Microscopic Dual-Regime Model for Single-Lane Roundabouts. *J. Transp. Eng.* **2009**, *135*, 386–394, doi:10.1061/(ASCE)0733-947X(2009)135:6(386).
75. Can, A.; Aumond, P.; Bécarie, C.; Leclercq, L. Approche dynamique pour l’étude de l’emprise spatiale du bruit de trafic routier aux heures de pointe. *RTS - Recherche Transports Sécurité* **2020**, 11 pages, doi:10.25578/RTS_ISSN1951-6614_2020-05.
76. Can, A.; Leclercq, L.; Lelong, J. Dynamic Estimation of Urban Traffic Noise: Influence of Traffic and Noise Source Representations. *Applied Acoustics* **2008**, *69*, 858–867, doi:10.1016/j.apacoust.2007.05.014.
77. Can, A.; Leclercq, L.; Lelong, J.; Defrance, J. Accounting for Traffic Dynamics Improves Noise Assessment: Experimental Evidence. *Applied Acoustics* **2009**, *70*, 821–829, doi:10.1016/j.apacoust.2008.09.020.

78. Can, A.; Leclercq, L.; Lelong, J.; Botteldooren, D. Traffic Noise Spectrum Analysis: Dynamic Modeling vs. Experimental Observations. *Applied Acoustics* **2010**, *71*, 764–770, doi:10.1016/j.apacoust.2010.04.002.
79. Batista, S.F.A.; Leclercq, L. Regional Dynamic Traffic Assignment with Bounded Rational Drivers as a Tool for Assessing the Emissions in Large Metropolitan Areas. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives* **2020**, *8*, 100248, doi:10.1016/j.trip.2020.100248.
80. Krug, J.; Burianne, A.; Bécarie, C.; Leclercq, L. Refining Trip Starting and Ending Locations When Estimating Travel-Demand at Large Urban Scale. *Journal of Transport Geography* **2021**, *93*, 103041, doi:10.1016/j.jtrangeo.2021.103041.
81. Leclercq, L.; Ladino, A.; Becarie, C. Enforcing Optimal Routing through Dynamic Avoidance Maps. *Transportation Research Part B: Methodological* **2021**, *149*, 118–137, doi:10.1016/j.trb.2021.05.002.
82. Wardrop, J.G.; Whitehead, J.I. Correspondence. Some Theoretical Aspects of Road Traffic Research. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers* **1952**, *1*, 767–768, doi:10.1680/ipeds.1952.11362.
83. Smeed, R.J. Review of Studies in the Economics of Transportation, by M. Beckmann, C. B. McGuire, C. B. Winsten, & T. C. Koopmans. *The Economic Journal* **1957**, *67*, 116–118.
84. Sheffi, Y. *Urban Transportation Networks: Equilibrium Analysis With Mathematical Programming Methods*; 1984; ISBN 0-13-939729-9.
85. Mounce, R.; Carey, M. On the Convergence of the Method of Successive Averages for Calculating Equilibrium in Traffic Networks. *Transportation Science* **2015**, *49*, 535–542, doi:10.1287/trsc.2014.0517.
86. Codina, E.; Rosell, F. A Heuristic Method for a Congested Capacitated Transit Assignment Model with Strategies. *Transportation Research Part B: Methodological* **2017**, *106*, 293–320, doi:10.1016/j.trb.2017.07.008.
87. Balzer, L.; Leclercq, L. Modal Equilibrium of a Tradable Credit Scheme with a Trip-Based MFD and Logit-Based Decision-Making. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* **2022**, *139*, 103642, doi:https://doi.org/10.1016/j.trc.2022.103642.
88. Ren, H.; Song, Y.; Long, J.; Si, B. A New Transit Assignment Model Based on Line and Node Strategies. *Transportation Research Part B: Methodological* **2021**, *150*, 121–142, doi:10.1016/j.trb.2021.05.018.